T.C.

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ

HİBRİT ENERJİ SANTRALLERİNDE OPTİMUM ÜRETİM PLANLAMASINA YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TABANLI OPTİMİZASYON ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Kira KARABANOVA

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

HAZIRAN 2026

ANTALYA

T.C.

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ



HİBRİT ENERJİ SANTRALLERİNDE OPTİMUM ÜRETİM PLANLAMASINA YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TABANLI OPTİMİZASYON ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Kira KARABANOVA

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

HAZIRAN 2026

ANTALYA

T.C.

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

HİBRİT ENERJİ SANTRALLERİNDE OPTİMUM ÜRETİM PLANLAMASINA YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TABANLI OPTİMİZASYON ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Kira KARABANOVA

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

Bu tez herhangi bir kurum veya kuruluş tarafından desteklenmemiştir.

HAZIRAN 2026

T.C.

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

HİBRİT ENERJİ SANTRALLERİNDE OPTİMUM ÜRETİM PLANLAMASINA YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TABANLI OPTİMİZASYON ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Kira KARABANOVA

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

Bu tez 26/06/2026 tarihinde jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

Doç. Dr. H. Feza CARLAK

Prof. Dr. Şükrü ÖZEN

Prof. Dr. Evren EKMEKÇİ

Prof. Dr. Övünç POLAT

Doç. Dr. Umut TİLKİ

ÖZET

HİBRİT ENERJİ SANTRALLERİNDE OPTİMUM ÜRETİM PLANLAMASINA YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TABANLI OPTİMİZASYON ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Kira KARABANOVA

Doktora Tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Hamza Feza CARLAK

Haziran 2026; 126 sayfa.

Çalışma kapsamında yenilenebilir enerji kaynaklarına dayalı otonom hibrit enerji sistemlerinin optimizasyon etkinliğinin artırılması problemi ele alınmaktadır. Güneş radyasyonu, hava sıcaklığı ve rüzgâr hızı gibi iklim parametrelerinin yüksek değişkenliği nedeniyle enerji üretiminin doğru tahmin edilmesinin zorlaşması ve bu durumun geleneksel yaklaşımlarda kurulu gücün gereğinden fazla artırılmasına yol açması tez çalışmasının motivasyonunu oluşturmaktadır.

Çalışmanın amacı, meteorolojik parametrelerin tahmininin optimizasyon sürecine entegre edilmesi yoluyla iklimsel belirsizliklerin dikkate alınmasını sağlayan bir yaklaşım geliştirmektir. Bu kapsamda, güneş radyasyonu, hava sıcaklığı ve rüzgâr hızının tahmini için Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) modeli kullanılmış ve elde edilen tahmin verileri doğrudan optimizasyon modeline dahil edilmiştir.

Genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu ve kısıt ihlallerini önlemeye yönelik çözüm eleme mekanizmasını bir araya getiren CDI-GA-PSO adlı hibrit bir optimizasyon algoritması önerilmiştir. Geliştirilen algoritma, teknik, ekonomik ve işletme kısıtlarını dikkate alarak sistemin optimal konfigürasyonunun belirlenmesini sağlamaktadır.

Elde edilen optimizasyon sonuçlarına göre, maksimum yükü 395 kW olan bir sistem için optimal konfigürasyon; 1400 kW fotovoltaik kapasite, 50 kW rüzgâr türbini, 2076,85 kWh batarya kapasitesi ve 341,27 kW dizel jeneratörden oluşmaktadır. Bu yapı ile yenilenebilir enerji payı %70,02, dizel üretim payı %29,98 ve güvenilirlik göstergesi LPSP = 0,01956 olarak elde edilmiştir. Birim enerji maliyeti 0,14 USD/kWh olarak hesaplanmıştır.

HOMER Pro yazılımı ile yapılan karşılaştırmalı analiz, önerilen yöntemin sermaye maliyetlerini yaklaşık %11 ve enerji maliyetini yaklaşık %9 oranında azaltabildiğini göstermektedir.

Gerçek bir hibrit enerji sistemi üzerinde gerçekleştirilen doğrulama çalışmaları, model sonuçları ile ölçüm verileri arasında genel olarak yüksek düzeyde uyum olduğunu ortaya koymuştur. Tahmin hatalarının günlük bazda 100–500 kWh, bazı durumlarda ise 800–1000 kWh seviyesine ulaşmasına rağmen sistemin kararlı şekilde çalıştığı ve tanımlanan kısıtları sağladığı belirlenmiştir.

Sonuç olarak, önerilen yaklaşım hibrit enerji sistemlerinin tasarım doğruluğunu artırmakta, kurulu gücün aşırı artırılmasını önlemekte ve iklimsel belirsizlikler altında yenilenebilir enerji kaynaklarının daha etkin kullanımını sağlamaktadır.

ANAHTAR KELİMELER: Enerji üretimi, Hibrit enerji sistemleri, Makine öğrenmesi, Optimizasyon algoritmaları, Yapay zekâ, Yenilenebilir enerji.

JÜRİ: Doç. Dr. Hamza Feza CARLAK

Prof. Dr. Şükrü ÖZEN

Prof. Dr. Evren EKMEKÇİ

Prof. Dr. Övünç POLAT

Doç. Dr. Umut TİLKİ

ABSTRACT

DEVELOPMENT OF AN ARTİFİCİAL INTELLİGENCE-BASED OPTİMİZATİON ALGORİTHM FOR OPTİMAL GENERATİON PLANNİNG İN HYBRİD POWER PLANTS

Kira KARABANOVA

PhD Thesis in the Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Hamza Feza CARLAK

June 2026; 126 pages.

This doctoral thesis addresses the problem of improving the optimization efficiency of autonomous hybrid energy systems based on renewable energy sources. The relevance of the study is driven by the high variability of climatic parameters, such as solar radiation, air temperature, and wind speed, which complicates accurate energy production forecasting and leads to excessive installed capacity in conventional approaches.

The objective of this research is to develop an approach that incorporates the uncertainty of climatic conditions into the optimization process by integrating meteorological parameter forecasting. For this purpose, a Multi-Layer Perceptron (MLP) model is employed to predict solar radiation, air temperature, and wind speed, and the obtained forecast data are directly integrated into the optimization model.

A hybrid optimization algorithm, CDI-GA-PSO, combining a Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization, and a constraint-driven invalidation mechanism, is proposed in this study. The developed algorithm enables the determination of an optimal system configuration while satisfying technical, economic, and operational constraints.

The optimization results show that for a system with a maximum load of 395 kW, the optimal configuration consists of a 1400 kW photovoltaic system, a 50 kW wind turbine, a 2076.85 kWh battery system, and a 341.27 kW diesel generator. The resulting system achieves a renewable energy share of 70.02%, a diesel generation share of 29.98%, and a reliability index of LPSP = 0.01956. The levelized cost of energy is calculated as 0.14 USD/kWh.

A comparative analysis with results obtained using HOMER Pro software demonstrates that the proposed method reduces capital costs by approximately 11% and the cost of energy by approximately 9%.

Validation using real hybrid energy system data confirms a high level of agreement between modeled and measured results. Despite forecasting errors reaching 100–500 kWh per day and up to 800–1000 kWh in some cases, the system maintains stable operation and satisfies the defined constraints.

In conclusion, the proposed approach improves the design accuracy of hybrid energy systems, prevents excessive capacity oversizing, and enables more efficient utilization of renewable energy sources under climatic uncertainty.

KEYWORDS: Artificial intelligence, Energy production, Hybrid energy systems, Machine learning, Optimization algorithms, Renewable energy.

COMMITTEE: Assoc. Prof. Dr. Hamza Feza CARLAK

Prof. Dr. Şükrü ÖZEN

Prof. Dr. Evren EKMEKÇİ

Prof. Dr. Övünç POLAT

Assoc. Prof. Dr. Umut TİLKİ

ÖNSÖZ

Bu tez çalışması, hibrit enerji sistemlerinin daha etkin ve güvenilir biçimde tasarlanmasına katkı sağlamak amacıyla gerçekleştirilmiştir. Yenilenebilir enerji kaynaklarının artan önemi ve enerji sistemlerinde belirsizliklerin azaltılması gerekliliği, bu konunun seçilmesinde temel motivasyon olmuştur. Çalışma süresince, teorik bilgi ile uygulamaya yönelik yaklaşımların bir arada değerlendirilmesine özel önem verilmiştir.

Tez çalışmasının yürütülmesi süreci, yalnızca akademik değil, aynı zamanda kişisel gelişim açısından da önemli bir deneyim olmuştur. Çalışma boyunca edinilen bilgi ve kazanılan deneyimler, araştırmanın sistematik ve tutarlı biçimde tamamlanmasına katkı sağlamıştır.

Bu tez çalışmasının hazırlanmasında değerli bilgi ve yönlendirmeleriyle katkı sağlayan danışmanım Doç. Dr. Hamza Feza CARLAK'a içtenlikle teşekkür ederim. Ayrıca jüri üyelerine, değerli zamanları ve yapıcı değerlendirmeleri için teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez, bana her zaman benden daha fazla inanan ve mesleki birikimiyle yol gösteren babama ithaf edilmiştir.

İÇİNDEKİLER

ÖZET i
ABSTRACT iii
ÖNSÖZ v
AKADEMİK BEYAN ix
SİMGELER VE KISALTMALAR x
ŞEKİLLER DİZİNİ xvi
ÇİZELGELER DİZİNİ xvii
1. GİRİŞ 1
2. KAYNAK TARAMASI 4
2.1. Hibrit Enerji Sistemlerinin Yapısı ve Çalışma Prensipleri 4
2.1.1. PV–Rüzgar–Batarya–Dizel Sistemleri 5
2.1.2. Hibrit Enerji Sistemlerinde Tasarım ve İşletme Zorlukları 6
2.2. Yenilenebilir Enerji Sistemlerinde İklim Verilerinin Rolü 7
2.2.1. Fotovoltaik Enerji Üretimini Etkileyen İklimsel Parametreler 8
2.2.2. İklim Parametrelerinin Rüzgar Enerjisi Üretimine Etkisi 9
2.2.3. İklimsel Belirsizliklerin Sistem Performansına Etkisi 10
2.3. Hava Durumu ve Enerji Üretimi Tahmin Yöntemleri 11
2.3.1. Klasik İstatistiksel Tahmin Yaklaşımları 12
2.3.2. Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Tabanlı Yaklaşımlar 14
2.3.3. MLP Tabanlı Tahmin Modelleri ve Güncel Çalışmalar 17
2.4. Hibrit Enerji Sistemlerinin Optimizasyonu 18
2.4.1. Sistem Boyutlandırma ve İşletme Optimizasyonu 19
2.4.2. Tek Amaçlı ve Çok Amaçlı Optimizasyon Problemleri 20
2.4.3. Ekonomik ve Güvenilirlik Temelli Optimizasyon Kriterleri 21
2.5. Meta-Sezgisel Optimizasyon Algoritmaları 22
2.5.1. Genetik Algoritma (GA) 22
2.5.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) 23
2.5.3. GA–PSO Hibrit Algoritmaları ve Enerji Sistemlerindeki Uygulamaları 25
2.6. Literatür Bağlamında Çalışmanın Kuramsal ve Yöntemsel Konumu 26
3. MATERYAL VE METOT 29
3.1. Araştırma Metodolojisi 29

3.1.1. Genel Yaklaşım ve Çalışma Akışı 30
3.1.2. Kullanılan Veri Setleri ve Ön İşleme 32
3.1.3. MLP Tabanlı İklim Parametreleri Tahmini 34
3.2. Optimizasyon Probleminin Tanımı 35
3.2.1. Karar Değişkenleri 37
3.2.2. Amaç Fonksiyonları 38
3.2.3. Kısıtlar ve İşletme Koşulları 40
3.3. CDI-GA-PSO Optimizasyon Algoritması 42
3.3.1. Algoritmanın Genel Yapısı 42
3.3.2. GA ve PSO Bileşenleri 45
3.3.3. CDI Mekanizması ve Ön Eleme Süreci 46
3.4. Hibrit Enerji Sisteminin Matematiksel Modellenmesi 49
3.4.1. Fotovoltaik Sistem Modeli 50
3.4.2. Rüzgar Türbini Modeli 50
3.4.3. Dizel Jeneratör Modeli 52
3.4.4. Akü Bankası Modeli 52
4. BULGULAR 54
4.1. MLP Tabanlı İklim Parametreleri Tahmin Sonuçları 54
4.2. CDI-GA-PSO Algoritması ile Elde Edilen Optimizasyon Sonuçları 64
4.3. Optimum Hibrit Enerji Sisteminin Performans Değerlendirmesi 73
4.4. Gerçek Orta Ölçekli Hibrit Enerji Sistemi Üzerinde Doğrulama Sonuçları 76
5. TARTIŞMA 82
5.1. Literatür kapsamında Sonuçların Değerlendirilmesi 82
5.2. MLP Tabanlı İklim Tahminlerinin Optimizasyon Sonuçlarına Etkisi 83
5.3. Önerilen CDI-GA-PSO Algoritmasının Performans Değerlendirmesi 84
5.4. HOMER Pro ile Elde Edilen Sonuçların Yorumlanması 86
5.5. Gerçek Sistem Doğrulamasının Bulgular Açısından Önemi 88
5.6. Çalışmanın Sınırlamaları ve Tartışma 89
6. SONUÇLAR 92
7. KAYNAKLAR 94
8. EKLER 103
EK 1. MLP TABANLI İKLİM PARAMETRELERİ TAHMİN KODU 103

EK 2. CDI-GA-PSO OPTİMİZASYON ALGORİTMASINA AİT PYTHON KODU 113
ÖZGEÇMİŞ

AKADEMİK BEYAN

Doktora Tezi olarak sunduğum “Hibrit Enerji Santrallerinde Optimum Üretim Planlamasına Yönelik Yapay Zekâ Tabanlı Optimizasyon Algoritması Geliştirilmesi” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynağını gösterdiğimi beyan ederim.

26/06/2026

Kira KARABANOVA

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

A : Rotor süpürme alanı (m^2)

A_{pvg} : Güneş paneli alanı (m^2)

b : Bias katsayısı

β : Sıcaklık katsayısı ($°C^{-1}$)

β_{max} : Dizel jeneratör maksimum enerji payı

C_{bat} : Batarya enerji depolama sistemi maliyeti (USD)

$C_{bat}(t)$: Kullanılabilir batarya kapasitesi (kWh)

$C_{bat}(t-1)$: Önceki zaman adımındaki batarya kapasitesi (kWh)

C_{capex} : Başlangıç yatırım maliyeti (USD)

C_{DG} : Dizel jeneratör kurulum maliyeti (USD)

C_f : Yakıt maliyeti (USD/L)

C_{fuel} : Yıllık yakıt maliyeti (USD/yıl)

C_{opex} : Yıllık işletme maliyeti (USD/yıl)

C_p : Güç katsayısı

C_{PV} : Fotovoltaik sistem kurulum maliyeti (USD)

C_{WT} : Rüzgâr türbini kurulum maliyeti (USD)

c_1 : Bilişsel katsayı

c_2 : Sosyal katsayı

E_{bat} : Batarya enerji depolama kapasitesi (kWh)

$E_{bat}(t)$: Batarya enerji çıkışı/girişi (kWh)

$E_{ch}(t)$: Batarya şarj enerjisi (kWh)

E_{DG} : Dizel jeneratör yıllık enerji üretimi (kWh/yıl)

$E_{DG}(t)$: Dizel jeneratör enerji üretimi (kWh)

$E_{dis}(t)$: Batarya deşarj enerjisi (kWh)

$E_{loss}(t)$: Karşılanamayan enerji miktarı (kWh)

$E_{PV}(t)$: Fotovoltaik sistem enerji üretimi (kWh)

$E_{WT}(t)$: Rüzgâr türbini enerji üretimi (kWh)

f : Aktivasyon fonksiyonu

$F(t)$: Saatlik yakıt tüketimi (L/saat)

f_{rate} : Yakıt tüketim oranı (L/kWh)

g_{best} : En iyi global çözüm

G_t : Güneş ışınımı yoğunluğu (W/m²)

γ : Güvenlik katsayısı

$L(t)$: Yük talebi (kWh)

λ : Uç hız oranı

N : Sistem ekonomik ömrü (yıl)

n : Enerji kaynağı sayısı

NOCT : Nominal işletme hücre sıcaklığı (°C)

N_{WT} : Rüzgâr türbini sayısı

Ω : Açısal hız (rad/s)

$\Omega_{feasible}$: Uygun çözüm kümesi

p_{besti} : En iyi bireysel çözüm

P_{DG} : Dizel jeneratör nominal gücü (kW)

$P_{DG}(t)$: Dizel jeneratör çıkış gücü (kW)

P_{fuel} : Dizel yakıt birim fiyatı (USD/L)

P_i : i'inci enerji kaynağı üretim gücü (kW)

P_{gen} : Toplam enerji üretim gücü (kW)

P_{load} : Toplam yük gücü (kW)

$P_{Load}(t)$: Yük gücü (kW)

$P_{loadpeak}$: Maksimum yük gücü (kW)

P_{loss} : Toplam sistem kayıpları (kW)

P_{PV} : Fotovoltaik sistem kurulu gücü (kW)

$P_{PV}(t)$: Fotovoltaik sistem çıkış gücü (kW)

P_R : Dizel jeneratör nominal gücü (kW)

P_{rated} : Rüzgâr türbini nominal gücü (kW)

$P_{storage}$: Batarya şarj/deşarj gücü (kW)

P_{WT} : Rüzgâr türbini kurulu gücü (kW)

$P_{WT}(t)$: Rüzgâr türbini çıkış gücü (kW)

r : İskonto oranı

R : Türbin yarıçapı (m)

r_1 : Rastgele sayı

r_2 : Rastgele sayı

ρ : Hava yoğunluğu (kg/m³)

T_a : Ortam sıcaklığı (°C)

T_c : Hücre sıcaklığı (°C)

T_{cref} : Referans hücre sıcaklığı (°C)

t : Zaman indeksi

V : Rüzgâr hızı (m/s)

υ_c : Kesme hızı (m/s)

υ_f : Fırlatma hızı (m/s)

υ_r : Anma hızı (m/s)

w : Atalet katsayısı

w_i : Ağırlık katsayısı

x_i : Giriş parametresi

α : Rastgele katsayı

α_{DG} : Dizel jeneratör maksimum üretim payı

η_c : AC/DC dönüştürücü verimi (%)

η_{ch} : Şarj verimi

η_{cha} : Şarj akımına bağlı batarya şarj verimliliği (%)

η_{dech} : Batarya deşarj verimliliği

η_{dis} : Deşarj verimi

η_{inv} : İnverter verimi

η_{pc} : Güç koşullandırma verimi

η_{pvg} : Fotovoltaik üretim verimi

η_r : Referans modül verimi

η_ω : Rüzgâr türbini verimi (%)

$\phi(x)$: Özellik uzayı dönüşüm fonksiyonu

Tez boyunca ondalık ayıracı olarak virgül (,) kullanılmıştır.

Kısaltmalar

ANN: Yapay Sinir Ağı (Artificial Neural Network)

ARIMA: Autoregressive Integrated Moving Average

BART: Bayesian Additive Regression Trees

BESS: Batarya Enerji Depolama Sistemi (Battery Energy Storage System)

CAPEX: Sermaye Harcaması (Capital Expenditure)

CDI: Kısıt Tabanlı Geçersiz Çözüm Eleme Mekanizması (Constraint-Driven Invalidation)

CDI-GA-PSO: Kısıt Tabanlı Geçersiz Çözüm Eleme Mekanizmalı Genetik Algoritma – Parçacık Sürü Optimizasyonu

COE: Enerji Üretim Maliyeti (Cost of Energy)

DG: Dizel Jeneratör (Diesel Generator)

DHI: Yayınık Yatay Işınım (Diffuse Horizontal Irradiance)

DL: Derin Öğrenme (Deep Learning)

DNI: Doğrudan Normal Işınım (Direct Normal Irradiance)

EMS :Enerji Yönetim Sistemi (Energy Management System)

GA :Genetik Algoritma (Genetic Algorithm)

GHI :Küresel Yatay Işınım (Global Horizontal Irradiance)

GPR :Gaussian Process Regression

HES :Hibrit Enerji Sistemi

HOMER :Hybrid Optimization of Multiple Energy Resources

LCC :Yaşam Döngüsü Maliyeti (Life Cycle Cost)

LCOE :Düzeylendirilmiş Enerji Maliyeti (Levelized Cost of Energy)

LPSP :Enerji Tedarik Yetersizliği Olasılığı (Loss of Power Supply Probability)

LSTM :Long Short-Term Memory

ML :Makine Öğrenmesi (Machine Learning)

MLP :Çok Katmanlı Algılayıcı Ağı (Multi-Layer Perceptron)

MOPSO :Çok Amaçlı Parçacık Sürü Optimizasyonu (Multi-Objective Particle Swarm Optimization)

MPPT :Maksimum Güç Noktası Takibi (Maximum Power Point Tracking)

NPC :Net Bugünkü Maliyet (Net Present Cost)

NSGA-II :Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II

NWP :Sayısal Hava Tahmini (Numerical Weather Prediction)

O&M :İşletme ve Bakım Maliyeti (Operation and Maintenance)

OPEX :İşletme Gideri (Operational Expenditure)

PSO :Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)

PV :Fotovoltaik Sistem (Photovoltaic System)

QRF :Quantile Random Forest

RES :Yenilenebilir Enerji Kaynakları (Renewable Energy Sources)

RF :Rastgele Orman (Random Forest)

RMSE :Kök Ortalama Kare Hata (Root Mean Square Error)

RNN :Tekrarlayan Sinir Ağı (Recurrent Neural Network)

SoC :Şarj Durumu (State of Charge)

SVM :Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)

SVR :Destek Vektör Regresyonu (Support Vector Regression)

VAE : Variational Autoencoder

WT :Rüzgâr Türbini (Wind Turbine)

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1 Önerilen CDI-GA-PSO tabanlı hibrit PV–rüzgar–batarya–dizel enerji sistemi optimizasyon metodolojisinin akış şeması 32

Şekil 3.2. CDI-GA-PSO algoritmasının genel yapısı 45

Şekil 4.1. Hava sıcaklığı (T, °C) için gerçek ve tahmin edilen değerler 58

Şekil 4.2. Difüz yatay ışınım (DHI), (W/m²) için gerçek ve tahmin edilen değerler 58

Şekil 4.3. Doğrudan normal ışınım (DNI), (W/m²) için gerçek ve tahmin edilen değerler 59

Şekil 4.4. Global yatay ışınım (GHI), (W/m²) için gerçek ve tahmin edilen değerler..... 60

Şekil 4.5. 10 m yükseklikte rüzgâr hızı (m/s) için gerçek ve tahmin edilen değerler..... 60

Şekil 4.6. Minimum dizel jeneratör kullanımına ait sistem çalışma rejimi 70

Şekil 4.7. Maksimum dizel jeneratör kullanımına ait sistem çalışma rejimi 71

Şekil 4.8. Sistemin aylık enerji dengesi 72

Şekil 4.9. CDI-GA-PSO algoritmasının yakınsama eğrisi 75

Şekil 4.10. İncelenen otel kompleksinin genel görünümü 79

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Araştırma metodolojisinin genel çalışma aşamaları 33

Çizelge 4.1. Hava sıcaklığı (T, °C) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri 58

Çizelge 4.2. Difüz yatay ışınım (DHI), (W/m²) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri 58

Çizelge 4.3. Doğrudan normal ışınım (DNI), (W/m²) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri 59

Çizelge 4.4. Global yatay ışınım (GHI), (W/m²) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri 60

Çizelge 4.5. 10 m yükseklikte rüzgâr hızı (m/s) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri 60

Çizelge 4.6. Hava sıcaklığı ve GHI parametreleri için seçilen zaman noktalarına ait karşılaştırmalı sonuçlar 61

Çizelge 4.7. DHI ve DNI parametreleri için seçilen zaman noktalarına ait karşılaştırmalı sonuçlar 63

Çizelge 4.8. 10 m yükseklikte rüzgâr hızı parametresi için seçilen zaman noktalarına ait karşılaştırmalı sonuçlar 64

Çizelge 4.9. MLP tabanlı model için iklim parametrelerinin tahmin performans göstergeleri (RMSE, MAE ve R^2) 66

Çizelge 4.10. Optimum hibrit enerji sistemi parametreleri 67

Çizelge 4.11. Optimize edilen sistemin ekonomik göstergeleri 68

Çizelge 4.12. Sistemin yıllık enerji göstergeleri 68

Çizelge 4.13. Optimizasyon kısıtlarının sağlanma durumu 69

Çizelge 4.14. Karakteristik günlere ait enerji göstergeleri 69

Çizelge 4.15. Sistemin aylık enerji dengesi 71

Çizelge 4.16. Karakteristik günlere ait günlük enerji üretim göstergeleri 72

Çizelge 4.17. Karakteristik günlere ait günlük sistem performans göstergeleri 74

Çizelge 4.18. Model ve gerçek sistem için karakteristik günlerde enerji üretiminin karşılaştırılması 80

Çizelge 4.19. Enerji üretim hataları ile meteorolojik tahmin hatalarının karşılaştırılması 82

Çizelge 5.1. CDI-GA-PSO ve HOMER Pro yöntemleri ile elde edilen hibrit enerji sistemi optimizasyon sonuçlarının karşılaştırılması..... 88

1. GİRİŞ

Dünya genelinde enerji talebinin sürekli artması, fosil yakıt rezervlerinin sınırlı olması ve çevresel etkilerin giderek daha belirgin hâle gelmesi, enerji üretim sistemlerinin yeniden yapılandırılmasını zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, yenilenebilir enerji kaynaklarının geliştirilmesi ve yaygınlaştırılması büyük önem taşımaktadır. Özellikle güneş ve rüzgâr enerjisi, çevre dostu ve erişilebilir olmaları nedeniyle son yıllarda hızlı bir şekilde yaygınlaşmıştır.

Bununla birlikte, bu enerji kaynaklarının yüksek değişkenliğe ve stokastik bir yapıya sahip olması, enerji üretiminde belirsizliklere yol açmakta ve enerji arz güvenilirliğinin sağlanmasını zorlaştırmaktadır. Bu durum, yenilenebilir enerji kaynaklarına dayalı sistemlerin tasarımında ve işletilmesinde önemli zorluklar ortaya çıkarmaktadır.

Bu sorunun çözümüne yönelik en etkili yaklaşımlardan biri, birden fazla enerji kaynağını bütünleşmiş biçimde kullanan otonom hibrit enerji sistemleridir. Fotovoltaik paneller, rüzgâr türbinleri, batarya enerji depolama sistemleri ve dizel jeneratörlerden oluşan bu sistemler, farklı enerji kaynaklarının birbirini tamamlayıcı özelliklerinden yararlanarak enerji arz güvenilirliğini artırmakta ve yenilenebilir enerji kullanım oranını yükseltmektedir.

Ancak hibrit enerji sistemlerinin tasarımı, teknik, ekonomik ve işletme parametrelerinin eş zamanlı olarak dikkate alınmasını gerektiren karmaşık bir optimizasyon problemidir. Bu süreçte sistem bileşenlerinin kurulu güçlerinin, çalışma stratejilerinin ve kontrol mekanizmalarının doğru belirlenmesi kritik öneme sahiptir. Literatürde bu tür problemlerin çözümünde genetik algoritma (GA), parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ve bu yöntemlerin hibrit versiyonları yaygın olarak kullanılmaktadır.

Bununla birlikte, mevcut çalışmaların büyük bir kısmında optimizasyon sürecinde kullanılan meteorolojik verilerin statik, ortalama veya geçmiş verilere dayandırıldığı görülmektedir. Bu yaklaşım, yenilenebilir enerji üretiminin zamana bağlı değişken yapısını yeterince temsil edememekte ve giriş verilerindeki belirsizliğin göz ardı edilmesine neden olmaktadır. Bunun sonucunda sistem güvenilirliğini sağlamak amacıyla bileşenler çoğu zaman gereğinden fazla boyutlandırılmakta ve bu durum yatırım ile işletme maliyetlerinin artmasına yol açmaktadır.

Yenilenebilir enerji üretimini doğrudan etkileyen güneş radyasyonu, hava sıcaklığı ve rüzgâr hızı gibi meteorolojik parametrelerdeki tahmin hataları, enerji üretim hesaplamalarında sapmalara neden olmakta ve bu durum sistem performansının doğru değerlendirilmesini güçleştirmektedir. Bu nedenle, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyon sürecinde iklim parametrelerindeki belirsizliklerin doğrudan dikkate alınmasını sağlayan yaklaşımların geliştirilmesi gerekmektedir.

Literatür incelendiğinde, meteorolojik parametrelerin tahmini ile hibrit enerji sistemlerinin optimizasyon süreçlerinin çoğunlukla birbirinden bağımsız olarak ele alındığı görülmektedir. Tahmin sonuçlarının optimizasyon sürecine doğrudan entegre edilmemesi, elde edilen çözümlerin gerçek işletme koşullarını yeterince yansıtamamasına

neden olmaktadır.

Bu doğrultuda, tez çalışmasının temel amacı, meteorolojik parametrelerin tahmin edilmesini hibrit enerji sistemi optimizasyon sürecine entegre eden bütünleşik bir yaklaşım geliştirmek ve bu sayede sistem tasarımında ekonomik verimlilik ile güvenilirlik arasındaki dengenin daha etkin bir şekilde sağlanmasına katkıda bulunmaktır.

Bu amaca ulaşmak için aşağıdaki adımlar gerçekleştirilmiştir:

- makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak güneş radyasyonu, hava sıcaklığı ve rüzgâr hızının tahmin edilmesi,
- teknik, ekonomik ve işletme kısıtlarını içeren hibrit enerji sistemi optimizasyon probleminin formüle edilmesi,
- geçerli ve etkin çözümler elde edilmesini sağlayan hibrit bir optimizasyon algoritmasının geliştirilmesi,
- sayısal modelleme ve elde edilen sonuçların analizi,
- geliştirilen yaklaşımın gerçek sistem verileri kullanılarak doğrulanması.

Çalışma kapsamında, meteorolojik parametrelerin tahmini ile hibrit enerji sistemi optimizasyonunun tek bir hesaplama çerçevesinde birleştirildiği bütünleşik bir yaklaşım önerilmiştir. Tahmin sürecinde, meteorolojik veriler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri ve zamana bağlı değişimleri modelleyebilen Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi-Layer Perceptron, MLP) yapısı kullanılmıştır.

Optimizasyon problemini çözmek amacıyla, genetik algoritma ile parçacık sürü optimizasyonunu birlikte kullanan ve kısıt ihlali oluşturan çözümleri elemeye yönelik bir mekanizma içeren CDI-GA-PSO adlı hibrit bir algoritma geliştirilmiştir.Önerilen algoritma, yalnızca optimal çözümün belirlenmesini değil, aynı zamanda optimizasyon süreci boyunca tüm teknik ve işletme kısıtlarının sağlanmasını da güvence altına almaktadır.

Çalışmanın bilimsel yenilikleri aşağıdaki şekilde özetlenebilir:

i. meteorolojik parametrelerin tahmininin hibrit enerji sistemi optimizasyon sürecine entegre edildiği bütünleşik bir yaklaşım geliştirilmiştir,
ii. genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu ve kısıt tabanlı çözüm eleme mekanizmasını birleştiren CDI-GA-PSO hibrit algoritması önerilmiştir,
iii. geçersiz çözümlerin optimizasyon sürecinin farklı aşamalarında elenmesini sağlayan Pre-CDI ve Post-CDI mekanizmaları geliştirilmiştir,
iv. iklim parametrelerindeki belirsizliklerin optimizasyon sürecine doğrudan dahil edilmesi sağlanmıştır,
v. tahmin tabanlı yaklaşım sayesinde sistemin aşırı boyutlandırılmadan gerekli güvenilirlik düzeyinin sağlanabileceği gösterilmiştir.

Çalışmanın pratik önemi, geliştirilen yöntemin otonom hibrit enerji sistemlerinin tasarımında uygulanabilir olması, kurulu gücün gereksiz artırılmasının önlenmesi yoluyla maliyetlerin azaltılması ve sistemin iklimsel belirsizlikler altında kararlı şekilde çalışabilmesinin sağlanmasıdır. Ayrıca önerilen yaklaşımın, değişken yük profiline sahip

uygulamalarda kullanılabilir olduğu ve enerji sistemleri modelleme ile optimizasyon yazılımlarına entegre edilebileceği değerlendirilmektedir.

Sonuç olarak, tez çalışmasında önerilen yaklaşım, meteorolojik parametre tahmini ile optimizasyon süreçlerinin entegrasyonu sayesinde hibrit enerji sistemlerinin tasarım doğruluğunu artırmakta ve geleneksel yöntemlere kıyasla daha gerçekçi ve ekonomik çözümler elde edilmesini sağlamaktadır.

2. KAYNAK TARAMASI

2.1. Hibrit Enerji Sistemlerinin Yapısı ve Çalışma Prensipleri

Hibrit enerji sistemleri, enerji üretimi, dönüşümü, depolanması ve dağıtımını gerçekleştiren birbirleriyle ilişkili enerji bileşenlerinin tek bir entegre yapı içerisinde birleştirilmesinden oluşan sistemlerdir. Bu tür bir entegrasyonun temel amacı, birden fazla enerji kaynağı ile enerji depolama sistemlerinin birlikte kullanılması yoluyla sürdürülebilir ve güvenilir bir enerji arzının sağlanmasıdır (Azar ve ark., 2021; Priyadarshi ve ark., 2022).

Genel olarak hibrit enerji sistemlerinin yapısı birkaç temel fonksiyonel alt sistemden oluşmaktadır. Bunlar enerji üretim alt sistemi, enerji depolama sistemi, güç elektroniği dönüştürücüleri, enerji yönetim sistemi ve yük bileşenidir. Bu alt sistemlerin her biri elektrik enerjisinin üretilmesi, dönüştürülmesi ve dağıtılması sürecinde belirli bir işlevi yerine getirmektedir (Twidell ve Weir, 2015).

Enerji üretim alt sistemi, hem yenilenebilir hem de geleneksel enerji kaynaklarını kullanabilen çeşitli üretim birimlerinden oluşmaktadır. En yaygın kullanılan enerji üretim kaynakları arasında güneş fotovoltaik sistemleri, rüzgar türbinleri, hidroelektrik sistemleri, biyokütle tabanlı üretim sistemleri ve fosil yakıt kullanan yedek üretim kaynakları yer almaktadır (Shah, 2024). Birden fazla enerji üretim kaynağının kullanılması, sistemin doğal enerji kaynaklarındaki değişkenliğe karşı dayanıklılığını artırmaktadır.

Hibrit enerji sistemlerinin önemli bileşenlerinden biri enerji depolama sistemidir. Enerji depolama sistemleri, yüksek üretim dönemlerinde üretilen fazla enerjinin depolanmasını ve enerji üretiminin azaldığı dönemlerde bu enerjinin kullanılmasını sağlamaktadır. En yaygın kullanılan enerji depolama teknolojileri arasında batarya sistemleri, süperkapasitörler ve hidrojen tabanlı enerji depolama sistemleri bulunmaktadır (Priyadarshi ve ark., 2022; Lund, 2014).

Hibrit enerji sistemlerinin çalışmasında güç elektroniği dönüştürücüleri de önemli bir rol oynamaktadır. Bu dönüştürücüler farklı gerilim seviyeleri ve akım türleri arasında enerji dönüşümünü sağlayarak çeşitli enerji kaynaklarının senkronize bir şekilde çalışmasına imkân tanımaktadır. Modern güç elektroniği teknolojilerinin kullanılması, farklı enerji üretim teknolojilerinin tek bir enerji sistemi içerisinde etkin şekilde entegrasyonunu mümkün kılmaktadır (Azar ve ark., 2021).

Hibrit enerji sistemlerinde tüm bileşenlerin koordineli şekilde çalışmasını sağlamak amacıyla enerji yönetim sistemi (Energy Management System – EMS) kullanılmaktadır. EMS'in temel görevi enerji üretim kaynakları, enerji depolama sistemleri ve tüketiciler arasında enerji akışını en uygun şekilde dağıtmaktır. Enerji akışlarının etkin bir şekilde yönetilmesi, enerji arz güvenilirliğinin artırılmasına ve sistem işletme maliyetlerinin azaltılmasına katkı sağlamaktadır (Priyadarshi ve ark., 2022).

Çok sayıda araştırma, hibrit enerji sistemlerinin kullanımının sera gazı emisyonlarını önemli ölçüde azaltabildiğini ve yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanım verimliliğini artırdığını göstermektedir. Ayrıca hibrit sistemler, tek bir enerji

kaynağına dayalı sistemlere kıyasla daha kararlı ve güvenilir bir enerji arzı sağlamaktadır (Junaidi vd., 2026).

Hibrit enerji sistemleri modern enerji sistemlerinin gelişiminde önemli ve perspektif bir araştırma alanı olarak değerlendirilmektedir. Bu sistemlerin kullanımı enerji arzının güvenilirliğini artırmakta, fosil yakıtlara olan bağımlılığı azaltmakta ve yenilenebilir enerji kaynaklarının küresel enerji üretimindeki payının artırılmasına katkı sağlamaktadır.

$$P_{gen}(t) = P_{load}(t) + P_{storage}(t) + P_{loss}(t) \quad (1)$$

Burada

P_{gen} sistemin toplam üretim gücünü,

P_{load} yük tarafından tüketilen gücü,

$P_{storage}$ enerji depolama sisteminin şarj veya deşarj gücünü,

P_{loss} ise sistemde oluşan enerji kayıplarını ifade etmektedir.

Sistemin toplam üretim gücü ise hibrit enerji sistemini oluşturan tüm enerji kaynaklarının güçlerinin toplamı olarak ifade edilmektedir:

$$P_{gen}(t) = \sum_{i=1}^{n} P_i(t) \quad (2)$$

P_i i'inci enerji kaynağının üretim gücünü,

n ise sistemde bulunan enerji kaynaklarının sayısını göstermektedir.

Bu yaklaşım hibrit enerji sistemlerinin çalışma prensibinin belirli bir sistem konfigürasyonundan bağımsız olarak genel bir şekilde tanımlanmasına imkân tanımaktadır. Enerji üretim kaynaklarının kombinasyonu, sistemin kurulacağı bölgenin iklim koşullarına, enerji kaynaklarının erişilebilirliğine ve enerji arz güvenilirliği gereksinimlerine bağlı olarak değişebilmektedir (Shah, 2024).

2.1.1. PV–Rüzgar–Batarya–Dizel Sistemleri

Otonom hibrit enerji sistemlerinin en yaygın türlerinden biri, fotovoltaik panelleri, rüzgâr türbinlerini, batarya enerji depolama sistemini ve dizel jeneratörü bir araya getiren sistemlerdir. Bu tür sistemler, merkezi elektrik şebekesinin bulunmadığı veya kullanımının ekonomik açıdan uygun olmadığı uzak ve izole bölgelerin enerji ihtiyacının karşılanmasında yaygın olarak kullanılmaktadır (Azar vd., 2021; Shah, 2020).

Bu sistemlerde fotovoltaik sistemler, genellikle gündüz saatlerinde ana enerji kaynağı olarak görev yapmakta ve güneş ışınımının elektrik enerjisine dönüştürülmesi

yoluyla üretim sağlamaktadır. Rüzgâr türbinleri ise rüzgâr enerjisinden yararlanarak elektrik üretimini desteklemekte ve hem gündüz hem de gece saatlerinde enerji üretimine katkıda bulunabilmektedir. Güneş ve rüzgâr enerjisinin birlikte kullanılması, bu kaynakların zamansal değişkenliğinin etkisini azaltmakta ve sistemin genel enerji arz sürekliliğini artırmaktadır (Shah, 2020; Junaidi vd., 2026).

Batarya enerji depolama sistemi, üretim ve tüketim arasındaki dengenin sağlanmasında kritik bir rol oynamaktadır. Yüksek üretim dönemlerinde oluşan fazla enerji bataryalarda depolanmakta ve üretimin yetersiz olduğu dönemlerde tekrar sisteme verilerek enerji arzının sürekliliği sağlanmaktadır. Bu durum, sistemin yedek enerji kaynaklarına olan bağımlılığını azaltmakta ve otonom çalışma kabiliyetini artırmaktadır (Priyadarshi vd., 2022).

Dizel jeneratör, sistemde yedek enerji kaynağı olarak görev yapmakta olup, yenilenebilir enerji üretiminin ve batarya kapasitesinin yetersiz kaldığı durumlarda devreye girmektedir. Fosil yakıt kullanımına bağlı çevresel ve ekonomik dezavantajlara rağmen, dizel jeneratörler özellikle yüksek belirsizlik içeren koşullarda sistem güvenilirliğinin sağlanmasında önemli bir rol oynamaktadır (Azar vd., 2021).

Literatürde bu tür sistemlerin işletilmesi genellikle yenilenebilir enerji kaynaklarının öncelikli kullanımı, ardından batarya sisteminin devreye alınması ve son olarak dizel jeneratörün çalıştırılması prensibine dayanmaktadır. Bu yaklaşım, yakıt tüketiminin azaltılmasına ve işletme maliyetlerinin düşürülmesine katkı sağlamaktadır (Shah, 2020).

Çeşitli çalışmaların sonuçları, PV–rüzgar–batarya–dizel hibrit sistemlerinin, tek bir enerji kaynağına dayalı sistemlere kıyasla daha yüksek güvenilirlik ve ekonomik verimlilik sağladığını göstermektedir. Bu konfigürasyonun kullanımı, dizel yakıt tüketiminin önemli ölçüde azaltılmasına, zararlı emisyonların düşürülmesine ve daha sürdürülebilir bir enerji arzının sağlanmasına olanak tanımaktadır (Junaidi vd., 2026; Adam vd., 2026).

2.1.2. Hibrit Enerji Sistemlerinde Tasarım ve İşletme Zorlukları

Hibrit enerji sistemlerinin sunduğu açık avantajlara rağmen, bu sistemlerin tasarımı ve işletilmesi çeşitli teknik ve ekonomik zorluklar içermektedir. Bu zorluklar, başta yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımına bağlı yüksek belirsizlik düzeyi olmak üzere, enerji arz güvenilirliği ile sistemin ekonomik verimliliği arasında denge sağlanması gerekliliğinden kaynaklanmaktadır.

Temel problemlerin başında, güneş ışınımı ve rüzgâr hızı gibi iklimsel parametrelerin değişken ve stokastik yapısı gelmektedir (Shah, 2020; Junaidi vd., 2026). Bu parametreler, fotovoltaik ve rüzgâr enerji sistemlerinin elektrik üretimini doğrudan etkilemekte, üretimde dalgalanmalara yol açmakta ve sistemin enerji dengesinin öngörülmesini zorlaştırmaktadır.

Tasarım aşamasında karşılaşılan en önemli problemlerden biri, sistem parametrelerinin optimal olarak belirlenmesidir. Fotovoltaik panellerin kurulu gücü, rüzgâr türbinlerinin kapasitesi, batarya depolama sistemi ve dizel jeneratör gücü gibi

parametrelerin doğru seçilmemesi ya gereğinden fazla yatırım maliyetine ya da yetersiz sistem güvenilirliğine yol açabilmektedir (Azar vd., 2021; Torres-Madroñero vd., 2020).

İşletme sürecinde ise sistem bileşenleri arasındaki enerji akışlarının yönetimi önemli bir zorluk olarak ortaya çıkmaktadır. Bataryaların şarj ve deşarj dinamikleri, işletme kısıtları ve dizel jeneratörün devreye girme koşulları dikkate alınmak zorundadır (Priyadarshi vd., 2022). Etkin bir enerji yönetim stratejisi, sistem güvenilirliğini korurken işletme maliyetlerinin minimize edilmesini sağlamalıdır.

Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde, iklim parametrelerinin tahmini ile hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunun çoğu zaman ayrı ayrı ele alındığı görülmektedir (Güven vd., 2023; Singh vd., 2022). Özellikle enerji üretiminin tahmini bağımsız bir süreç olarak değerlendirilmekte, optimizasyon aşamasında ise çoğunlukla ortalama veya geçmiş verilere dayalı yaklaşımlar kullanılmaktadır. Bu durum, enerji kaynaklarının zamansal değişkenliğinin yeterince dikkate alınmamasına neden olmaktadır.

Bu yaklaşım, optimizasyon sonuçlarının doğruluğunu azaltmakta ve giriş verilerindeki belirsizliklerin karar verme sürecine yansıtılmamasına yol açmaktadır. Gerçek işletme koşullarında bu durum, artan işletme maliyetleri, dizel jeneratör kullanımının artması ve sistem verimliliğinin düşmesi ile sonuçlanabilmektedir.

Bununla birlikte, yaygın olarak kullanılan optimizasyon yöntemleri çoğunlukla genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyonu gibi standart meta-sezgisel tekniklere dayanmaktadır. Bu yöntemler etkili olmakla birlikte, yüksek hesaplama maliyeti ve çok sayıda geçersiz çözümün değerlendirilmesi gibi sınırlamalara sahiptir.

Bu nedenle, hem optimizasyon sürecinin etkinliğini artıran hem de erken aşamalarda uygun olmayan çözümleri elimine ederek hesaplama yükünü azaltan yeni yaklaşımların geliştirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Ayrıca, iklim parametrelerinin tahmini ile optimizasyon sürecinin entegre bir şekilde ele alınması önemli bir araştırma yönü olarak öne çıkmaktadır.

Sonuç olarak, hibrit enerji sistemlerinin tasarım ve işletme sürecinde karşılaşılan bu zorluklar, daha doğru modelleme, daha etkin optimizasyon ve daha düşük hesaplama maliyetleri sağlayan yeni yöntemlerin geliştirilmesini gerekli kılmaktadır. Bu çalışmada ele alınan yaklaşım, söz konusu problemlerin çözümüne katkı sağlamayı amaçlamaktadır.

2.2. Yenilenebilir Enerji Sistemlerinde İklim Verilerinin Rolü

Yenilenebilir enerji sistemlerinin tasarım ve modellenme etkinliği, büyük ölçüde kullanılan iklim verilerinin doğruluğuna bağlıdır. Güneş ve rüzgâr enerjisine dayalı enerji sistemlerinde meteorolojik parametreler, yalnızca enerji üretiminin hesaplanmasında kullanılan giriş verileri olarak değil, aynı zamanda sistemin genel yapısını, kurulu gücünü, işletme stratejilerini ve güvenilirlik göstergelerini belirleyen temel bir unsur olarak da rol oynamaktadır.

Güneş enerjisi sistemlerinde başlıca iklimsel parametreler güneş radyasyonu, ortam sıcaklığı ve bulutluluk olurken, rüzgâr enerjisi sistemlerinde rüzgâr hızı ve rüzgâr

yönü belirleyici faktörlerdir. Enerji üretimi bu parametrelere doğrudan bağlı olduğundan, iklim verilerindeki her türlü hata veya belirsizlik enerji üretim hesaplarında sapmalara yol açmakta ve bu durum enerji sistemlerinin modellenmesi ve optimizasyonu sonuçlarını doğrudan etkilemektedir.

İklim verilerinin önemi, özellikle dış şebeke desteğinin bulunmadığı otonom ve hibrit enerji sistemlerinde daha da artmaktadır. Bu tür sistemlerde iklim parametrelerinin tahminindeki hatalar; sistem bileşenlerinin kurulu güçlerinin hatalı belirlenmesine, yedek enerji kaynaklarının daha sık devreye girmesine, yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanım oranının azalmasına ve işletme maliyetlerinin artmasına neden olabilmektedir. Dolayısıyla iklim verilerinin etkisi yalnızca enerji üretiminin hesaplanmasıyla sınırlı kalmamakta, aynı zamanda ekonomik verimlilik ve enerji arz güvenilirliği gibi kritik unsurları da kapsamaktadır.

Güncel çalışmalar, güneş radyasyonu ve diğer meteorolojik parametrelerin tahmininde ortaya çıkan görece küçük hataların dahi, özellikle saatlik zaman adımıyla gerçekleştirilen modellemelerde, fotoelektrik enerji üretim tahminlerinde önemli sapmalara yol açabildiğini göstermektedir. İklim tahminlerindeki hataların enerji üretim çıktıları üzerindeki yayılım etkisi, makine öğrenimi tabanlı hava durumu tahminlerinin PV sistem modellemesine entegrasyonunu ele alan çalışmalarda ayrıntılı biçimde incelenmiştir (Carlak ve Karabanova 2026).

Buna ek olarak, çok kaynaklı iklimsel ve enerji verisi setlerinin kullanımı, PV sistem modellerinin güvenilirliğini artıran önemli bir unsur olarak değerlendirilmektedir (Yao vd. 2021). Öte yandan, hibrit ve derin öğrenme tabanlı tahmin modellerinin, kısa, orta ve uzun vadeli zaman ölçeklerinde enerji üretim hatalarını anlamlı ölçüde azalttığı rapor edilmiştir (Sadeghi vd. 2023).

Bu bağlamda, özellikle makine öğrenimi temelli yapay zekâ yöntemlerinin kullanımı giderek daha büyük önem kazanmaktadır. Bu yöntemler, iklim parametreleri ile enerji üretimi arasındaki doğrusal olmayan ve zamana bağlı dinamik ilişkilerin daha doğru biçimde modellenmesine olanak sağlamaktadır. Söz konusu yaklaşımlar, yenilenebilir enerji sistemlerinin modellenmesinde daha güvenilir sonuçlar elde edilmesini ve optimizasyon aşamalarında kullanılacak giriş verilerinin doğruluğunun artırılmasını mümkün kılmaktadır.

Bu doğrultuda, modern hava durumu ve enerji üretimi tahmin yöntemlerinin ayrıntılı biçimde incelenmesi ve bu yöntemlerin fotoelektrik ve rüzgâr enerjisi sistemlerine uygulanabilirliğinin değerlendirilmesi gerekliliği ortaya çıkmaktadır. Bu konular, izleyen alt bölümlerde ele alınmaktadır.

2.2.1. Fotovoltaik Enerji Üretimini Etkileyen İklimsel Parametreler

Fotovoltaik (PV) sistemlerde elektrik enerjisi üretimi, başta güneş radyasyonu, ortam sıcaklığı ve daha düşük ölçüde diğer atmosferik koşullar olmak üzere iklimsel parametrelerin etkisine büyük ölçüde bağlıdır. Söz konusu parametreler, fotovoltaik modüllerin elektriksel karakteristiklerini doğrudan etkilemekte ve dolayısıyla çıkış güçlerini belirlemektedir.

Enerji üretimini belirleyen temel faktör güneş radyasyonudur. Güneş ışınımının artması, fotovoltaik hücrelerde üretilen fotoakımı artırmakta ve bu artış, sistemin çıkış gücünün yükselmesine neden olmaktadır. Literatürde yapılan çalışmalar, güneş radyasyonu ile elektrik üretimi arasında güçlü ve pozitif bir korelasyon bulunduğunu göstermektedir (Omoriare vd., 2024; Dalapati vd., 2019). Bununla birlikte, özellikle kısa zaman aralıklarında yapılan analizlerde, güneş radyasyonundaki küçük değişimlerin bile enerji üretiminde önemli farklılıklara neden olabildiği görülmektedir.

Güneş radyasyonunun yanı sıra, ortam sıcaklığı da PV sistemlerin performansı üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Sıcaklığın artması, fotovoltaik modüllerin çıkış geriliminin azalmasına neden olmakta ve bu durum sistem verimliliğini olumsuz yönde etkilemektedir. Bu nedenle, güneş ışınımındaki artış ile sıcaklığın da yükseldiği durumlarda, sistem çıkış gücünün doğrusal olmayan bir şekilde değiştiği gözlemlenmektedir (Dalapati vd., 2019). Bu bağlamda, PV sistemlerin doğru bir şekilde modellenebilmesi için sıcaklık etkisinin mutlaka dikkate alınması gerekmektedir.

Buna ek olarak, bulutluluk, atmosferik tozlanma ve güneş ışınımının spektral bileşimi gibi parametreler de PV sistem performansını etkilemektedir. Bu faktörler, modüllere ulaşan ışınımın yoğunluğunu ve yapısını değiştirerek enerji dönüşüm verimliliğinde azalmaya neden olabilmektedir. Gerçek işletme koşullarında bu etkiler genellikle stokastik bir karakter sergilemekte ve enerji üretiminin tahmin edilmesini zorlaştırmaktadır.

Güncel çalışmalarda, PV sistemlerin performansının iklimsel değişkenlik dikkate alınarak modellenmesine özel önem verilmektedir. Özellikle otonom enerji sistemlerinde, yalnızca ortalama iklim verilerinin değil, bu verilerin zamansal değişiminin de dikkate alınması gerektiği vurgulanmaktadır (Meng vd., 2025). Bu durum, dış şebeke bağlantısının bulunmadığı sistemlerde enerji arz sürekliliğinin sağlanabilmesi açısından kritik bir öneme sahiptir.

Sonuç olarak, iklimsel parametreler fotovoltaik enerji sistemlerinin performansını belirleyen temel unsurlar arasında yer almaktadır. Bu parametrelerin doğru bir şekilde modellenmesi ve tahmin edilmesi, sistem tasarımının doğruluğunu ve optimizasyon sonuçlarının güvenilirliğini doğrudan etkilemektedir. İklimsel etkilerin doğrusal olmayan ve zamana bağlı yapısı göz önüne alındığında, bu parametrelerin gelişmiş modelleme ve optimizasyon yöntemlerine entegre edilmesi gerekmektedir.

2.2.2. İklim Parametrelerinin Rüzgar Enerjisi Üretimine Etkisi

Rüzgâr enerjisi sistemlerinde elektrik üretimi, başta rüzgâr hızı, hava yoğunluğu ve atmosferik akışın özellikleri olmak üzere iklimsel parametrelerin etkisine büyük ölçüde bağlıdır. Söz konusu parametreler, rüzgâr akışının kinetik enerjisini doğrudan etkilemekte ve dolayısıyla rüzgâr türbinlerinin çıkış gücünü belirlemektedir.

Enerji üretimini belirleyen temel faktör rüzgâr hızıdır. Rüzgâr türbininin ürettiği güç, rüzgâr hızına doğrusal olmayan bir şekilde bağlı olup hızın küpü ile orantılıdır. Bu nedenle rüzgâr hızındaki küçük değişimler bile çıkış gücünde önemli dalgalanmalara neden olabilmektedir. Literatürde yapılan çalışmalar, rüzgâr enerjisi üretiminin tanımlanmasında türbin karakteristik eğrisinin kullanıldığını ve bu eğrinin türbinin

devreye girme, nominal çalışma ve devreden çıkma hızlarını dikkate aldığını göstermektedir (Karki vd., 2006).

Bununla birlikte, rüzgâr akışının stokastik yapısı da önemli bir rol oynamaktadır. Rüzgâr hızı zaman içerisinde değişkenlik göstermekte ve rastlantısal bir karakter sergilemektedir. Bu durum, rüzgâr verilerinin modellenmesinde olasılıksal ve stokastik yöntemlerin kullanılmasını gerekli kılmaktadır. Yapılan çalışmalarda, zaman serisi üretim yöntemlerinin rüzgâr hızının değişkenliğini temsil etmede etkili olduğu ve bu sayede enerji sistemlerinin performans analizlerinde daha gerçekçi sonuçlar elde edilebildiği gösterilmiştir (Aksoy vd., 2004).

Buna ek olarak, hava yoğunluğu da rüzgâr enerjisi üretimini etkileyen önemli bir parametredir. Hava yoğunluğu, sıcaklık ve atmosfer basıncına bağlı olarak değişmekte ve bu değişim rüzgâr akışının taşıdığı enerji miktarını doğrudan etkilemektedir. Dolayısıyla iklimsel parametreler, rüzgâr enerjisi üretimi üzerinde çok boyutlu ve birbiriyle ilişkili bir etki oluşturmaktadır.

Güncel çalışmalar, hibrit enerji sistemlerinde rüzgâr enerjisi üretiminin modellenmesinde iklimsel değişkenliğin dikkate alınmasının gerekliliğini vurgulamaktadır. Meteorolojik verilerin ve bu verilere bağlı belirsizliklerin modele dahil edilmesi, çıkış gücünün daha doğru tahmin edilmesini ve sistem performansının daha gerçekçi bir şekilde değerlendirilmesini sağlamaktadır (Megantoro vd., 2025). Bu durum, özellikle rüzgâr enerjisinin diğer enerji kaynakları ile birlikte kullanıldığı sistemlerde daha da önem kazanmaktadır.

Ayrıca, açık deniz rüzgâr enerjisi sistemleri gibi yüksek potansiyele sahip uygulamalarda dahi iklimsel değişkenlik etkisini sürdürmektedir. Literatürde yer alan derleme çalışmaları, rüzgâr enerjisinin enerji sistemlerine entegrasyonunda iklimsel değişkenliğin dikkate alınmasının kritik öneme sahip olduğunu göstermektedir (Zhang vd., 2025).

Sonuç olarak, iklimsel parametreler rüzgâr enerjisi üretimini belirleyen temel unsurlar arasında yer almakta olup hem üretim seviyesini hem de üretimin zaman içerisindeki kararlılığını doğrudan etkilemektedir. Rüzgâr akışının doğrusal olmayan ve stokastik yapısı dikkate alındığında, bu parametrelerin doğru bir şekilde modellenmesi ve analiz edilmesi, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda yüksek doğruluk elde edilmesi açısından büyük önem taşımaktadır.

2.2.3. İklimsel Belirsizliklerin Sistem Performansına Etkisi

Fotovoltaik ve rüzgâr enerji sistemlerinde enerji üretimine etki eden iklimsel parametrelerin analizi, yenilenebilir enerji sistemlerinde enerji üretiminin doğrudan değişken meteorolojik faktörlere bağlı olduğunu göstermektedir. Geleneksel enerji kaynaklarının aksine, güneş ve rüzgâr enerjisine dayalı sistemlerde giriş verileri belirgin bir stokastik yapıya sahiptir.

İklimsel belirsizlik, güneş radyasyonu, ortam sıcaklığı ve rüzgâr hızı gibi parametrelerin tahmin edilen değerleri ile gerçek değerleri arasındaki sapmalar şeklinde ortaya çıkmaktadır. Bu parametreler ile enerji üretimi arasındaki ilişkinin doğrusal

olmayan yapısı göz önüne alındığında, tahmin hatalarındaki küçük sapmalar bile üretim hesaplarında önemli farklılıklara yol açabilmektedir. Fotovoltaik sistemlerde bu durum, güneş radyasyonu ve sıcaklık değişimlerine bağlı olarak çıkış gücünün değişmesi şeklinde görülürken, rüzgâr enerji sistemlerinde rüzgâr hızındaki küçük değişimler, hızın küpü ile orantılı güç üretimi nedeniyle büyük güç dalgalanmalarına neden olmaktadır.

Söz konusu belirsizlik, hibrit enerji sistemlerinin çalışmasını çok boyutlu olarak etkilemektedir. Tahmin hataları, enerji dengesinin bozulmasına, yedek enerji kaynaklarının daha sık devreye girmesine, yenilenebilir enerji kullanım oranının azalmasına ve işletme maliyetlerinin artmasına neden olmaktadır. Özellikle dış şebeke bağlantısının bulunmadığı otonom sistemlerde bu durum kritik bir öneme sahiptir ve enerji arz güvenilirliğini doğrudan etkilemektedir.

Güncel çalışmalar, farklı türdeki belirsizliklerin enerji sistemlerinin performansı üzerinde önemli etkiler oluşturduğunu göstermektedir. Bu bağlamda, iklimsel ve sistemsel belirsizliklerin enerji kullanım yapısını ve sistem verimliliğini etkilediği ortaya konmuştur (Shang vd., 2022). Bu durum, hibrit enerji sistemlerinin tasarımında deterministik yaklaşımlar yerine stokastik modellerin kullanılmasının gerekliliğini ortaya koymaktadır.

Bu çerçevede, stokastik modelleme ve optimizasyon yöntemlerinin kullanımı büyük önem kazanmaktadır. Zhan ve diğerleri (2026) tarafından yapılan çalışmada, güneş radyasyonu ve rüzgâr hızının olasılıksal dağılımlarının dikkate alındığı ve Monte Carlo simülasyonuna dayalı senaryo üretimi ile sistem performansının değerlendirildiği bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yöntem, sistemin farklı iklim koşulları altındaki davranışını daha gerçekçi bir şekilde temsil etmekte ve elde edilen optimizasyon sonuçlarının güvenilirliğini artırmaktadır.

Bununla birlikte, literatürdeki çalışmaların büyük bir kısmında iklim parametrelerinin tahmini ile enerji sistemlerinin optimizasyonu süreçlerinin ayrı ayrı ele alındığı görülmektedir. Çoğu çalışmada optimizasyon işlemleri ortalama veya deterministik verilere dayandırılmakta, bu durum ise giriş verilerindeki belirsizliğin sonuçlara olan etkisinin göz ardı edilmesine neden olmaktadır. Sonuç olarak elde edilen çözümler, yalnızca sınırlı koşullar altında geçerli olmakta ve gerçek işletme koşullarını yeterince yansıtmamaktadır.İklimsel belirsizlik hibrit enerji sistemlerinin performansını belirleyen temel faktörlerden biri olup, sistemin hem ekonomik hem de teknik açıdan etkinliğini doğrudan etkilemektedir. İklimsel parametrelerin stokastik yapısının ve enerji üretimi üzerindeki doğrusal olmayan etkilerinin dikkate alınması, daha doğru modelleme ve daha güvenilir optimizasyon sonuçları elde edilmesi açısından kritik öneme sahiptir. Bu durum, iklim tahmini ile optimizasyon süreçlerini entegre eden yeni yöntemlerin geliştirilmesini gerekli kılmaktadır.

2.3. Hava Durumu ve Enerji Üretimi Tahmin Yöntemleri

Meteorolojik parametrelerin ve yenilenebilir enerji üretiminin tahmin edilmesi, hibrit enerji sistemlerinin modellenmesi ve optimizasyonunda kritik bir aşamadır; çünkü PV ve rüzgâr sistemlerinin üretimi doğrudan atmosferik koşullara bağlıdır. Son yıllarda sayısal hava tahmin modellerinin yanı sıra yapay zekâ tabanlı hava tahmin sistemleri (White & Hill, 2026; Sun vd., 2025) gelişmiş doğruluk ve

yüksek hesaplama verimliliği sunmaktadır. Aynı zamanda makine öğrenmesi yöntemleri, farklı zaman ufuklarında güneş enerjisi üretiminin tahmininde yaygın olarak kullanılmaktadır (Benkirane vd., 2025). Bu bölümde hava durumu ve enerji üretimi tahminine yönelik temel yaklaşımlar ele alınmaktadır.

2.3.1. Klasik İstatistiksel Tahmin Yaklaşımları

Klasik istatistiksel tahmin yöntemleri tarihsel olarak meteorolojik ve iklimsel parametrelerin modellenmesinin temelini oluşturmuştur. Makine öğrenmesi yöntemlerinin yaygın olarak kullanılmaya başlanmasından önce, hava ve hidro-meteorolojik değişkenlerin — hava sıcaklığı, yağış miktarı, güneş radyasyonu ve rüzgâr hızı gibi — tahmini büyük ölçüde doğrusal zaman serisi modelleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Regresyon ve Olasılıksal Modeller

Klasik regresyon yöntemleri (basit ve çoklu doğrusal regresyon), güneş ışınımı, rüzgâr hızı ve sıcaklık gibi meteorolojik parametrelerin enerji üretim çıktıları üzerindeki etkisini değerlendirmek amacıyla uzun yıllar boyunca yaygın olarak kullanılmıştır. Bu modeller, değişkenler arasında sabit fonksiyonel bir ilişki ve doğrusal bir bağımlılık yapısı varsayımına dayanmaktadır. En önemli avantajları, parametrelerin fiziksel olarak yorumlanabilir olması ve değişkenler arasındaki ilişkinin açık biçimde ifade edilebilmesidir.

Kısa vadeli tahmin çalışmalarında lojistik regresyon, destek vektör makineleri (SVM) ve kantil regresyon gibi olasılıksal yöntemler de aktif olarak uygulanmıştır. Özellikle hibrit doğrusal ve SVM-temelli kantil regresyon modelleri, fotovoltaik sistemlerin güç çıktısı için aralıklı tahminler oluşturulmasında kullanılarak üretim belirsizliğinin nicel olarak değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır (Caldas vd., 2026). Benzer şekilde, rüzgâr hızı için olasılıksal tahmin çalışmalarında BART, GPR ve QRF gibi yöntemlerin tahmin dağılımlarının elde edilmesinde ve belirsizlik analizinde etkili olduğu gösterilmiştir (Haddad ve Rahman, 2026).

Bununla birlikte, atmosferik süreçler yüksek derecede doğrusal olmayan, çok değişkenli ve zamanla değişen geri besleme mekanizmalarına sahip sistemlerdir. Mevsimsel tahminlerin güvenilirliğine ilişkin çalışmalar, geleneksel istatistiksel modellerin durağanlık varsayımlarına ve iklim rejimlerinin sürekliliğine duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır (Vorobeva vd., 2026). Ani rejim değişimleri, ekstrem olaylar ve iklim değişikliğine bağlı yapısal kırılmalar, doğrusal modellere dayalı tahminlerin performansını sınırlayabilmektedir.

Bu sınırlamalar özellikle yenilenebilir enerji üretim tahminlerinde (PV ve rüzgâr) kritik öneme sahiptir; zira tahmin hataları hibrit enerji sistemlerinin ekonomik optimizasyonu, yük dengesi ve güvenilirlik analiz sonuçlarını doğrudan etkilemektedir. Dolayısıyla, klasik regresyon ve olasılıksal modeller metodolojik açıklık ve yorumlanabilirlik avantajlarına sahip olmakla birlikte, karmaşık atmosferik dinamiklerin modellenmesinde sınırlı kalmakta ve daha esnek, doğrusal olmayan makine öğrenmesi yaklaşımlarına yönelimi teşvik etmektedir.

Otoregresif Modeller ve ARIMA

Otoregresif modeller (AR), hareketli ortalama (MA) modelleri ve bunların birleşimi olan ARIMA (Otoregresif Bütünleşik Hareketli Ortalama), klasik zaman serisi analizinde en yaygın kullanılan yaklaşımlar arasındadır. Bu modeller, serinin mevcut değerinin geçmiş değerlere ve rassal hata bileşenine bağlı olduğunu varsayar. Ancak meteorolojik ve hidrometeorolojik serilerin çoğu durağan olmadığından, seriyi durağanlaştırmak için fark alma (differencing) adımını içeren ARIMA modeli geliştirilmiştir. ARIMA metodolojisi Box–Jenkins yaklaşımına dayanır ve model tanımlama, parametre tahmini ve uygunluk (diagnostic) kontrolü adımlarını içerir (Box ve Jenkins, 1976).

ARIMA modelleri, kısa dönemli öngörülerde yorumlanabilirliği ve istatistiksel temeli nedeniyle farklı alanlarda yaygın biçimde temel (klasik) yöntem olarak kullanılmaktadır. Örneğin, yıllık üretim ve ithalat serilerinin tahmininde Box–Jenkins ARIMA yapısı uygulanmış; model seçimi AIC/BIC ve hata ölçütleriyle değerlendirilerek uygun ARIMA(p,d,q) modelleri raporlanmıştır (Bhattarai vd., 2026). Benzer şekilde, aylık ihracat değerlerinin tahmininde ARIMA Box–Jenkins yaklaşımı ile ARIMA ensemble yapıları karşılaştırılmış ve en düşük hata değerine sahip model seçilmiştir (Tasyah vd., 2023). Meteorolojik zaman serilerinde ise verinin doğrusal olmayan ve oynak (volatil) yapısı nedeniyle klasik ARIMA'nın bazı durumlarda yetersiz kalabileceği, bu nedenle ANN ve RNN gibi yöntemlerle karşılaştırmalı değerlendirmelerin yapıldığı bildirilmektedir (Mohd Nor ve Hamdan, 2025). Ayrıca, Türkiye'de kayısı üretim miktarının ileriye dönük tahmininde ARIMA (Box–Jenkins) modeli kullanılarak uygun model seçimi ve 10 yıllık projeksiyon oluşturulmuştur (Dalgıç, 2025).

Sayısal Hava Tahmin Yöntemleri (Numerical Weather Prediction, NWP)

Sayısal hava tahmin yöntemleri (Numerical Weather Prediction, NWP), atmosfer dinamiği ve termodinamiğini tanımlayan doğrusal olmayan diferansiyel denklemler sisteminin çözümüne dayanmaktadır. Bu modeller momentum, ısı ve nem taşınımı süreçlerini temsil etmekte olup modern operasyonel meteorolojinin temel araçlarını oluşturmaktadır.

Hesaplama teknolojilerindeki gelişmeler, veri asimilasyon şemalarının iyileştirilmesi, fiziksel süreçlerin parametrizasyonunun geliştirilmesi ve ansambl tahmin yaklaşımlarının uygulanması sayesinde NWP doğruluğunu önemli ölçüde artırmıştır. Bununla birlikte, tahmin kalitesi büyük ölçüde gözlemsel verilerin asimilasyonu yoluyla oluşturulan başlangıç koşullarının doğruluğuna bağlıdır; zira atmosfer sistemi bu başlangıç koşullarındaki küçük değişimlere karşı yüksek hassasiyet göstermektedir.

Elde edilen ilerlemelere rağmen, modern NWP modelleri iki temel hata türünü içermeye devam etmektedir: parametrizasyon ve mekânsal çözünürlük sınırlamalarından kaynaklanan sistematik hatalar (bias) ve atmosfer dinamiğinin kaotik doğasıyla ilişkili rastgele hatalar. NWP tahminlerinin doğruluğu geleneksel olarak RMSE, MAE ve bias gibi metrikler kullanılarak değerlendirilmektedir; bu metrikler sistematik ve rastgele hata bileşenlerinin nicel olarak ayrıştırılmasına olanak sağlamaktadır.

NWP doğrulama çalışmalarında, tahmin doğruluğunun hesaplama ızgarasının çözünürlüğüne ve topoğrafyanın temsil kalitesine önemli ölçüde bağlı olduğu gösterilmiştir. Yüksek mekânsal çözünürlükte dahi sıcaklık, rüzgâr ve özellikle yağış tahminlerinde hatalar devam etmekte; yağış tahminleri bulut mikrofiziği ve konvektif süreçlerin parametrizasyonuna karşı yüksek duyarlılık göstermektedir (Roeger vd., 2001). Ayrıca tahmin ufku arttıkça hata birikimi gözlenmekte ve bu durum orta vadeli tahminlerin güvenilirliğini azaltmaktadır.

Buna ek olarak, geleneksel NWP modelleri yüksek hesaplama karmaşıklığı, önemli düzeyde bilgi işlem kaynağı gereksinimi, sınırlı yerel doğruluk ve hızlı değişen meteorolojik koşullara karşı yetersiz duyarlılık ile karakterize edilmektedir (Ahmed, 2025). Modelin mekânsal çözünürlüğü, alt-ızgara (sub-grid) süreçlerinin yeterli düzeyde temsil edilmesini sınırlandırmakta; bu süreçlerin ampirik parametrizasyonlara dayanması ise ek bir belirsizlik kaynağı oluşturmaktadır.

Ansambl NWP tahminleri ile derin öğrenme yöntemlerinin entegrasyonuna yönelik çalışmalar, modellerin ham çıktılarının hem sistematik hem de rastgele hata bileşenleri içerdiğini ve bunun orta vadeli tahmin doğruluğunu önemli ölçüde etkilediğini göstermektedir (Inoue vd.). Bu durum, sayısal modellerin ham çıktılarında yapısal sınırlamaların bulunduğunu ve ek istatistiksel ya da algoritmik düzeltmelerin gerekliliğini ortaya koymaktadır.

PV–Wind–Battery–Diesel tipindeki hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonu bağlamında meteorolojik tahmin hataları; üretim gücü hesaplamalarını, dizel jeneratörün işletim planlamasını, batarya yönetim stratejilerini ve nihai ekonomik göstergeleri (LCOE ve sistem güvenilirliği) doğrudan etkilemektedir. Ham NWP çıktılarının doğrudan kullanımı, optimizasyon problemindeki belirsizliği artırmakta ve sistemin alt-optimal işletim rejimlerine yol açabilmektedir.

Sonuç olarak, fiziksel temellerine rağmen sayısal hava tahmin yöntemleri nesnel sınırlamalara sahiptir. Bu durum, yerel tahmin doğruluğunu artırmak ve enerji modelleme uygulamalarına uyarlamak amacıyla istatistiksel düzeltme teknikleri ve makine öğrenmesi algoritmalarının uygulanmasını gerekli kılmaktadır.

2.3.2. Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Tabanlı Yaklaşımlar

Makine Öğrenmesi (Machine Learning, ML) ve Derin Öğrenme (Deep Learning, DL) yöntemlerinin gelişimi, özellikle atmosferik süreçlerin yüksek derecede doğrusal olmayan ve dinamik yapıya sahip olduğu durumlarda, meteorolojik parametrelerin tahmin edilmesi alanında önemli ilerlemeler sağlamıştır. Geleneksel sayısal ve istatistiksel modellere kıyasla, ML tabanlı yaklaşımlar sistemin fiziksel yapısının açık biçimde tanımlanmasını gerektirmez; bunun yerine tarihsel verilerden karmaşık ve örtük bağıntıları doğrudan öğrenebilme yeteneğine sahiptir.

Meteorolojik tahmin çalışmalarında yaygın olarak kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları arasında Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks, ANN), Destek Vektör Regresyonu (Support Vector Regression, SVR) ve topluluk (ensemble) yöntemlerinden biri olan Random Forest (RF) yer almaktadır. Bu algoritmalar, özellikle fotovoltaik (PV) sistem performansını doğrudan etkileyen Küresel Yatay Işınım (Global

Horizontal Irradiance, GHI), ortam sıcaklığı ve rüzgâr hızı gibi parametrelerin tahmininde yüksek başarı göstermiştir.

Yapay Sinir Ağları, giriş ve çıkış değişkenleri arasındaki karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilen fonksiyon yaklaştırıcılarıdır. Bir nöronun çıkışı genel olarak aşağıdaki şekilde ifade edilebilir (Rumelhart vd., 1986):

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b\right) \tag{3}$$

Burada

$x_i$giriş parametrelerini (örneğin sıcaklık, nem, ışınım vb.),

w_iağırlık katsayılarını,

$b$bias (sabit terim) değerini,

$f$ise aktivasyon fonksiyonunu ifade etmektedir.

Destek Vektör Regresyonu, özellik uzayında bir regresyon fonksiyonunun oluşturulmasına dayanmaktadır ve aşağıdaki şekildedir (Vapnik, 1998):

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \tag{4}$$

burada $\phi(x)$giriş uzayının özellik uzayına dönüşümünü temsil eder. Optimizasyon sürecinde kullanılan ε-insensitive kayıp fonksiyonu sayesinde model, gürültüye ve aykırı değerlere karşı daha dayanıklı hâle gelmektedir.

Random Forest yöntemi ise çok sayıda karar ağacının oluşturulmasına ve bu ağaçların çıktılarının birleştirilmesine dayanmaktadır (Breiman, 2001). Nihai tahmin aşağıdaki şekilde elde edilir:

$$y = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} T_m(x) \tag{5}$$

Söz konusu algoritmalar, meteorolojik parametreler arasındaki doğrusal olmayan ve karmaşık etkileşimleri dikkate alabilmeleri nedeniyle klasik doğrusal istatistiksel modellere kıyasla daha yüksek tahmin performansı sunmaktadır.

Makine öğrenmesi tabanlı tahminlerin enerji modellemesine entegrasyonunun pratik etkinliği Carlak ve Karabanova (2026) çalışmasında gösterilmiştir. Bu çalışmada ANN, SVR ve RF kullanılarak elde edilen GHI ve sıcaklık tahminleri, PVLib kütüphanesi aracılığıyla fotovoltaik güç hesaplama modeline entegre edilmiştir. Yapılan analizler, güneş ışınımı tahmin doğruluğundaki artışın PV çıkış gücü hesaplama hatasını orantılı biçimde azalttığını ortaya koymuştur. Özellikle GHI tahmin belirsizliğinin, enerji modelleme doğruluğu üzerinde sıcaklık tahmin hatalarına kıyasla çok daha belirleyici olduğu tespit edilmiştir.

Ayrıca sonuçlar, doğrusal olmayan modellerin — özellikle ANN'nin — kısa ve orta vadeli tahmin ufuklarında SVR ve RF yöntemlerine göre daha istikrarlı performans sergilediğini göstermiştir. Bu durum, RMSE değerlerinin düşmesi ve PV güç modellemesindeki sapmaların azalması ile doğrulanmıştır. Dolayısıyla makine öğrenmesi yöntemlerinin enerji modelleme süreçlerine entegrasyonu, yalnızca üretim tahmin doğruluğunu artırmakla kalmayıp, hibrit enerji sistemlerinin işletme planlamasında belirsizliğin azaltılmasına da katkı sağlamaktadır.

Elde edilen bulgular, meteorolojik parametrelerin tahmininde makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerinin daha ayrıntılı biçimde incelenmesi ve bu yaklaşımların otonom ve hibrit enerji sistemlerinin optimizasyon problemlerine entegrasyonunun gerekliliğini ortaya koymaktadır.

Derin öğrenme yöntemleri, makine öğrenmesi algoritmalarının doğal bir gelişimi olarak, çok katmanlı sinir ağı mimarileri aracılığıyla daha karmaşık doğrusal olmayan ve zamansal bağıntıların modellenmesine imkân tanımaktadır. Zaman serisi yapısına sahip meteorolojik parametrelerin tahmininde, klasik ileri beslemeli (feed-forward) yapay sinir ağları uzun dönemli bağımlılıkları modelleme konusunda sınırlı kalabilmektedir. Bu nedenle tekrarlayan sinir ağları (Recurrent Neural Networks, RNN) ve bunların geliştirilmiş bir versiyonu olan Long Short-Term Memory (LSTM) mimarileri literatürde yaygın şekilde kullanılmaktadır.

LSTM mimarisi, hücre durumu (cell state) ve unutma, giriş ve çıkış kapılarından (forget, input ve output gate) oluşan mekanizması sayesinde zamansal bilgiyi kontrollü biçimde koruyabilmekte ve filtreleyebilmektedir. Bu özellik, özellikle Küresel Yatay Işınım (GHI), ortam sıcaklığı ve rüzgâr hızı gibi parametrelerin tahmininde gözlenen günlük (diurnal) desenlerin ve kısa süreli dalgalanmaların modellenmesinde önemli avantaj sağlamaktadır. Literatürde LSTM tabanlı modellerin, klasik istatistiksel yöntemlere kıyasla güneş enerjisi üretim serilerindeki zamansal değişimleri daha istikrarlı biçimde temsil edebildiği gösterilmiştir (Darsiti vd., 2026).

Bununla birlikte, yalnızca derin öğrenme temelli modellerin kullanımı her durumda en iyi sonucu vermemektedir. Zaman serisinin hem belirgin doğrusal hem de doğrusal olmayan bileşenler içermesi durumunda hibrit modeller daha yüksek performans sunabilmektedir. Bu kapsamda ARIMA–LSTM kombinasyonu, doğrusal bileşeni istatistiksel model ile, doğrusal olmayan artık (residual) bileşeni ise sinir ağı yapısı ile modelleyerek tahmin hatasını azaltabilmektedir (Aslimah & Anggai, 2026).

Öte yandan, mimarinin hibritleştirilmesi veya rekürrent yapılarla karmaşıklaştırılması her zaman metodolojik açıdan gerekli değildir. Giriş verilerinin uygun şekilde yapılandırılması ve eğitim veri setlerinin zamansal bağımlılıkları yansıtacak biçimde hazırlanması durumunda, Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi-Layer Perceptron, MLP) mimarisi meteorolojik parametreler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri etkin biçimde modelleyebilmektedir. MLP yapıları, görece daha basit mimari tasarıma sahip olmaları, eğitim sürecinde daha yüksek kararlılık sağlamaları ve enerji modelleme ile optimizasyon aşamalarına daha kolay entegre edilebilmeleri açısından önemli avantajlar sunmaktadır.

Bu nedenle, tahmin modelinin hibrit ve otonom enerji sistemlerinin optimizasyon sürecine entegrasyon gerekliliği de dikkate alınarak, bu çalışmada temel sinir ağı mimarisi olarak MLP yaklaşımı tercih edilmiştir. MLP tabanlı tahmin modellerinin yapısı, parametre seçimi ve güncel literatürdeki uygulamaları bir sonraki alt bölümde ayrıntılı olarak ele alınmaktadır.

2.3.3. MLP Tabanlı Tahmin Modelleri ve Güncel Çalışmalar

Son yıllarda meteorolojik parametrelerin tahmini ve yenilenebilir enerji üretiminin modellenmesi amacıyla makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanımı önemli ölçüde artmıştır. Bunun başlıca nedenlerinden biri atmosferik süreçlerin yüksek derecede doğrusal olmayan bir yapıya sahip olması ve iklimsel parametreler ile enerji üretimi arasındaki ilişkilerin oldukça karmaşık bir karakter göstermesidir. Bu tür durumlarda yapay zekâ yöntemleri, özellikle yapay sinir ağları, verilerdeki gizli ilişkileri ortaya çıkarabilmekte ve daha yüksek doğrulukta tahminler elde edilmesini mümkün kılmaktadır.

Meteorolojik parametrelerin tahmin edilmesinde en yaygın kullanılan yaklaşımlardan biri çok katmanlı algılayıcı (Multilayer Perceptron, MLP) mimarisidir. MLP mimarisi ileri beslemeli yapay sinir ağları sınıfına ait olup giriş, gizli ve çıkış katmanlarından oluşmaktadır. Bu yapı, giriş ve çıkış değişkenleri arasındaki karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilme yeteneğine sahiptir. Bu nedenle MLP tabanlı modeller güneş radyasyonu, rüzgâr hızı ve fotovoltaik sistemlerin enerji üretiminin tahmin edilmesi gibi birçok uygulamada yaygın olarak kullanılmaktadır.

Güneş radyasyonu tahmini üzerine yapılan kapsamlı inceleme çalışmalarında, makine öğrenmesi yöntemlerinin güneş radyasyonu modellemesi ve buna bağlı enerji üretimi süreçlerinin analizinde oldukça etkili araçlar olduğu gösterilmiştir. Farklı tahmin algoritmalarının karşılaştırıldığı çalışmalarda, yapay sinir ağı modellerinin meteorolojik parametreler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri başarılı bir şekilde modelleyebildiği ve geniş zaman ölçeklerinde rekabetçi tahmin doğruluğu sağlayabildiği belirtilmektedir (Voyant vd., 2017).

Fotovoltaik sistemlerin güç üretiminin tahmin edilmesine yönelik çalışmalarda da makine öğrenmesi yöntemlerinin yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir. Özellikle sayısal hava tahmin modellerinden (Numerical Weather Prediction – NWP) elde edilen meteorolojik verilerin makine öğrenmesi algoritmaları ile birlikte kullanılması, PV sistemlerinin güç üretimi tahminlerinin doğruluğunu artırabilmektedir. Bu kapsamda yapılan karşılaştırmalı çalışmalarda, farklı makine öğrenmesi yöntemlerinin PV güç tahmini performansları analiz edilmiş ve MLP tabanlı modellerin uygun giriş değişkenleri ve doğru hiperparametre ayarları ile yüksek tahmin doğruluğu sağlayabildiği gösterilmiştir (Markovics ve Mayer, 2022).

MLP tabanlı modeller rüzgâr parametrelerinin tahmin edilmesi çalışmalarında da yaygın olarak kullanılmaktadır. Literatürde yapılan araştırmalar, yapay sinir ağlarının rüzgâr hızına ait zaman serilerini başarılı bir şekilde modelleyebildiğini ve kısa vadeli rüzgâr tahminlerinde yüksek doğruluk sağlayabildiğini göstermektedir. Örneğin, rüzgâr hızı ve rüzgâr gücü tahmini üzerine yapılan çalışmalarda, istatistiksel yöntemler ile yapay

sinir ağlarının birlikte kullanıldığı hibrit modellerin tahmin hatalarını önemli ölçüde azaltabildiği ortaya konulmuştur (Liu vd., 2010).

Son yıllarda araştırmacılar, MLP mimarisini farklı optimizasyon algoritmaları ve özellik çıkarımı yöntemleri ile birleştiren hibrit modeller geliştirmeye yönelmişlerdir. Bu kapsamda önerilen yaklaşımlar arasında MLP mimarisinin varyasyonel otomatik kodlayıcılar (Variational Autoencoders – VAE) ve ateşböceği optimizasyon algoritması (Firefly Optimization Algorithm) gibi yöntemlerle birleştirildiği modeller yer almaktadır. Bu tür hibrit modeller, meteorolojik verilerin hem küresel hem de yerel özelliklerini daha etkin bir şekilde öğrenebilmekte ve tahmin doğruluğunu artırabilmektedir (Vuyyuru vd., 2021).

Genel olarak literatürde yapılan çalışmalar, çok katmanlı algılayıcı mimarisine dayalı modellerin meteorolojik parametrelerin ve yenilenebilir enerji üretiminin tahmin edilmesinde en yaygın kullanılan yöntemlerden biri olduğunu göstermektedir. Daha karmaşık derin öğrenme mimarilerine kıyasla daha basit bir yapıya sahip olmasına rağmen, MLP modelleri meteorolojik zaman serilerindeki doğrusal olmayan ilişkileri etkili bir şekilde modelleyebilmekte ve güvenilir tahmin sonuçları sağlayabilmektedir.

Bununla birlikte literatür incelendiğinde, mevcut çalışmaların büyük bir bölümünün ya yalnızca meteorolojik parametrelerin tahminine ya da doğrudan fotovoltaik sistemlerin güç üretiminin tahmin edilmesine odaklandığı görülmektedir. Birçok çalışmada sayısal hava tahmini verileri veya geçmiş meteorolojik ölçümler kullanılsa da, elde edilen tahminlerin hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonu ile bütünleşik olarak değerlendirilmesi sınırlı düzeyde ele alınmaktadır.

Bu nedenle, meteorolojik parametrelerin yalnızca tahmin edilmesi değil, aynı zamanda elde edilen tahminlerin hibrit enerji sistemlerinin modellenmesi ve optimizasyon süreçlerinde doğrudan kullanılabilir nitelikte olması büyük önem taşımaktadır. Bu bağlamda, zaman serisi yapısını dikkate alan, gecikmeli (lag) değişkenlere dayalı ve uzun dönemli tahmin üretimine olanak sağlayan yaklaşımlar ön plana çıkmaktadır.

Çalışmada, literatürde yaygın olarak kullanılan MLP mimarisi, zaman serisi tabanlı lag özellikleri ve rekürsif tahmin yaklaşımı ile birlikte ele alınarak, hibrit enerji sistemlerinin tasarımına uygun meteorolojik veri üretimi hedeflenmiştir.

2.4.Hibrit Enerji Sistemlerinin Optimizasyonu

Hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonu, sistemin gerekli enerji talebini karşılayacak şekilde yapılandırılması ve bunun minimum maliyetle gerçekleştirilmesi amacına yöneliktir. Bu kapsamda temel amaç, sistem bileşenlerinin kapasite ve bileşiminin, yükün güvenilir ve kesintisiz bir şekilde karşılanmasını sağlayacak biçimde belirlenmesidir (Khan vd., 2025).

Bu süreçte, enerji talebi, yenilenebilir enerji kaynaklarının değişken üretim yapısı ve sistemin ekonomik parametreleri birlikte dikkate alınmaktadır. Bu nedenle optimizasyon problemi, sistem maliyeti, güvenilirlik düzeyi ve kurulu güç arasında bir denge kurulmasını gerektirmektedir (Agajie vd., 2023).

Dolayısıyla, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonu; sistem bileşenlerinin uygun boyutlandırılmasını ve bu bileşenlerin çalışma stratejilerinin belirlenmesini kapsayan bütünleşik bir problem olarak ele alınmaktadır

2.4.1. Sistem Boyutlandırma ve İşletme Optimizasyonu

Hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda en önemli iki temel unsur, sistem bileşenlerinin uygun şekilde boyutlandırılması ve sistemin işletme stratejisinin belirlenmesidir. Literatürde bu iki problem genellikle birlikte ele alınmakta olup, sistem performansının bu iki faktörün etkileşimine doğrudan bağlı olduğu ifade edilmektedir (Khan vd., 2025).

Sistem boyutlandırma problemi, fotovoltaik panellerin kurulu gücü, rüzgâr türbinlerinin sayısı ve kapasitesi, batarya enerji depolama sisteminin kapasitesi ve dizel jeneratörün gücü gibi temel bileşenlerin optimum değerlerinin belirlenmesini kapsamaktadır. Bu parametrelerin doğru seçimi, sistemin hem ekonomik performansını hem de enerji talebini karşılama kapasitesini doğrudan etkilemektedir (Mahmoud vd., 2022).

Yapılan çalışmalar, sistem bileşenlerinin kapasitesinin gereğinden fazla seçilmesinin yatırım maliyetlerini artırdığını, yetersiz kapasite seçiminin ise enerji arz güvenilirliğini olumsuz etkilediğini göstermektedir. Bu nedenle boyutlandırma problemi, maliyet ile güvenilirlik arasında bir denge kurulmasını gerektiren bir optimizasyon problemi olarak tanımlanmaktadır (Agajie vd., 2023).

Literatürde hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonu çoğunlukla çok amaçlı bir problem olarak ele alınmakta olup, bu kapsamda enerji maliyeti (COE veya LCC) ve sistem güvenilirliği (LPSP) en yaygın kullanılan performans kriterleri arasında yer almaktadır. Özellikle PV–rüzgar–batarya–dizel jeneratör kombinasyonuna sahip sistemlerde bu kriterlerin birlikte değerlendirilmesi yaygın bir yaklaşım olarak kabul edilmektedir (Mehallou vd., 2025).

Bununla birlikte, sistem performansı yalnızca bileşen boyutlandırmasına bağlı olmayıp, aynı zamanda sistemin işletme stratejisinden de önemli ölçüde etkilenmektedir. İşletme optimizasyonu, enerji üretimi, depolanması ve tüketimi arasındaki dengenin sağlanmasına yönelik kontrol mekanizmalarını içermektedir (Rehman vd., 2025).

Literatürde yaygın olarak kullanılan işletme stratejilerinde, yenilenebilir enerji kaynaklarından elde edilen enerji öncelikli olarak yükü karşılamakta, fazla enerji bataryalarda depolanmakta ve enerji açığı durumunda batarya sistemleri veya dizel jeneratör devreye girmektedir. Bu tür enerji yönetim yaklaşımları, yakıt tüketiminin azaltılmasına ve yenilenebilir enerji kullanım oranının artırılmasına katkı sağlamaktadır (Bade vd., 2025).

Ayrıca, sistem bileşenlerinin boyutlandırılması ile işletme stratejisinin birlikte optimize edilmesinin, hibrit enerji sistemlerinin genel performansını önemli ölçüde iyileştirdiği belirtilmektedir. Bu amaçla literatürde farklı meta-sezgisel optimizasyon algoritmaları yaygın olarak kullanılmakta olup, bu yöntemlerin karmaşık ve doğrusal

olmayan problemlerde etkili sonuçlar sağladığı gösterilmiştir (Ghorbani vd., 2018; Tezer, 2025).

Sonuç olarak, hibrit enerji sistemlerinde optimum performansın elde edilebilmesi için sistem boyutlandırma ve işletme stratejilerinin birlikte ele alınması gerekmekte olup, bu yaklaşım hem ekonomik verimliliğin artırılması hem de enerji arz güvenilirliğinin sağlanması açısından kritik öneme sahiptir.

2.4.2. Tek Amaçlı ve Çok Amaçlı Optimizasyon Problemleri

Hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda hem tek amaçlı hem de çok amaçlı yaklaşımlar yaygın olarak kullanılmaktadır. Optimizasyon probleminin türü, dikkate alınan amaç fonksiyonlarının sayısına ve sistemden beklenen performans kriterlerine bağlı olarak belirlenmektedir (Ansari vd., 2022).

Tek amaçlı optimizasyon, yalnızca bir hedef fonksiyonun minimize edilmesi veya maksimize edilmesine dayanmaktadır. Bu yaklaşımda en yaygın olarak kullanılan hedef fonksiyonlar ekonomik göstergeler olup, enerji maliyeti (Cost of Energy, COE) veya toplam yaşam döngüsü maliyeti (Net Present Cost, NPC) gibi parametreler ön plana çıkmaktadır. Bu tür problemlerde amaç, belirlenen kısıtlar altında tek bir optimum çözümün elde edilmesidir. Tek amaçlı yöntemler, hesaplama açısından daha basit olmaları nedeniyle özellikle sistem tasarımının ilk aşamalarında tercih edilmektedir (Agajie vd., 2023).

Bununla birlikte, tek amaçlı optimizasyon yaklaşımları hibrit enerji sistemlerinin doğası gereği ortaya çıkan çelişkili hedefleri yeterince temsil edememektedir. Örneğin, sistem maliyetinin minimize edilmesi çoğu zaman enerji arz güvenilirliğinin azalmasına neden olabilmektedir. Bu durum, özellikle otonom sistemlerde önemli bir dezavantaj oluşturmaktadır (Khan vd., 2025).

Bu sınırlamaların aşılması amacıyla literatürde çok amaçlı optimizasyon yöntemleri geliştirilmiştir. Çok amaçlı optimizasyon, birden fazla hedef fonksiyonun eş zamanlı olarak değerlendirilmesini sağlamaktadır. Hibrit enerji sistemlerinde bu hedefler genellikle maliyet, güvenilirlik ve sürdürülebilirlik kriterlerini içermektedir (Güven vd., 2024).

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinde tek bir optimum çözüm yerine, Pareto-optimal çözümler kümesi elde edilmektedir. Bir çözüm, herhangi bir amaç fonksiyonunu diğerlerini kötüleştirmeden iyileştirmenin mümkün olmadığı durumda Pareto-optimal olarak tanımlanmaktadır. Bu çözümlerin oluşturduğu küme ise Pareto cephesi (Pareto front) olarak adlandırılmaktadır.

Pareto cephesi, farklı hedefler arasındaki dengeyi temsil etmekte olup, karar vericilere sistem tasarımında farklı alternatifler sunmaktadır. Bu sayede, maliyet ve güvenilirlik gibi kriterler arasında tercih yapılmasına olanak tanınmaktadır (He vd., 2022).

Literatürde çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde genetik algoritma (GA), parçacık sürü optimizasyonu (PSO), NSGA-II ve MOPSO gibi meta-

sezgisel yöntemler yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu algoritmalar, doğrusal olmayan ve yüksek boyutlu problemlerde Pareto-optimal çözümlerin etkin bir şekilde elde edilmesini sağlamaktadır (Tezer, 2025; Ghorbani vd., 2018).

Sonuç olarak, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda tek amaçlı yaklaşımlardan çok amaçlı yaklaşımlara doğru bir geçiş söz konusudur. Çok amaçlı optimizasyon, sistemin gerçek çalışma koşullarını daha doğru temsil etmekte ve ekonomik ile teknik kriterler arasında dengeli çözümler sunmaktadır.

2.4.3. Ekonomik ve Güvenilirlik Temelli Optimizasyon Kriterleri

Hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda, ekonomik verimlilik ve enerji arz güvenilirliğini temsil eden performans kriterleri temel bir rol oynamaktadır. Bu kriterlerin doğru şekilde tanımlanması, optimizasyon probleminin yönünü belirleyen en önemli unsurlardan biridir (Agajie vd., 2023).

Ekonomik performansın değerlendirilmesinde en yaygın kullanılan göstergelerden biri, birim enerji üretim maliyetini ifade eden enerji maliyeti (Cost of Energy, COE) parametresidir. COE, sistemin yaşam döngüsü boyunca oluşan tüm maliyetleri dikkate alarak birim elektrik enerjisinin ortalama maliyetini göstermekte ve farklı sistem konfigürasyonlarının karşılaştırılmasında yaygın olarak kullanılmaktadır (Mahmoud vd., 2022).

Bir diğer önemli ekonomik gösterge ise yaşam döngüsü maliyeti (Life Cycle Cost, LCC) veya eşdeğer olarak kullanılan Net Present Cost (NPC) parametresidir. Bu kriter, sistemin kurulumu, işletilmesi, bakımı ve yakıt tüketimi gibi tüm maliyet bileşenlerini kapsamakta olup, sistemin uzun dönemli ekonomik performansının değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır (Agajie vd., 2023).

Ekonomik kriterlerin yanı sıra, hibrit enerji sistemlerinin performansının değerlendirilmesinde güvenilirlik göstergeleri de büyük önem taşımaktadır. Otonom sistemlerde yaygın olarak kullanılan güvenilirlik ölçütlerinden biri, yükün karşılanamama olasılığını ifade eden Loss of Power Supply Probability (LPSP) parametresidir. Bu gösterge, sistemin belirli zaman aralıklarında yük talebini karşılayamama durumunu nicel olarak ifade etmekte ve sistem güvenilirliğinin değerlendirilmesinde temel bir ölçüt olarak kabul edilmektedir (Mehallou vd., 2025).

Literatürde yapılan çalışmalar, ekonomik ve güvenilirlik temelli kriterlerin çoğu zaman birbirleriyle çeliştiğini göstermektedir. Sistem maliyetinin minimize edilmesi genellikle kurulu güç ve depolama kapasitesinin azaltılması ile sağlanırken, bu durum enerji arz güvenilirliğinin düşmesine neden olabilmektedir. Buna karşılık, sistem güvenilirliğinin artırılması daha yüksek yatırım ve işletme maliyetlerini gerektirmektedir (Khan vd., 2025).

Bu nedenle, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda ekonomik ve güvenilirlik kriterleri çoğunlukla birlikte ele alınmakta ve çok amaçlı optimizasyon yaklaşımları kullanılmaktadır. Bu yaklaşımlar sayesinde, maliyet ve güvenilirlik arasında denge sağlayan alternatif çözümler belirlenebilmekte ve sistem tasarımında karar vericilere esneklik sunulmaktadır (He vd., 2022).

Sonuç olarak, hibrit enerji sistemlerinde optimum performansın elde edilebilmesi için ekonomik ve güvenilirlik temelli kriterlerin birlikte değerlendirilmesi gerekmekte olup, bu yaklaşım sistemin hem ekonomik açıdan sürdürülebilir hem de teknik açıdan güvenilir olmasını sağlamaktadır.

2.5. Meta-Sezgisel Optimizasyon Algoritmaları

Hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonu, sistem bileşenleri arasındaki karmaşık etkileşimler, yenilenebilir enerji kaynaklarının değişken doğası ve çok sayıda teknik kısıt nedeniyle oldukça zor bir problemdir. Bu tür sistemlerde hem ekonomik performans hem de enerji arz güvenilirliği dikkate alınmakta olup, bu durum optimizasyon problemini çok boyutlu ve doğrusal olmayan bir yapıya dönüştürmektedir (Agajie vd., 2023).

Geleneksel optimizasyon yöntemleri bu tür karmaşık problemlerde yetersiz kalmakta olup, son yıllarda meta-sezgisel optimizasyon algoritmaları yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu algoritmalar, çözüm uzayında rastlantısal arama yaparak yerel minimumlara takılmadan küresel optimuma yakın çözümler elde edilmesine olanak sağlamaktadır (Khan vd., 2025).

Meta-sezgisel algoritmalar genel olarak evrimsel tabanlı ve sürü zekâsı tabanlı yöntemler olarak sınıflandırılmaktadır. Bu kapsamda genetik algoritmalar (GA) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO), hibrit enerji sistemlerinin boyutlandırılması ve işletme optimizasyonu problemlerinde en yaygın kullanılan yöntemler arasında yer almaktadır.

Son yıllarda, bu algoritmaların avantajlarını bir araya getirmek amacıyla geliştirilen hibrit yaklaşımlar, özellikle karmaşık enerji sistemlerinin optimizasyonunda daha etkin sonuçlar vermektedir (Ghorbani vd., 2018).

Bu doğrultuda, bu çalışmada genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu ve bu yöntemlerin hibrit kombinasyonları detaylı olarak incelenmiştir.

2.5.1. Genetik Algoritma (GA)

Genetik algoritma (Genetic Algorithm, GA), evrimsel optimizasyon yöntemleri sınıfına ait olup doğal seçilim ve genetik evrim prensiplerine dayanmaktadır. Algoritmanın temel yaklaşımı, çözüm uzayında yer alan olası çözümlerden oluşan bir popülasyonun iteratif olarak iyileştirilmesine dayanmaktadır.

Genetik algoritmada her bir çözüm, belirli parametrelerden oluşan bir kromozom yapısı ile temsil edilmekte ve çözümün kalitesi bir amaç fonksiyonu (fitness function) aracılığıyla değerlendirilmektedir. Algoritmanın çalışma sürecinde seçim (selection), çaprazlama (crossover) ve mutasyon (mutation) gibi temel genetik operatörler uygulanarak yeni nesil çözümler oluşturulmaktadır. Bu iteratif süreç, belirlenen durdurma kriterine ulaşılana kadar devam etmektedir.

Genetik algoritmalar, küresel çözüm uzayını etkin bir şekilde araştırabilme yetenekleri sayesinde, çok sayıda değişken ve kısıt içeren doğrusal olmayan problemlerin çözümünde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu bağlamda, hibrit enerji sistemlerinin

optimizasyonu gibi karmaşık mühendislik problemlerinde önemli bir araç olarak öne çıkmaktadır.

Literatürde genetik algoritmanın hibrit enerji sistemlerinin optimum boyutlandırılmasında yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir. Örneğin, Abed vd. (2024) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, otonom hibrit enerji sisteminin bileşen kapasiteleri genetik algoritma kullanılarak optimize edilmiştir. Çalışmada fotovoltaik paneller, rüzgâr türbinleri, batarya ve dizel jeneratörün kapasite değerleri belirlenerek toplam sistem maliyetinin minimize edilmesi amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlar, GA tabanlı yaklaşımın ekonomik açıdan uygun sistem konfigürasyonlarının belirlenmesinde etkili olduğunu göstermektedir.

Benzer şekilde, Al-Shamma'a vd. (2019) çalışmasında genetik algoritma ile HOMER yazılımı karşılaştırılmış ve hibrit enerji sistemlerinin ekonomik performansı analiz edilmiştir. Araştırma sonuçları, genetik algoritmanın daha esnek bir çözüm arama süreci sunduğunu ve sistem maliyetlerinin azaltılmasında etkin olduğunu ortaya koymuştur.

Genetik algoritmanın farklı enerji sistemlerine uygulanabilirliği de literatürde geniş yer bulmaktadır. Aktas vd. (2024) tarafından yapılan çalışmada, GA tabanlı bir yaklaşım dalga enerjisi uygulamalarında hibrit batarya/ultrakapasitör enerji depolama sisteminin optimum boyutlandırılması için kullanılmıştır. Bu durum, genetik algoritmanın farklı enerji sistemlerine uyarlanabilirliğini göstermektedir.

Bununla birlikte, genetik algoritmanın tek başına kullanımı bazı sınırlamalara sahiptir. Özellikle çözüm süresinin uzun olması ve bazı durumlarda yerel optimumlarda erken yakınsama problemleri literatürde sıkça belirtilmektedir. Bu nedenle, son yıllarda genetik algoritmanın diğer meta-sezgisel yöntemlerle hibrit olarak kullanıldığı çalışmalar artış göstermiştir.

Örneğin, Torres-Madroñero vd. (2020) tarafından gerçekleştirilen çalışmada genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) birlikte kullanılarak hibrit enerji sistemlerinin optimum boyutlandırılması gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, hibrit GA–PSO yaklaşımının hem çözüm kalitesi hem de yakınsama hızı açısından daha üstün performans sunduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak, genetik algoritma hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda güçlü ve esnek bir yöntem olarak öne çıkmaktadır. Bununla birlikte, daha hızlı ve daha doğru çözümler elde etmek amacıyla GA'nın diğer meta-sezgisel yöntemlerle hibrit olarak kullanılması önemli bir araştırma yönü haline gelmiştir. Bu yaklaşım, bu tez çalışmasında önerilen CDI-GA-PSO algoritmasının geliştirilmesinin temel motivasyonunu oluşturmaktadır.

2.5.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO), popülasyon tabanlı meta-sezgisel optimizasyon algoritmaları sınıfına ait olup, kuş sürüleri veya balık sürüleri gibi sosyal organizmaların kolektif davranışlarının modellenmesine dayanmaktadır. Algoritmanın temel prensibi, çözüm uzayında yer alan birden fazla

parçacığın iş birliği içerisinde en uygun çözümü aramasına dayanmaktadır. Her bir parçacık, problemin olası bir çözümünü temsil etmekte ve arama uzayında hareket ederek çözümün iyileştirilmesine katkıda bulunmaktadır.

PSO algoritmasında her bir parçacık, konum ve hız parametreleri ile tanımlanmakta olup, bu parametreler iteratif olarak güncellenmektedir. Güncelleme sürecinde iki temel bilgi kullanılmaktadır: parçacığın kendi elde ettiği en iyi çözüm (personal best, pbest) ve sürü içerisindeki en iyi çözüm (global best, gbest). Bu mekanizma sayesinde algoritma, çözüm uzayında hem küresel arama hem de yerel iyileştirme yeteneklerini dengeli bir şekilde kullanabilmektedir.

Basit yapısı, hızlı yakınsama özellikleri ve doğrusal olmayan çok değişkenli problemlerde etkin performans göstermesi nedeniyle PSO algoritması, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle fotovoltaik paneller, rüzgâr türbinleri, batarya enerji depolama sistemleri ve dizel jeneratörlerden oluşan otonom sistemlerin optimum boyutlandırılmasında PSO önemli bir araç olarak öne çıkmaktadır.

Literatürde PSO algoritmasının hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda etkin bir şekilde kullanıldığı birçok çalışma bulunmaktadır. Örneğin, El Boujdaini vd. (2022) çalışmasında PSO algoritması, PV–rüzgâr–batarya–dizel jeneratör bileşenlerinden oluşan otonom bir hibrit enerji sisteminin optimum boyutlandırılması için uygulanmıştır. Çalışmada enerji maliyetinin minimize edilmesi ve sistem güvenilirliğinin artırılması hedeflenmiş olup, elde edilen sonuçlar PSO'nun sistem bileşenlerinin kapasite değerlerinin belirlenmesinde etkili olduğunu göstermiştir.

Benzer şekilde, Nishanth vd. (2023) tarafından yapılan çalışmada PSO algoritmasının hibrit yenilenebilir enerji sistemlerinin optimizasyonunda kullanımı incelenmiş ve algoritmanın yüksek boyutlu ve doğrusal olmayan problemlerde başarılı sonuçlar verdiği vurgulanmıştır. Ayrıca, PSO'nun hesaplama maliyeti ile çözüm doğruluğu arasında dengeli bir performans sunduğu belirtilmiştir.

Bununla birlikte, klasik PSO algoritmasının bazı sınırlamaları bulunmaktadır. Özellikle erken yakınsama ve yerel minimumlarda takılma problemi literatürde sıkça belirtilmektedir. Bu nedenle, PSO algoritmasının performansını artırmak amacıyla hibrit ve geliştirilmiş versiyonları üzerine çalışmalar yapılmaktadır.

Örneğin, Pang vd. (2019) tarafından önerilen çalışmada PSO ve genetik algoritmanın birlikte kullanıldığı hibrit bir yaklaşım geliştirilmiş ve bu yöntemin enerji depolama sistemlerinin optimizasyonunda daha iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir. Bu yaklaşım, her iki algoritmanın avantajlarını birleştirerek daha hızlı ve daha doğru çözümler elde edilmesini sağlamaktadır.

Ayrıca, Güven vd. (2023) çalışmasında çok amaçlı optimizasyon problemi ele alınmış ve PSO tabanlı hibrit bir meta-sezgisel yaklaşım kullanılarak sistemin ekonomik ve teknik performansı değerlendirilmiştir. Sonuçlar, hibrit algoritmaların klasik yöntemlere kıyasla daha üstün performans sunduğunu ortaya koymaktadır.

PSO algoritmasının farklı varyantları ve hibrit yapıları üzerine kapsamlı bir inceleme Singh vd. (2022) tarafından gerçekleştirilmiş olup, PSO'nun diğer algoritmalar ile birleştirilmesinin yakınsama hızını artırdığı ve yerel minimumlara takılma problemini azalttığı belirtilmiştir.

Sonuç olarak, PSO algoritması hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda etkili ve yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Bununla birlikte, algoritmanın sınırlamalarını aşmak amacıyla geliştirilen hibrit yaklaşımlar, optimizasyon performansının artırılmasında önemli bir rol oynamaktadır. Bu doğrultuda, genetik algoritma ve PSO'nun birlikte kullanıldığı hibrit yöntemler, bu tez çalışmasında önerilen CDI-GA-PSO algoritmasının geliştirilmesinde temel bir yaklaşım olarak ele alınmaktadır.

2.5.3. GA–PSO Hibrit Algoritmaları ve Enerji Sistemlerindeki Uygulamaları

Genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yöntemleri, optimizasyon problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılmakla birlikte, her iki algoritmanın da belirli sınırlamaları bulunmaktadır. Genetik algoritma, küresel arama yeteneği açısından güçlü olmasına rağmen, genellikle yavaş yakınsama problemi ile karakterize edilmektedir. Buna karşılık, PSO algoritması hızlı yakınsama özelliğine sahip olmakla birlikte, yerel minimumlara takılma eğilimi göstermektedir. Bu nedenle, son yıllarda bu iki yöntemin avantajlarını birleştiren hibrit algoritmaların geliştirilmesine yönelik çalışmalar artış göstermiştir.

GA–PSO hibrit algoritmaları, her iki yöntemin güçlü yönlerini bir araya getirerek optimizasyon performansını artırmayı amaçlamaktadır. Literatürde hibrit algoritmaların farklı uygulama yaklaşımları bulunmaktadır. Bu yaklaşımlar genel olarak ardışık (sequential), eşzamanlı paralel (synchronous parallel) ve asenkron paralel (asynchronous parallel) hibritleşme yöntemleri olarak sınıflandırılmaktadır. Ardışık hibritleşmede algoritmalar sırasıyla uygulanırken, paralel hibritleşme yöntemlerinde her iki algoritma aynı anda çalışmakta ve elde edilen çözümler üzerinden etkileşim sağlanmaktadır.

Yapılan çalışmalar, ardışık hibritleşmenin çözüm kalitesini artırabildiğini, ancak hesaplama süresini uzatabileceğini göstermektedir. Buna karşılık, paralel hibrit yaklaşımlar hem çözüm doğruluğunu artırmakta hem de yakınsama sürecini hızlandırmaktadır. Bu nedenle, özellikle karmaşık mühendislik problemlerinde paralel hibrit algoritmaların kullanımı daha yaygın hale gelmiştir.

Hibrit GA–PSO algoritmalarının enerji sistemlerindeki uygulamaları literatürde geniş yer bulmaktadır. Örneğin, Pang vd. (2019) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, rüzgâr enerjisi uygulamaları için enerji depolama sisteminin optimizasyonunda hibrit PSO–GA yaklaşımı kullanılmış ve elde edilen sonuçlar, yöntemin tekil algoritmalara kıyasla daha yüksek performans sağladığını göstermiştir.

Benzer şekilde, Torres-Madroñero vd. (2020) çalışmasında hibrit GA–PSO algoritması kullanılarak hibrit enerji sistemlerinin optimum boyutlandırılması gerçekleştirilmiş ve sonuçlar, çözüm kalitesi ile yakınsama hızında önemli iyileşmeler olduğunu ortaya koymuştur.

Ghorbani vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada ise hibrit GA–PSO ve çok amaçlı optimizasyon algoritmalarının kullanımı ile sistem maliyetinin azaltılması ve güvenilirliğin artırılması sağlanmıştır. Bu durum, hibrit algoritmaların çok kriterli optimizasyon problemlerinde etkinliğini göstermektedir.

Ayrıca, Güven vd. (2023) çalışmasında hibrit meta-sezgisel algoritmaların çok amaçlı optimizasyon problemlerinde kullanımı incelenmiş ve bu yöntemlerin ekonomik ve teknik performans kriterlerini birlikte optimize edebildiği gösterilmiştir.

Bununla birlikte, literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde, mevcut hibrit algoritmaların çoğunlukla statik veri setlerine dayandığı ve yenilenebilir enerji kaynaklarının zamana bağlı değişkenliğini yeterince dikkate almadığı görülmektedir. Ayrıca, birçok çalışmada meteorolojik verilerin tahmini ile optimizasyon sürecinin bütünleşik olarak ele alınmadığı belirlenmiştir.

Bu bağlamda, değişken ve belirsiz giriş verilerini dikkate alabilen, aynı zamanda sistem performansını daha gerçekçi bir şekilde modelleyebilen gelişmiş hibrit optimizasyon algoritmalarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu doğrultuda, bu tez çalışmasında önerilen CDI-GA-PSO algoritması, mevcut yöntemlerin sınırlamalarını gidermeyi ve hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda daha yüksek doğruluk ve güvenilirlik sağlamayı amaçlamaktadır.

2.6. Literatür Bağlamında Çalışmanın Kuramsal ve Yöntemsel Konumu

Hibrit enerji sistemleri alanında gerçekleştirilen güncel çalışmalar, bu sistemlerin enerji sektörünün en dinamik ve hızla gelişen araştırma alanlarından biri olduğunu göstermektedir. Yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımının artmasıyla birlikte, enerji arz güvenilirliğinin sağlanması, maliyetlerin azaltılması ve çevresel etkilerin minimize edilmesi açısından hibrit sistemlerin önemi giderek artmaktadır. Fotovoltaik ve rüzgâr enerji sistemlerinin enerji depolama teknolojileri ve yedek üretim kaynakları ile entegrasyonu, enerji sistemlerinin performansını ve esnekliğini önemli ölçüde artırmaktadır.

Bununla birlikte, literatürde yer alan çalışmaların analizi, hibrit enerji sistemlerinin performansının büyük ölçüde sistem parametrelerinin doğru belirlenmesine ve kullanılan optimizasyon yöntemlerinin etkinliğine bağlı olduğunu ortaya koymaktadır. Bu bağlamda, optimizasyon problemi çok kriterli bir yapı sergilemekte olup ekonomik göstergeler (LCC, NPC, COE) ile güvenilirlik kriterlerini (LPSP) birlikte içermektedir. Bu tür problemlerin çözümünde genetik algoritma (GA), parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ve bu yöntemlerin hibrit versiyonları yaygın olarak kullanılmaktadır.

Ancak literatürde kaydedilen önemli gelişmelere rağmen, mevcut yaklaşımların hibrit enerji sistemlerinin gerçekçi şekilde modellenmesini sınırlayan bazı temel metodolojik eksiklikler içerdiği görülmektedir.

İlk olarak, birçok çalışmada optimizasyon sürecinde kullanılan meteorolojik veriler ortalama, deterministik veya geçmiş verilere dayanmaktadır. Bu yaklaşım, yenilenebilir enerji üretiminin zamana bağlı ve değişken yapısını yeterince temsil edememekte ve enerji üretim modellemesinde sistematik hatalara yol açmaktadır. Sonuç

olarak, bu durum optimizasyon sonuçlarının doğruluğunu ve güvenilirliğini doğrudan olumsuz etkilemektedir.

İkinci olarak, literatürde meteorolojik parametrelerin tahmini ile hibrit enerji sistemlerinin optimizasyon süreçlerinin çoğunlukla birbirinden bağımsız olarak ele alındığı görülmektedir. Tahmin sonuçlarının optimizasyon sürecine doğrudan entegre edilmemesi, giriş verilerindeki belirsizliğin optimizasyon sonuçlarına etkisinin yeterince dikkate alınmamasına neden olmakta ve elde edilen çözümlerin gerçek işletme koşullarını yansıtma kapasitesini sınırlandırmaktadır.

Üçüncü olarak, mevcut hibrit optimizasyon algoritmalarının, özellikle GA–PSO tabanlı yaklaşımların, çözüm uzayının erken aşamalarda daraltılmasına yönelik etkin mekanizmalar içermediği görülmektedir. Kısıt kontrollerinin yalnızca çözümün tam değerlendirilmesi aşamasında gerçekleştirilmesi, gereksiz hesaplama yüküne yol açmakta ve optimizasyon sürecinin genel verimliliğini azaltmaktadır.

Bu sınırlamalar, literatürde hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonuna yönelik mevcut yaklaşımların geliştirilmesi gerektiğini açıkça ortaya koymaktadır. Özellikle, iklim parametrelerindeki belirsizliğin doğrudan dikkate alındığı, tahmin ve optimizasyon süreçlerinin entegre edildiği ve hesaplama verimliliğini artıran yeni yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu doğrultuda, bu çalışmada tahmin, modelleme ve optimizasyon süreçlerini tek bir hesaplama çerçevesi altında birleştiren bütünleşik bir yaklaşım önerilmektedir. Önerilen yaklaşım, mevcut literatürdeki yöntemlerden farklı olarak, meteorolojik parametrelerin yalnızca giriş verisi olarak değil, sistem davranışını belirleyen dinamik bileşenler olarak ele alınmasını sağlamaktadır.

Çalışmanın bilimsel katkıları aşağıdaki şekilde özetlenebilir:

i. Tahmin ve optimizasyon süreçlerinin entegrasyonu: Çalışmada, meteorolojik parametrelerin tahmini ile hibrit enerji sistemi optimizasyonu tek bir hesaplama süreci içerisinde bütünleşik olarak ele alınmıştır. Bu yaklaşım, literatürde yaygın olan ardışık (sequential) yaklaşımlardan farklı olarak, iklimsel değişkenliğin optimizasyon üzerindeki etkisinin doğrudan dikkate alınmasını sağlamaktadır.
ii. CDI-GA-PSO hibrit algoritmasının geliştirilmesi: Genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyonunun avantajlarını bir araya getiren ve Constraint-Driven Invalidation (CDI) mekanizmasını içeren modifiye edilmiş bir hibrit algoritma geliştirilmiştir. Önerilen yaklaşım, kısıtları sağlamayan çözümlerin optimizasyonun erken aşamalarında elenmesini sağlayarak hesaplama maliyetini azaltmakta ve arama sürecinin etkinliğini artırmaktadır.
iii. Makine öğrenmesi tabanlı tahmin verilerinin optimizasyona entegrasyonu: Optimizasyon sürecinde, makine öğrenmesi yöntemleri ile elde edilen meteorolojik tahmin verileri doğrudan kullanılmaktadır. Bu sayede sistemin gerçek çalışma koşulları daha doğru şekilde temsil edilmekte ve giriş verilerinin stokastik yapısı modele dahil edilmektedir.

Önerilen metodolojinin uygulanması sonucunda aşağıdaki kazanımlar elde edilmektedir:

- iklimsel değişkenliğin dikkate alınması sayesinde optimizasyon sonuçlarının doğruluğunun artırılması,
- çözüm uzayının etkin şekilde daraltılması yoluyla hesaplama karmaşıklığının azaltılması,
- elde edilen çözümlerin güvenilirliğinin ve kararlılığının artırılması,
- sistem bileşenlerinin daha doğru boyutlandırılması sayesinde yatırım ve işletme maliyetlerinin azaltılması,
- dizel yakıt tüketiminin azaltılması ve yenilenebilir enerji kullanım oranının artırılması.

Sonuç olarak, bu çalışmada önerilen yaklaşım, literatürde belirlenen temel sınırlamaları gidererek hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda daha yüksek doğruluk, güvenilirlik ve uygulanabilirlik sağlayan bütünleşik bir çözüm sunmaktadır.

3. MATERYAL VE METOT

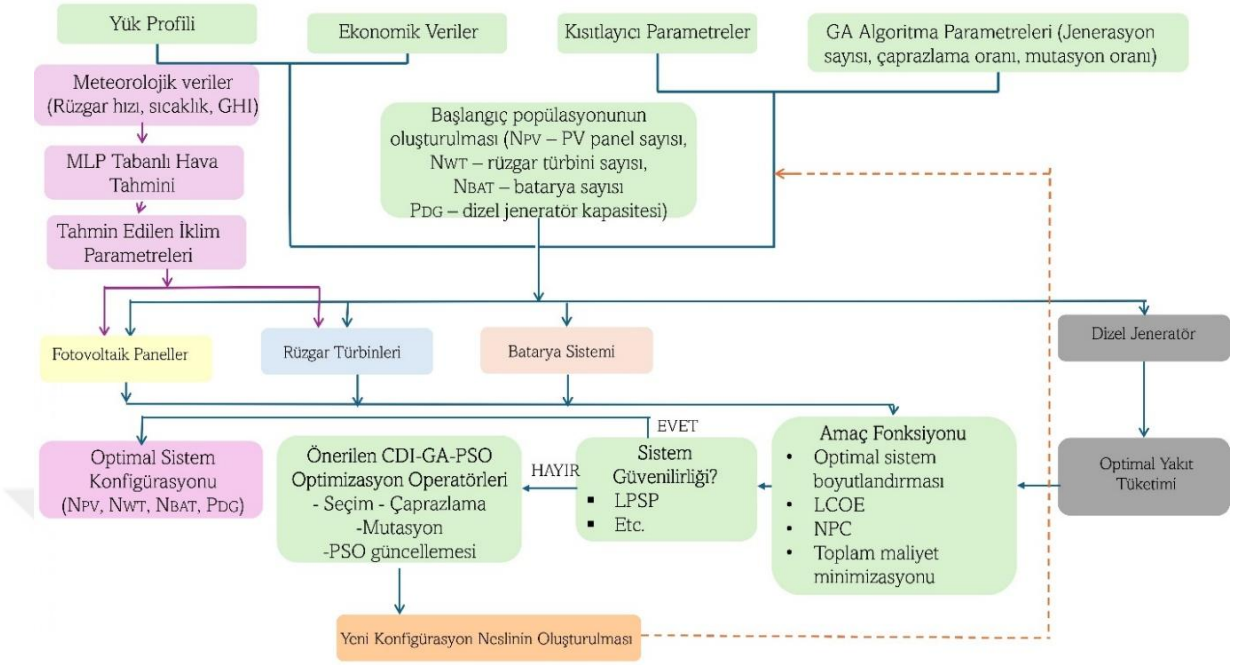
3.1. Araştırma Metodolojisi

Bu Çalışmada fotovoltaik paneller, rüzgâr türbinleri, batarya enerji depolama sistemi ve dizel jeneratörden oluşan otonom hibrit enerji sisteminin analizi ve optimum tasarımı için bütünleşik bir metodoloji önerilmektedir. Çalışmanın temel amacı, iklim koşulları ve sistem güvenilirliği dikkate alınarak hibrit enerji sisteminin optimum konfigürasyonunun ve işletme stratejisinin belirlenmesidir. Önerilen yaklaşımın temel katkısı, meteorolojik parametre tahmini ile hibrit enerji sistemi optimizasyonunun tek bir bütünleşik çerçevede ele alınmasıdır.

Önerilen metodoloji, iklim parametrelerinin tahmin edilmesi için yapay zekâ yöntemlerinin ve sistem parametrelerinin belirlenmesi için optimizasyon algoritmalarının birlikte kullanılmasına dayanmaktadır. Literatürde hibrit enerji sistemlerinin analizi genellikle geçmiş meteorolojik verilere dayalı olarak gerçekleştirilmektedir. Ancak bu çalışmada iklim parametreleri yapay sinir ağları kullanılarak tahmin edilmekte ve elde edilen tahminler doğrudan enerji sistemi optimizasyon sürecine entegre edilmektedir. Bu yaklaşım, sistem performansının daha gerçekçi bir şekilde değerlendirilmesini sağlamaktadır.

Çalışma kapsamında incelenen sistem için meteorolojik veriler rüzgâr hızı, ortam sıcaklığı ve küresel yatay güneş ışınımı (Global Horizontal Irradiance – GHI) parametrelerini içermektedir. Bu parametreler fotovoltaik panellerin ve rüzgâr türbinlerinin enerji üretim performansını doğrudan etkileyen temel iklim değişkenleridir. Meteorolojik veriler saatlik zaman çözünürlüğünde Solcast Toolkit veri tabanından elde edilmiştir. Solcast veri tabanı, güneş enerjisi ve meteorolojik veri analizleri için araştırma çalışmalarında yaygın olarak kullanılan güvenilir veri kaynaklarından biridir (Solcast, 2024).

Çalışmada kullanılan metodolojinin genel akış yapısı Şekil 3.1'de gösterilmektedir. Şekilde gösterildiği üzere araştırma metodolojisi üç temel aşamadan oluşmaktadır: iklim parametrelerinin tahmini, hibrit enerji sistemi modellemesi ve sistem optimizasyonu.



Şekil 3.1. Önerilen CDI-GA-PSO tabanlı hibrit PV-rüzgar-batarya-dizel enerji sistemi optimizasyon metodolojisinin akış şeması.

3.1.1. Genel Yaklaşım ve Çalışma Akışı

Bu bölümde hibrit enerji sisteminin analizi ve optimizasyonu için izlenen genel çalışma yaklaşımı ve süreç akışı açıklanmaktadır.

İlk aşamada meteorolojik veriler kullanılarak iklim parametrelerinin tahmini gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla çok katmanlı algılayıcı (Multi-Layer Perceptron – MLP) tabanlı yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. MLP modeli, giriş değişkenleri arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri öğrenebilme yeteneği sayesinde meteorolojik zaman serilerinin tahmin edilmesinde etkili sonuçlar vermektedir. Model sonucunda elde edilen tahmin edilmiş iklim parametreleri hibrit enerji sisteminin enerji üretim hesaplamalarında kullanılmıştır. Araştırma metodolojisinin temel aşamaları, kullanılan veri setleri ve yöntemler Çizelge 3.1.1'de özetlenmiştir.

Çizelge 3.1. Araştırma metodolojisinin genel çalışma aşamaları

Araştırma aşaması	**Girdi verileri**	**Kullanılan yöntem**	**Çıktı**
Meteorolojik veri toplama	Rüzgar hızı, ortam sıcaklığı ve GHI	Solcast Toolkit veri tabanı	Ham meteorolojik veri seti

Çizelge 3.1'in devamı

Araştırma aşaması	**Girdi verileri**	**Kullanılan yöntem**	**Çıktı**
Veri ön işleme	Meteorolojik veri seti	Veri temizleme ve normalizasyon	Hazırlanmış veri seti
İklim tahmini	Ön işlenmiş meteorolojik veriler	MLP tabanlı yapay sinir ağı modeli	Tahmin edilen iklim parametreleri
Enerji sistemi modelleme	Tahmin edilen iklim verileri	PV, rüzgar türbini, batarya ve dizel jeneratör modelleri	Sistem enerji üretim değerleri
Sistem simülasyonu	Enerji üretim ve yük verileri	Enerji denge analizi ve sistem simülasyonu	Sistem performans parametreleri
Sistem optimizasyonu	Sistem parametreleri ve ekonomik veriler	CDI-GA-PSO algoritması	Optimal sistem konfigürasyonu

Çizelge 3.1'de gösterildiği gibi araştırma süreci veri toplama, veri ön işleme, iklim tahmini, enerji sistemi modelleme, sistem simülasyonu ve optimizasyon aşamalarından oluşmaktadır.

Araştırma süreci aşağıdaki adımlar çerçevesinde gerçekleştirilmiştir:

i. Solcast Toolkit veri tabanından rüzgâr hızı, ortam sıcaklığı ve küresel yatay güneş ışınımı (GHI) verilerinin elde edilmesi.
ii. Elde edilen meteorolojik veri setinin veri temizleme ve normalizasyon işlemlerinden geçirilmesi.
iii. Ön işlenmiş meteorolojik veriler kullanılarak MLP tabanlı yapay sinir ağı modeli ile iklim parametrelerinin tahmin edilmesi.
iv. Tahmin edilen iklim verileri kullanılarak PV–rüzgâr–batarya–dizel hibrit enerji sisteminin matematiksel modelinin oluşturulması.
v. Enerji üretim ve yük talepleri dikkate alınarak sistem simülasyonunun ve enerji denge analizinin gerçekleştirilmesi.
vi. Sistem bileşenlerinin optimum boyutlandırılması için CDI-GA-PSO optimizasyon algoritmasının uygulanması.

Bir sonraki aşamada hibrit enerji sisteminin matematiksel modeli oluşturulmuştur ve sistem bileşenlerinin enerji üretim davranışları analiz edilmiştir. Sistem modeli fotovoltaik paneller, rüzgâr türbinleri, batarya enerji depolama sistemi ve dizel jeneratör bileşenlerini içermektedir. Bu bileşenlerin enerji üretim ve tüketim davranışları dikkate

alınarak sistemin enerji dengesi hesaplanmıştır. Ayrıca dizel jeneratör için yakıt tüketimi hesaplamaları gerçekleştirilmiştir.

Son aşamada hibrit enerji sisteminin optimum tasarımı ve işletme stratejisinin belirlenmesi amacıyla önerilen CDI-GA-PSO tabanlı optimizasyon algoritması uygulanmıştır. Bu hibrit algoritma genetik algoritmanın küresel arama yeteneklerini ve parçacık sürü optimizasyonunun güncelleme mekanizmasını birleştirmektedir. Algoritmada seçim, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörlerin yanı sıra PSO tabanlı parçacık güncelleme mekanizması uygulanmaktadır. Optimizasyon sürecinde karar değişkenleri olarak fotovoltaik panel sayısı, rüzgâr türbini sayısı, batarya sayısı ve dizel jeneratör kapasitesi dikkate alınmıştır.

Modelleme ve simülasyon aşamalarında elde edilen sonuçlar sistem optimizasyonu için girdi olarak kullanılmıştır. Optimizasyon sürecinde sistem performansı ekonomik ve teknik kriterlere göre değerlendirilmiştir. Amaç fonksiyonu kapsamında sistemin enerji üretim maliyetini temsil eden Levelized Cost of Energy (LCOE) ve Net Present Cost (NPC) değerleri minimize edilmiştir. Ayrıca sistem güvenilirliği Loss of Power Supply Probability (LPSP) göstergesi kullanılarak değerlendirilmiştir.

Elde edilen çözüm sistem güvenilirliği kriterlerini sağladığında çözüm optimal sistem konfigürasyonu olarak kabul edilmektedir. Aksi durumda optimizasyon algoritması yeni bir çözüm popülasyonu oluşturarak süreç tekrarlanmaktadır. Bu işlem belirlenen durdurma kriterlerine ulaşılana kadar devam etmektedir.

Sonuç olarak önerilen metodoloji, iklim parametrelerinin yapay sinir ağları ile tahmin edilmesi, hibrit enerji sisteminin matematiksel olarak modellenmesi ve CDI-GA-PSO algoritması ile sistem optimizasyonunun gerçekleştirilmesini içeren bütünleşik bir yaklaşım sunmaktadır.

3.1.2. Kullanılan Veri Setleri ve Ön İşleme

Bu çalışmada otonom hibrit enerji sisteminin analizi ve modellenmesi amacıyla belirli bir coğrafi konuma ait meteorolojik veriler kullanılmıştır. İncelenen hibrit enerji sistemi, orta ölçekli bir turistik tesisin (otel kompleksi) elektrik enerji ihtiyacını karşılamak amacıyla tasarlanmıştır. Sistem, ana yükün tamamını karşılamak üzere boyutlandırılmakla birlikte, bazı işletme senaryolarında yükün yalnızca bir kısmını karşılayacak şekilde de çalışabilmektedir.

Bu yaklaşım, sistemin hem tam yük hem de kısmi yük koşullarındaki performansının değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. Sistem; fotovoltaik paneller, rüzgâr türbinleri, batarya enerji depolama sistemi ve dizel jeneratörden oluşmakta olup orta ölçekli bir tüketim profiline sahip ve 395 kW seviyesinde bir yük talebini temsil etmektedir.

Meteorolojik veriler, güneş ışınımı ve çeşitli atmosferik parametreleri, uydu gözlemleri ve sayısal hava tahmin modelleri kullanarak sağlayan Solcast veri tabanından elde edilmiştir. Bu platform, güneş enerjisi potansiyelinin analizi ve fotovoltaik

sistemlerin modellenmesi ile ilgili birçok bilimsel çalışmada yaygın olarak kullanılan güvenilir veri kaynaklarından biridir (Solcast, 2024).

Çalışmada incelenen lokasyon Rusya Federasyonu sınırları içerisinde yer alan Krasnodar bölgesinde bulunmaktadır. Araştırmada kullanılan coğrafi koordinatlar 45.0366° kuzey enlemi ve 38.9753° doğu boylamıdır. Bu bölge, güneş ışınımı ve rüzgâr potansiyeli açısından uygun iklim koşullarına sahip olması nedeniyle hibrit yenilenebilir enerji sistemlerinin uygulanması açısından elverişli bir bölge olarak değerlendirilmektedir.

İklim koşullarının analizi ve enerji sisteminin modellenmesi için aşağıdaki meteorolojik parametreler kullanılmıştır:

- küresel yatay güneş ışınımı (Global Horizontal Irradiance – GHI)
- doğrudan normal güneş ışınımı (Direct Normal Irradiance – DNI)
- difüz yatay güneş ışınımı (Diffuse Horizontal Irradiance – DHI)
- ortam hava sıcaklığı (Air Temperature)
- 10 m yükseklikte rüzgâr hızı (Wind Speed 10 m)

Bu parametreler fotovoltaik paneller ve rüzgâr türbinlerinin enerji üretimini doğrudan etkileyen temel iklim değişkenleridir. Güneş ışınımı değerleri fotovoltaik panellerin elektrik üretiminin hesaplanmasında kullanılmakta, rüzgâr hızı ise rüzgâr türbinlerinin enerji üretim potansiyelini belirlemektedir. Ortam sıcaklığı da fotovoltaik sistemlerin verimini etkileyen önemli bir parametre olduğundan modelleme çalışmalarında dikkate alınmıştır.

Meteorolojik veriler saatlik zaman çözünürlüğünde elde edilmiştir. Kullanılan veri seti 1 Ocak 2022 – 1 Mart 2026 tarihleri arasındaki dönemi kapsamaktadır. Bu zaman aralığı, makine öğrenmesi modellerinin eğitilmesi ve test edilmesi için yeterli büyüklükte bir veri seti sağlamaktadır. Bu kapsamda her bir meteorolojik parametre için 36 000'den fazla gözlem içeren zaman serisi oluşturulmuştur.

Makine öğrenmesi modellerinde kullanılmadan önce veri seti ön işleme adımlarından geçirilmiştir. Veri ön işleme, zaman serisi analizlerinde veri kalitesini artırmak ve makine öğrenmesi algoritmalarının kararlılığını sağlamak açısından önemli bir aşamadır (Hyndman ve Athanasopoulos, 2018).

İlk aşamada veri temizleme (data cleaning) işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada veri seti eksik değerler ve anormal gözlemler açısından incelenmiştir. Eksik değerler zaman serisi interpolasyon yöntemleri kullanılarak komşu gözlemler yardımıyla tamamlanmıştır. Ayrıca parametrelerin fiziksel sınırları kontrol edilerek gerçekçi olmayan değerler ve olası aykırı değerler tespit edilmiştir.

Veri seti, zaman ekseninde sürekliliğin sağlanması amacıyla saatlik frekansta yeniden düzenlenmiştir. Böylece eksik zaman adımları tamamlanmış ve analiz için kesintisiz bir zaman serisi elde edilmiştir.

İkinci aşamada veri normalizasyonu (data normalization) uygulanmıştır. Normalizasyon, farklı değişkenlerin değerlerini karşılaştırılabilir bir aralığa dönüştürerek

makine öğrenmesi modellerinin daha kararlı ve verimli şekilde eğitilmesini sağlamaktadır. Normalizasyon işlemi, model eğitiminde kullanılan tüm giriş değişkenlerine uygulanmıştır. Bu yaklaşım veri madenciliği ve makine öğrenmesi çalışmalarında yaygın olarak kullanılan standart veri ön işleme yöntemlerinden biridir (Han vd., 2012).

Modelleme sürecinde zaman serisinin periyodik yapısını temsil edebilmek amacıyla saat ve yıl içi döngüsel özellikler (sinüs ve kosinüs dönüşümleri) kullanılarak ek özellikler oluşturulmuştur. Bu yaklaşım, makine öğrenmesi modellerinin zamana bağlı değişimleri daha doğru öğrenmesini sağlamaktadır.

Veri temizleme ve normalizasyon işlemlerinin tamamlanmasının ardından meteorolojik veri seti makine öğrenmesi modellerinde kullanılmaya hazır hale getirilmiştir.

Hazırlanan veri seti kronolojik sıraya göre eğitim ve test veri kümelerine ayrılmıştır. 1 Ocak 2022 – 30 Haziran 2025 tarihleri arasındaki veriler makine öğrenmesi modellerinin eğitilmesi için kullanılmıştır. 1 Temmuz 2025 tarihinde otonom hibrit enerji sistemi işletmeye alınmıştır. Bu nedenle 1 Temmuz 2025 – 1 Mart 2026 dönemine ait veriler modellerin tahmin doğruluğunu ve hata analizini değerlendirmek amacıyla test veri kümesi olarak kullanılmıştır.

Böylece oluşturulan ve ön işleme adımlarından geçirilen meteorolojik veri seti, çalışmanın bir sonraki aşamasında gerçekleştirilecek iklim parametrelerinin tahmini için temel veri kaynağını oluşturmaktadır ve modelleme sürecinin temelini teşkil etmektedir.

3.1.3. MLP Tabanlı İklim Parametreleri Tahmini

Çalışmada iklim parametrelerinin tahmini, Python programlama dili kullanılarak pandas, numpy ve scikit-learn kütüphaneleri yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Modelleme sürecinde, doğrusal olmayan ilişkileri öğrenebilme yeteneğine sahip çok katmanlı algılayıcı modeli (MLPRegressor) kullanılmıştır. Sinir ağı mimarisi, sırasıyla 128 ve 64 nörondan oluşan iki gizli katmandan meydana gelmektedir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU tercih edilmiş olup, model eğitimi Adam optimizasyon algoritması kullanılarak ve başlangıç öğrenme oranı 0.001 olarak belirlenerek gerçekleştirilmiştir.

Modelleme her bir parametre için ayrı ayrı gerçekleştirilmiş olup, bu yaklaşım değişkenlerin dinamik özelliklerinin daha doğru şekilde temsil edilmesine ve rekürsif tahmin sürecinde hata birikiminin azaltılmasına olanak sağlamıştır.

Giriş verileri gecikmeli (lag) özellikler kullanılarak oluşturulmuştur. Lag, bir zaman serisinin önceki zaman adımlarındaki değerlerinin model girdisi olarak kullanılması anlamına gelmektedir. Bu kapsamda, her bir zaman adımı için, tahmin edilecek değişkenin önceki değerlerinden oluşan bir özellik vektörü oluşturulmuştur.

Gecikme (Lag) derinliği her bir parametre için ampirik olarak belirlenmiştir. Yapılan model ayarlamaları sonucunda güneş radyasyonu bileşenleri (GHI, DNI, DHI) için 24 saat, hava sıcaklığı için 6 saat ve rüzgar hızı için 12 saatlik lag kullanılması uygun bulunmuştur.

Gecikme (Lag) değerlerinin farklı seçilmesi, ilgili fiziksel süreçlerin doğasından kaynaklanmaktadır. Güneş radyasyonu belirgin bir günlük periyodik yapıya sahip olduğundan, 24 saatlik pencere kullanımı günlük döngünün doğru şekilde temsil edilmesini sağlamaktadır. Hava sıcaklığı daha yumuşak değişim gösterdiğinden daha kısa lag değerleri yeterli olmaktadır. Rüzgar hızı ise yüksek değişkenlik göstermesine rağmen kısa vadeli bağımlılıklar içerdiğinden orta seviyede lag kullanımı tercih edilmiştir.

Buna ek olarak, modelde zamanın periyodik yapısını temsil edebilmek amacıyla saat ve yıl içi konumu ifade eden döngüsel özellikler (sinüs ve kosinüs dönüşümleri) kullanılmıştır. Bu sayede zaman serisinin periyodik davranışı süreksizlik oluşturmadan modele dahil edilmiştir.

Model eğitimi öncesinde giriş verileri normalize edilmiştir. Bu işlem, modelin daha kararlı öğrenmesini sağlamakta ve farklı ölçeklerdeki değişkenlerin karşılaştırılabilir hale getirilmesine katkıda bulunmaktadır.

Tahmin işlemi rekürsif yöntem kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemde model, her bir adımda bir sonraki zaman dilimine ait değeri tahmin etmekte ve elde edilen tahmin değeri bir sonraki adımın girdisi olarak kullanılmaktadır. Bu yaklaşım, uzun dönemli kesintisiz zaman serilerinin oluşturulmasına olanak sağlamaktadır.

Rekürsif tahmin yönteminin temel dezavantajı olan hata birikimi problemi göz önünde bulundurularak, model parametreleri ve lag derinliği tahminlerin kararlılığını sağlayacak şekilde optimize edilmiştir.

Model eğitimi sırasında maksimum iterasyon sayısı 500 olarak belirlenmiştir. Aşırı öğrenmenin önlenmesi amacıyla erken durdurma (early stopping) yöntemi kullanılmıştır. Bu mekanizma, doğrulama verisi üzerinde performansın iyileşmemesi durumunda eğitimi otomatik olarak durdurmaktadır.

Modeller, zaman serisinin kronolojik yapısı korunarak eğitilmiş olup, veri karıştırma (shuffling) işlemi uygulanmamıştır. Bu yaklaşım, geleceğe ait bilginin modele sızmasını engelleyerek gerçek tahmin koşullarına uygunluk sağlamaktadır.

Sonuç olarak, elde edilen tahmin çıktıları hibrit enerji sisteminin modellenmesi ve optimizasyonu aşamasında kullanılmak üzere uygun nitelikte zaman serileri oluşturmaktadır.

3.2. Optimizasyon Probleminin Tanımı

Otonom hibrit enerji sistemlerinin tasarımı, sistem yapısının ve parametrelerinin optimize edilmesini gerektiren karmaşık bir optimizasyon problemidir. Bu tür sistemler genellikle fotovoltaik paneller, rüzgar türbinleri, batarya enerji depolama sistemleri ve yedek dizel jeneratörlerden oluşan birden fazla enerji üretim ve depolama bileşenini içermektedir.

Hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunun temel amacı, enerji talebinin minimum toplam maliyet ile karşılanmasını sağlayacak şekilde sistemin optimal konfigürasyonunun ve bileşen parametrelerinin belirlenmesidir. Bununla birlikte

yenilenebilir enerji kaynaklarının üretim karakteristikleri zaman içerisinde önemli ölçüde değişmekte ve büyük ölçüde meteorolojik koşullara bağlı olmaktadır. Güneş ve rüzgar enerjisi üretimi hava koşullarına bağlı olarak önemli ölçüde değişebilmekte ve bu durum enerji üretimi ile tüketimi arasındaki dengenin sağlanmasını zorlaştırmaktadır. Bu nedenle hibrit enerji sistemlerinin planlanması ve işletilmesi sırasında yenilenebilir enerji üretimindeki değişkenlik ve belirsizliklerin dikkate alınması gerekmektedir (Reddy vd., 2015).

Genel olarak hibrit enerji sistemlerinin tasarım optimizasyonu problemi, yük gereksinimlerini minimum ekonomik maliyet ile karşılayacak şekilde sistem bileşenlerinin optimal konfigürasyonunun ve boyutlandırılmasının belirlenmesini amaçlamaktadır. Bu çalışmada ele alınan optimizasyon problemi, sistemin temel bileşenleri olan fotovoltaik panellerin kurulu gücü, rüzgar türbini sayısı, batarya depolama kapasitesi ve dizel jeneratör gücü gibi parametrelerin optimal değerlerinin belirlenmesine yöneliktir.

Optimizasyon problemi ekonomik ve teknik performansı yansıtan çeşitli kriterler dikkate alınarak tanımlanmaktadır. Bu kapsamda başlangıç yatırım maliyeti (Initial Capital Cost), yıllık işletme maliyetleri (Annual Operating Cost), dizel jeneratör yakıt maliyeti (Fuel Cost) ve sistemin tüm yaşam döngüsü boyunca oluşan toplam maliyeti ifade eden yaşam döngüsü maliyeti (Life Cycle Cost, LCC) temel optimizasyon kriterleri olarak ele alınmaktadır.

Ekonomik kriterlerin yanı sıra sistemin enerji arz güvenilirliği de optimizasyon sürecinde dikkate alınmaktadır. Bu amaçla enerji temin edilememe olasılığı olarak tanımlanan Loss of Power Supply Probability (LPSP) göstergesi kullanılmaktadır. Bu çalışma kapsamında dikkate alınan yük profili, orta ölçekli bir otel kompleksine ait tipik elektrik tüketim yapısını temsil etmektedir. Yük talebi; aydınlatma, iklimlendirme sistemleri, mutfak ekipmanları ve genel kullanım alanlarını kapsayan çeşitli tüketici gruplarından oluşmaktadır.

Çalışma kapsamında ele alınan sistem için maksimum elektrik yük talebi yaklaşık 395 kW olarak kabul edilmiştir.

Ayrıca sistem, işletme senaryosuna bağlı olarak yükün tamamını veya belirli bir kısmını karşılayacak şekilde modellenmiştir. Bu durum, özellikle yenilenebilir enerji kaynaklarının değişken üretim karakteristikleri dikkate alındığında, sistem performansının farklı çalışma koşulları altında analiz edilmesini mümkün kılmaktadır.

Bu gösterge, sistemin belirli zaman aralıklarında yük talebini karşılayamama olasılığını ifade etmekte ve sistem güvenilirliğinin değerlendirilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Sonuç olarak çalışmada ele alınan hibrit enerji sistemi optimizasyon problemi, yaşam döngüsü maliyetinin minimize edilmesi amacıyla sistem bileşenlerinin optimal boyutlarının belirlenmesi ve enerji arz güvenilirliğini sağlayan teknik kısıtların sağlanması şeklinde tanımlanmaktadır. Bu kapsamda optimizasyon değişkenleri olarak fotovoltaik sistemin kurulu gücü, rüzgar türbini sayısı, batarya kapasitesi ve dizel jeneratör gücü dikkate alınmaktadır. Sistem işletmesine ilişkin teknik kısıtlar ise batarya

şarj durumu sınırları ve dizel jeneratör üretim payına ilişkin sınırlamalar gibi faktörleri içermektedir. Optimizasyon problemi tez kapsamında geliştirilen CDI-GA-PSO hibrit algoritması kullanılarak çözülmektedir.

3.2.1. Karar Değişkenleri

Hibrit enerji sisteminin optimizasyon probleminde kullanılan karar değişkenleri, sistemin maliyetinin minimize edilmesi ve enerji arz güvenilirliğinin sağlanması amacıyla optimizasyon sürecinde belirlenen temel parametreleri ifade etmektedir.

Çalışma kapsamında ele alınan otonom hibrit enerji sistemi; fotovoltaik paneller, rüzgâr türbinleri, batarya enerji depolama sistemi ve dizel jeneratörden oluşmaktadır. Bu nedenle karar değişkenleri, söz konusu bileşenlerin kurulu güç ve kapasite değerleri üzerinden tanımlanmaktadır.

Genel olarak karar değişkenleri vektörü aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$X = [P_{PV}, P_{WT}, E_{bat}, P_{DG}] \quad (6)$$

Burada
P_{PV}— fotovoltaik sistemin kurulu gücü [kW],
P_{WT}— rüzgâr türbinlerinin kurulu gücü [kW],
E_{bat}— batarya enerji depolama kapasitesi [kWh],
P_{DG}— dizel jeneratörün nominal gücü [kW] olarak tanımlanmaktadır.

Fotovoltaik sistemin kurulu gücü, güneş ışınımına bağlı olarak sistemin maksimum enerji üretim kapasitesini belirlemekte ve özellikle gündüz saatlerinde yük talebinin karşılanmasında önemli rol oynamaktadır. Rüzgâr türbinlerinin kurulu gücü ise rüzgâr hızına bağlı olarak değişkenlik gösteren enerji üretimini temsil etmekte olup sistemin toplam enerji üretimine katkı sağlamaktadır. Batarya kapasitesi, üretilen fazla enerjinin depolanmasını ve üretimin yetersiz olduğu durumlarda kullanılmasını mümkün kılarak sistemin sürekliliğini artırmaktadır. Dizel jeneratörün gücü ise yenilenebilir enerji kaynaklarının yetersiz kaldığı durumlarda devreye giren yedek enerji kaynağını temsil etmektedir.

Karar değişkenleri aşağıdaki teknik ve işletme sınırları içerisinde değişmektedir:

$$min\, P_{PV} \leq P_{PV} \leq max\, P_{PV} \quad (7)$$

$$min\, P_{WT} \leq P_{WT} \leq max\, P_{WT} \quad (8)$$

$$min\, E_{bat} \leq E_{bat} \leq max\, E_{bat} \quad (9)$$

$$min\, P_{DG} \leq P_{DG} \leq max\, P_{DG} \quad (10)$$

Sayısal analiz kapsamında kullanılan karar değişkenlerinin değişim aralıkları aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

$$0 \leq P_{PV} \leq 2000\, kW \quad (11)$$

$$50 \leq P_{WT} \leq 400\ kW \quad (12)$$

$$1500 \leq E_{bat} \leq 5000\ kWh \quad (13)$$

$$100 \leq P_{DG} \leq 350\ kW \quad (14)$$

Belirlenen bu aralıklar, sistemin ölçeği, kullanılan ekipmanların teknik özellikleri ve optimizasyon algoritmasının etkin çalışabilmesi için gerekli arama uzayının sağlanması dikkate alınarak seçilmiştir. Rüzgâr türbini kapasitesinin alt sınırı 50 kW olarak belirlenmiştir. Bu sınırlama, yalnızca optimizasyon sonucuna bağlı kalmaksızın, sistemin PV–Wind–Battery–Diesel hibrit yapısının korunması ve yatırımcı beklentileri doğrultusunda rüzgâr enerjisinin sistemde temsil edilmesini sağlamak amacıyla tanımlanmıştır.

Sonuç olarak, optimizasyon problemi; hibrit enerji sistemine ait bileşenlerin kurulu güç ve kapasite değerlerinin uygun şekilde belirlenmesi yoluyla sistemin toplam maliyetinin minimize edilmesi ve enerji arz güvenilirliğinin sağlanması şeklinde tanımlanmaktadır. Sistem kısıtları ve işletme koşulları bir sonraki bölümde ayrıntılı olarak ele alınmaktadır.

3.2.2. Amaç Fonksiyonları

Amaç fonksiyonu, optimizasyon sürecinde minimize edilmesi veya maksimize edilmesi gereken kriteri tanımlayan matematiksel bir ifadeyi temsil etmektedir. Hibrit enerji sistemlerinin tasarımına yönelik optimizasyon problemlerinde amaç fonksiyonu genellikle sistemin ekonomik performans göstergelerine dayalı olarak oluşturulmakta ve enerji sisteminin tüm yaşam döngüsü boyunca oluşan toplam maliyeti yansıtmaktadır.

Otonom hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonuna yönelik yapılan birçok çalışmada temel optimizasyon kriteri, sistemin toplam maliyetinin minimize edilmesidir. Bu kapsamda literatürde yaygın olarak Net Present Cost (NPC), Cost of Energy (COE) veya Life Cycle Cost (LCC) gibi ekonomik göstergeler kullanılmaktadır. Bu göstergeler, sistemin ilk yatırım maliyetlerinin yanı sıra işletme ve bakım giderlerinin de sistemin tüm işletme süresi boyunca dikkate alınmasına olanak sağlamaktadır. Bu yaklaşım, hibrit enerji sisteminin ekonomik açıdan en uygun konfigürasyonunun ve bileşen parametrelerinin belirlenmesini mümkün kılmaktadır (Abubakar vd., 2025).

Çalışma kapsamında optimizasyon problemi, hibrit enerji sisteminin tüm işletme süresi boyunca oluşan toplam indirgenmiş maliyetinin minimize edilmesi şeklinde tanımlanmaktadır. Bu doğrultuda amaç fonksiyonu olarak sistemin yaşam döngüsü maliyeti (Life Cycle Cost, LCC) kullanılmaktadır. Bu gösterge, hem başlangıç yatırım maliyetlerini hem de sistemin işletme süresi boyunca ortaya çıkan işletme ve yakıt maliyetlerini kapsamaktadır.

Ekonomik değerlendirmelerde zaman değerinin dikkate alınabilmesi amacıyla, maliyet bileşenleri indirgenmiş (discounted) değerler üzerinden hesaplanmaktadır. Bu kapsamda yaşam döngüsü maliyeti aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$LCC = C_{capex} + \sum_{t=1}^{N} \frac{C_{opex}, t + C_{fuel}, t}{(1+r)^t} \quad (15)$$

Burada

C_{capex}— sistemin başlangıç yatırım maliyeti (Initial Capital Cost),

C_{opex}— yıllık işletme maliyeti (Annual Operating Cost),

C_{fuel}— dizel jeneratör için yıllık yakıt maliyeti (Fuel Cost),

N— sistemin ekonomik ömrü (yıl),

r — iskonto oranı (discount rate),

t — yıl indeksini ifade etmektedir.

Başlangıç yatırım maliyeti, hibrit enerji sisteminin temel bileşenlerinin kurulum maliyetlerinin toplamı olarak ifade edilmektedir:

$$\mathrm{C}_{capex} = \mathrm{C}_{PV} + \mathrm{C}_{WT} + \mathrm{C}_{bat} + \mathrm{C}_{DG} \quad (16)$$

Burada

C_{PV}— fotovoltaik sistemin kurulum maliyeti,

C_{WT}— rüzgar türbinlerinin kurulum maliyeti,

C_{bat}— batarya enerji depolama sisteminin maliyeti,

C_{DG}— dizel jeneratörün kurulum maliyeti.

Yıllık işletme maliyeti, sistemin bakım, işletme ve diğer düzenli faaliyetlerinden kaynaklanan giderleri içermektedir ve aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\mathrm{C}_{opex} = \mathrm{C}_{capex} \frac{\mathrm{OPEX}}{100} \quad (17)$$

Burada OPEX, işletme ve bakım maliyetlerinin toplam yatırım maliyetine oranını ifade etmektedir.

Dizel jeneratörün yakıt maliyeti ise jeneratör tarafından üretilen enerji miktarı, birim enerji başına yakıt tüketim oranı ve yakıt fiyatına bağlı olarak belirlenmektedir:

$$C_{fuel} = E_{DG} f_{rate} P_{fuel} \quad (18)$$

Burada

E_{DG}— dizel jeneratör tarafından yıllık üretilen enerji miktarı $[kWh/yıl]$,

f_{rate}— dizel jeneratörün birim enerji başına yakıt tüketim oranı $[l/kWh]$,

P_{fuel}— dizel yakıtın birim fiyatı $[USD/l]$.

Bununla birlikte, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda yalnızca ekonomik kriterlerin değil, aynı zamanda enerji arz güvenilirliğinin de dikkate alınması gerekmektedir. Bu amaçla, sistemin yük talebini karşılayamama durumunu ifade eden Loss of Power Supply Probability (LPSP) göstergesi optimizasyon probleminde bir kısıt olarak ele alınmaktadır.

Bu doğrultuda optimizasyon problemi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$min\ LCC\ ve\ \ LPSP \leq LPSP\ max \quad (19)$$

Bu tür maliyet temelli optimizasyon yaklaşımı hibrit enerji sistemlerinin tasarımında yaygın olarak kullanılmakta olup hem yatırım hem de işletme maliyetlerinin birlikte değerlendirilmesini sağlayarak sistemin ekonomik açıdan en uygun konfigürasyonunun belirlenmesine olanak tanımaktadır (Abubakar vd., 2025).

Enerji arz güvenilirliği ve sistem işletmesine ilişkin teknik kısıtlar optimizasyon probleminin ek kısıtları olarak ele alınmakta olup bir sonraki bölümde ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

3.2.3. Kısıtlar ve İşletme Koşulları

Otonom hibrit enerji sisteminin optimizasyonu, sistemin gerçekçi ve güvenilir bir şekilde çalışmasını sağlamak amacıyla çeşitli teknik kısıtlar ve işletme koşulları altında gerçekleştirilmektedir. Bu kısıtlar; enerji dengesi, batarya enerji depolama sisteminin çalışma sınırları ve dizel jeneratörün işletme koşullarını kapsamaktadır.

Enerji Dengesi Kısıtı

Her bir zaman adımında t, sistem tarafından üretilen toplam enerji miktarı, yük talebini karşılamak üzere yeterli olmalıdır:

$$E_{PV}(t) + E_{WT}(t) + E_{DG}(t) + E_{bat}(t) \geq L(t) \quad (20)$$

Burada

$E_{WT}(t)$, $E_{DG}(t)$, $E_{bat}(t)$— sırasıyla fotovoltaik sistem, rüzgâr türbinleri, dizel jeneratör ve batarya tarafından $t$anında üretilen veya sağlanan enerji miktarını;

$L(t)$— t anındaki yük talebini ifade etmektedir.

Güvenilirlik Kısıtı (LPSP)

Sistemin güvenilirliği, Enerji Temin Edilememe Olasılığı (Loss of Power Supply Probability, LPSP) ile değerlendirilmektedir. Bu gösterge aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır:

$$LPSP = \frac{\sum_{t=1}^{8760} max(0, L(t) - (E_{PV}(t) + E_{WT}(t) + E_{bat}(t) + E_{DG}(t))}{\sum_{t=1}^{8760} L(t)} \quad (21)$$

Burada

$L(t)$— $t$anındaki yük talebi;

$E_{PV}(t)$, $E_{WT}(t)$, $E_{bat}(t)$, $E_{DG}(t)$— ilgili enerji kaynaklarının $t$anındaki üretim miktarlarıdır.

Bu çalışma kapsamında sistem güvenilirliğini sağlamak amacıyla aşağıdaki kısıt uygulanmaktadır:

$$LPSP \leq LPSP_{max} \quad (22)$$

Burada $LPSP_{max}$, sistem için izin verilen maksimum enerji temin edilememe oranını ifade etmektedir.

Batarya İşletme Kısıtları

Batarya enerji depolama sisteminin çalışma durumu, şarj seviyesi (State of Charge, SoC) ile ifade edilmekte olup aşağıdaki sınırlar içerisinde tutulmaktadır:

$$SoC_{min} \leq SoC(t) \leq SoC_{max} \quad (23)$$

Batarya şarj durumunun zamana bağlı değişimi aşağıdaki şekilde modellenmektedir:

$$SoC(t+1) = SoC(t) + \eta_{ch} E_{ch}(t) - \frac{E_{dis}(t)}{\eta_{dis}} \quad (24)$$

Burada

$E_{ch}(t)$, $E_{dis}(t)$— sırasıyla bataryanın şarj ve deşarj enerji miktarları;

η_{ch}, η_{dis}— şarj ve deşarj verimlilik katsayılarını ifade etmektedir.

Dizel Jeneratör İşletme Kısıtları

Dizel jeneratör, yenilenebilir enerji kaynaklarının yetersiz kaldığı durumlarda devreye giren yedek enerji kaynağı olarak çalışmaktadır. Jeneratörün anlık üretim gücü aşağıdaki sınırlar içerisinde değişmektedir:

$$0 \leq P_{DG}(t) \leq max\ P_{DG} \tag{25}$$

Ayrıca, sistemin fosil yakıtlara bağımlılığını sınırlamak amacıyla dizel jeneratörün toplam enerji üretimindeki payı aşağıdaki şekilde sınırlandırılmaktadır:

$$\frac{\sum E_{DG}(t)}{\sum L(t)} \leq \alpha_{DG} \tag{26}$$

Burada

α_{DG}, dizel jeneratörün toplam üretimdeki maksimum payını ifade etmektedir.

Belirtilen tüm kısıtlar altında optimizasyon problemi, hibrit enerji sisteminin toplam maliyetini minimize edecek ve aynı zamanda enerji arz güvenilirliğini sağlayacak karar değişkenlerinin belirlenmesi şeklinde tanımlanmaktadır.

3.3. CDI-GA-PSO Optimizasyon Algoritması

Önceki bölümde, hibrit enerji sisteminin optimizasyon problemi; amaç fonksiyonu, kısıtlar ve sistem konfigürasyonunu belirleyen karar değişkenleri çerçevesinde tanımlanmıştır. Bu problemin çözümü, çok boyutlu ve doğrusal olmayan arama uzayında etkin bir şekilde çalışabilen optimizasyon yöntemlerinin kullanılmasını gerektirmektedir.

Literatür analizi çerçevesinde, çalışmada genetik algoritma (GA) ile parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yöntemlerini birleştiren hibrit bir meta-sezgisel yaklaşım benimsenmiştir. Bu kombinasyonun tercih edilmesinin nedeni, GA'nın çözüm uzayında etkili bir küresel arama yeteneği sunması, PSO'nun ise yakınsama hızını artırarak elde edilen çözümlerin iyileştirilmesini sağlamasıdır.

Mevcut hibrit yaklaşımlardan farklı olarak, tez çalışmasında Constraint-Driven Invalidation (CDI) mekanizmasını içeren geliştirilmiş bir CDI-GA-PSO algoritması önerilmektedir. Bu mekanizma, optimizasyon sürecinin erken aşamalarında belirlenen kısıtları sağlamayan çözümlerin elenmesine olanak tanıyarak arama uzayının boyutunu azaltmakta ve algoritmanın hesaplama verimliliğini artırmaktadır.

CDI-GA-PSO algoritması, fotovoltaik panellerin kurulu gücü, rüzgâr türbinlerinin parametreleri, batarya depolama kapasitesi ve dizel jeneratör gücü gibi hibrit enerji sistemine ait temel parametrelerin optimum değerlerinin belirlenmesi amacıyla kullanılmaktadır. Optimizasyon kriterleri olarak, 3.2 bölümünde tanımlanan ekonomik performans göstergesi (LCC) ve sistem güvenilirliği göstergesi (LPSP) dikkate alınmaktadır.

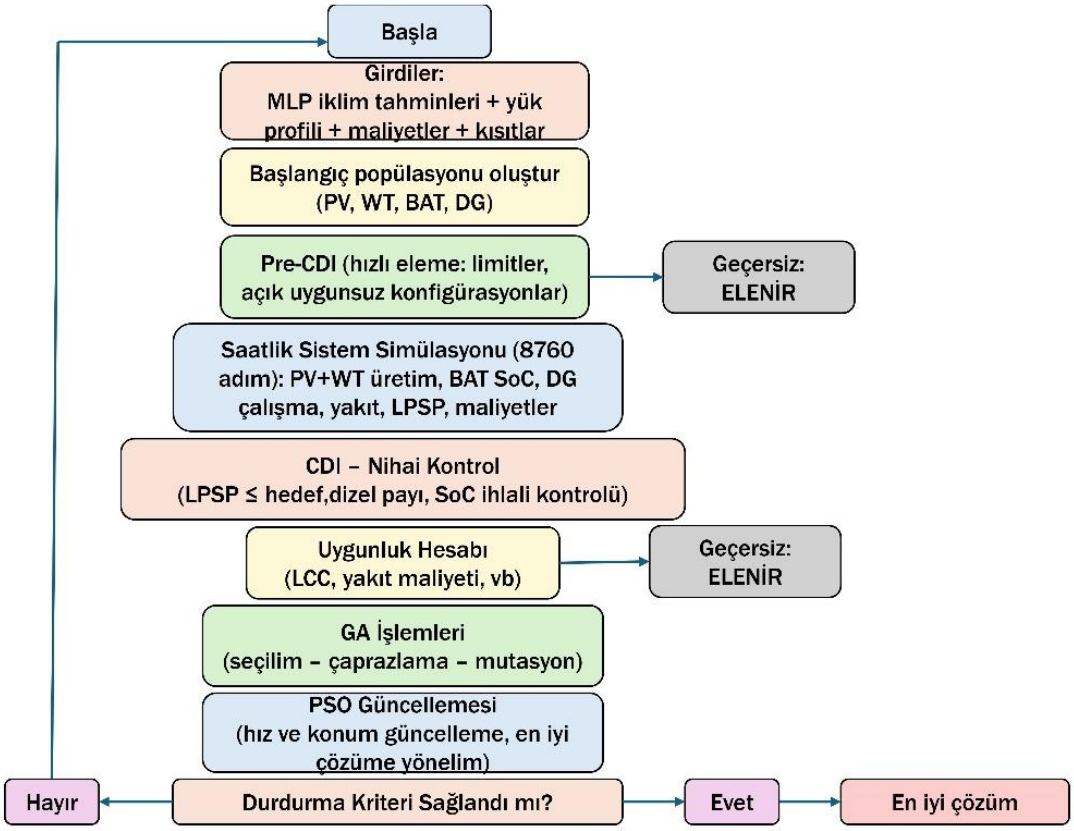
3.3.1. Algoritmanın Genel Yapısı

Algoritma için giriş verileri, çalışmanın önceki aşamalarında hazırlanmış olan iklim parametrelerine ait zaman serileri ve elektrik yük profiline dayanmaktadır. Başlangıç verileri, güneş ışınımı, ortam sıcaklığı ve rüzgâr hızı gibi parametrelerin saatlik

değerlerini içeren tablo biçiminde (CSV formatında) sunulmaktadır. 3.1.2 bölümünde tanımlanan tarihsel veriler kullanılarak, çok katmanlı algılayıcı (MLP) modeli yardımıyla 1 Temmuz 2025 – 1 Mart 2026 tarihleri arasındaki hesaplama dönemi için iklim parametrelerinin tahmini gerçekleştirilmiştir.

Elde edilen tahmin verileri, optimizasyon sürecinde hibrit enerji sisteminin çalışma simülasyonu için giriş verisi olarak kullanılmaktadır. Buna ek olarak, algoritmaya elektrik yük profili, sistemin ekonomik parametreleri (ekipman maliyetleri, işletme giderleri, yakıt fiyatı) ve 3.2 bölümünde tanımlanan teknik kısıtlar dahil edilmektedir.

Önerilen CDI-GA-PSO algoritmasının genel yapısı Şekil 3.2'de gösterilmektedir.



Şekil 3.2. CDI-GA-PSO algoritmasının genel yapısı.

Sunulan şemaya göre algoritma, başlangıç popülasyonunun oluşturulmasından başlayarak sistemin optimal konfigürasyonunun belirlenmesine kadar uzanan ardışık aşamalardan oluşmaktadır.

İlk aşamada, hibrit enerji sisteminin farklı konfigürasyonlarını temsil eden çözümlerden oluşan başlangıç popülasyonu oluşturulmaktadır. Her bir çözüm; fotovoltaik sistemin kurulu gücü (PV), rüzgâr türbinlerinin parametreleri (WT), batarya enerji depolama kapasitesi (BAT) ve dizel jeneratör gücü (DG) gibi parametreleri içeren bir vektör olarak tanımlanmaktadır.

Sonrasında, Pre-CDI ön eleme aşaması uygulanmaktadır. Bu aşamada, açıkça geçersiz veya teknik açıdan uygun olmayan konfigürasyonlar hızlı bir şekilde elenmektedir. Bu tür çözümler, değişken sınırlarının dışında kalan veya temel teknik kısıtları sağlamayan konfigürasyonları içermektedir. Bu yaklaşım, detaylı simülasyon aşamasına iletilen çözüm sayısını azaltarak hesaplama yükünü düşürmektedir.

Bir sonraki aşamada, sistemin belirlenen hesaplama dönemi boyunca saatlik simülasyonu gerçekleştirilmektedir (yıllık analiz için 8760 adım). Bu aşamada her bir konfigürasyon için aşağıdaki büyüklükler hesaplanmaktadır:

- fotovoltaik ve rüzgâr sistemlerinin enerji üretimi,
- batarya sisteminin şarj durumu (SoC),
- dizel jeneratörün çalışma durumu,
- yakıt tüketimi,
- yükün karşılanma durumu ve olası enerji açığı,
- sistem güvenilirliği göstergesi (LPSP),
- ekonomik göstergeler.

Simülasyon tamamlandıktan sonra, nihai CDI kontrol aşaması uygulanmaktadır. Bu aşamada, sistem işletme koşullarını sağlamayan çözümler elenmektedir. Bu tür ihlaller arasında LPSP değerinin izin verilen sınırları aşması, batarya şarj durumunun sınırlarının ihlali veya dizel jeneratörün sistemdeki katkı payının kabul edilebilir seviyelerin üzerine çıkması yer almaktadır.

Geçerli çözümler için uygunluk fonksiyonu hesaplanmaktadır. Bu çalışmada uygunluk, sistemin yaşam döngüsü maliyetini (LCC) temel almakta olup, yatırım maliyetleri, işletme giderleri ve yakıt maliyetlerini kapsamaktadır.

Bunu takiben, genetik algoritma işlemleri uygulanmaktadır. Bu aşamada seçim (selection), çaprazlama (crossover) ve mutasyon (mutation) operatörleri kullanılarak yeni çözüm adayları oluşturulmaktadır. Genetik algoritma, çözüm uzayının küresel olarak araştırılmasını sağlamaktadır.

Sonraki aşamada, PSO güncellemesi uygulanmaktadır. Bu süreçte, çözümler en iyi bireysel ve küresel çözümlere doğru yönlendirilerek parametreleri güncellenmektedir. Bu yaklaşım, çözümün yerel olarak iyileştirilmesini ve algoritmanın daha hızlı yakınsamasını sağlamaktadır.

Elde edilen yeni popülasyon, tekrar değerlendirme ve eleme aşamalarından geçirilerek iteratif süreç devam ettirilmektedir. Algoritma, belirlenen durdurma kriteri sağlanana kadar çalıştırılmaktadır. Durdurma kriteri olarak belirli bir iterasyon sayısına ulaşılması veya amaç fonksiyonunun değerinin sabitlenmesi kullanılabilmektedir.

Sonuç olarak, algoritma, tüm kısıtları sağlayan ve minimum maliyet değerine sahip en iyi çözümü belirlemektedir.

3.3.2. GA ve PSO Bileşenleri

Geliştirilen CDI-GA-PSO algoritmasında, çözüm uzayının küresel araştırılması genetik algoritma (GA) ile, elde edilen çözümlerin yerel olarak iyileştirilmesi ise parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ile gerçekleştirilmektedir. Algoritmanın yazılım uygulaması Python programlama dili kullanılarak geliştirilmiştir. CSV formatındaki giriş ve çıkış verilerinin işlenmesi için Pandas kütüphanesi, vektör ve matris hesaplamaları için Numpy kütüphanesi, rastgele sayı üretimi ve stokastik işlemler için standart random modülü, hesaplama açısından yoğun işlemlerin hızlandırılması için ise Numba kütüphanesi kullanılmaktadır.

$$X = [P_{PV}, P_{WT}, E_{bat}, P_{DG},] \quad (27)$$

Burada:
P_{PV} fotovoltaik sistemin kurulu gücünü;
P_{WT} rüzgâr sistemine ait parametreleri;
E_{bat} batarya depolama kapasitesini;
P_{DG} dizel jeneratör gücünü temsil etmektedir.

Başlangıç popülasyonu, 3.2 bölümünde tanımlanan değişken sınırları içerisinde rastgele olarak oluşturulmaktadır.

Her bir çözüm için sistemin saatlik simülasyonu gerçekleştirildikten sonra amaç fonksiyonu değeri hesaplanmaktadır. Bu çalışmada amaç fonksiyonu olarak sistemin yaşam döngüsü maliyeti kullanılmaktadır:

$$F(X) = LCC(X) \quad (28)$$

Bu yaklaşımda optimizasyon süreci, sistemin toplam maliyetinin minimize edilmesine yöneliktir; güvenilirlik ve işletme koşullarına ilişkin kısıtlar ise ayrı olarak ele alınmaktadır.

Genetik algoritma aşamasında, çözümler uygunluk değerlerine göre seçilmektedir. Daha düşük LCC değerine sahip çözümler yeni popülasyona aktarılmaktadır. Yeni çözümlerin oluşturulmasında çaprazlama operatörü kullanılmakta olup, çocuk çözüm aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$X^{child} = \propto X^{(1)} + (1-\propto)X^{(2)} \quad (29)$$

Burada $\alpha[0,1]$ aralığında rastgele seçilen bir katsayıdır.

Bu yaklaşım, ebeveyn çözümler arasında ara çözümlerin oluşturulmasını sağlamaktadır. Çaprazlamadan sonra mutasyon operatörü uygulanmakta olup, çözüm parametrelerine belirli sınırlar içerisinde rastgele sapmalar eklenmektedir. Mutasyon işlemi, popülasyon çeşitliliğinin korunmasını ve erken yakınsamanın önlenmesini sağlamaktadır.

Genetik işlemlerden sonra, elde edilen popülasyona PSO algoritması uygulanmaktadır. Bu aşamada her bir çözüm, belirli bir konuma ve hıza sahip parçacık olarak ele alınmaktadır. Parçacıkların hız güncellemesi aşağıdaki formülasyon kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1 r_1(pbest_i - x_i^t) + c_2 r_2(pbest - x_i^t) \quad (30)$$

Burada

w atalet katsayısını;

$c_1$ve $c_2$bilişsel ve sosyal katsayıları;

$r_1$ve r_2[0,1] aralığında rastgele sayıları;

$pbest_i$ parçacığın en iyi bireysel çözümünü;

$gbest$ popülasyondaki en iyi çözümü temsil etmektedir.

Hız güncellemesinden sonra parçacık konumu aşağıdaki şekilde güncellenmektedir:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (31)$$

PSO aşaması, çözümlerin daha iyi konfigürasyonlara doğru yönlendirilmesini ve algoritmanın yakınsama hızının artırılmasını sağlamaktadır.

Sonuç olarak, CDI-GA-PSO algoritması içerisinde genetik algoritma küresel arama işlemini gerçekleştirirken, PSO algoritması yerel iyileştirme görevini üstlenmektedir. Bu iki yöntemin birlikte kullanılması, hibrit enerji sisteminin optimum parametrelerinin daha etkin bir şekilde belirlenmesini sağlamaktadır.

Algoritmanın hesaplama uygulamasında, optimizasyon sürecinin kararlılığını ve yakınsamasını sağlamak amacıyla sabit parametre değerleri kullanılmıştır. Popülasyon büyüklüğü 00 çözüm olarak alınmış, çaprazlama olasılığı 00, mutasyon olasılığı ise 00 olarak belirlenmiştir. PSO algoritmasında atalet katsayısı $w = 00$, bilişsel ve sosyal katsayılar $c_1 = 00$ $c_2 = 00$ seçilmiştir. Maksimum iterasyon sayısı 00 nesil olarak tanımlanmıştır. Bu parametre değerleri deneysel olarak belirlenmiş olup, algoritmanın kararlı yakınsamasını ve kabul edilebilir hesaplama süresini sağlamaktadır.

3.3.3. CDI Mekanizması ve Ön Eleme Süreci

Önerilen CDI-GA-PSO algoritmasında, Constraint-Driven Invalidation (CDI) mekanizması, hibrit enerji sisteminin geçersiz konfigürasyonlarını erken aşamalarda elimine ederek optimizasyon sürecinin hesaplama verimliliğini ve kararlılığını artırmak amacıyla kullanılmaktadır. Ceza fonksiyonlarına dayalı yaklaşımlardan farklı olarak, CDI mekanizması çözümleri optimizasyon sürecinin farklı aşamalarında doğrudan filtrelemekte ve böylece hesaplama yükünü azaltarak arama sürecinin yalnızca geçerli çözüm uzayında yoğunlaşmasını sağlamaktadır.

CDI mekanizması iki aşamalı olarak uygulanmaktadır: detaylı simülasyon öncesinde gerçekleştirilen ön eleme (Pre-CDI) ve sistem performansının hesaplanmasından sonra gerçekleştirilen ana kontrol (Post-CDI).

Pre-CDI aşamasında, çözüm parametrelerinin belirlenen sınırlar içerisinde olup olmadığı ve sistemin temel yapısal gereksinimlerini sağlayıp sağlamadığı kontrol edilmektedir. Çözüm yapısı, aşağıda sunulan biçimde tanımlanmaktadır:

$$X = [P_{PV}, P_{WT}, E_{bat}, P_{DG},] \quad (32)$$

Bu aşamada aşağıdaki koşulların sağlanması gerekmektedir:

$$0 \leq P_{PV} \leq 2000\ kW \quad (33)$$

$$50 \leq P_{WT} \leq 400\ kW \quad (34)$$

$$1500 \leq E_{bat} \leq 5000\ kWh \quad (35)$$

$$100 \leq P_{DG} \leq 350\ kW \quad (36)$$

Ayrıca, sistemin kurulu gücünün yeterliliğini sağlamak amacıyla aşağıdaki koşul uygulanmaktadır:

$$P_{PV} + P_{WT} + P_{DG} \geq \gamma P_{load}^{peak} \quad (37)$$

Burada

γ güvenlik katsayısını;

P_{load}^{peak} maksimum yük değerini ifade etmektedir.

Bu koşulları sağlamayan çözümler, saatlik simülasyon aşamasına geçmeden doğrudan elenmektedir.

Pre-CDI aşamasını geçen çözümler için, belirlenen analiz periyodu boyunca saatlik sistem simülasyonu gerçekleştirilmektedir. Her zaman adımında sistemin enerji dengesi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$E_{PV}(\mathrm{t}) + E_{WT}(\mathrm{t}) + E_{DG}(\mathrm{t}) + E_{bat}^{dis}(\mathrm{t}) - E_{bat}^{ch}(\mathrm{t}) = \mathrm{L}(\mathrm{t}) + E_{loss}(\mathrm{t}) \quad (38)$$

Burada

$L(t)$yük talebini;

$E_{loss}(t)$ karşılanamayan enerji miktarını göstermektedir.

Sistem güvenilirliği, aşağıdaki şekilde tanımlanan LPSP göstergesi ile değerlendirilmektedir:

$$LPSP = \frac{\sum_{t-1}^{T} E_{loss}(\mathrm{t})}{\sum_{t-1}^{T} L(t)} \quad (39)$$

Batarya sisteminin dinamiği ise aşağıdaki eşitlik ile modellenmektedir:

$$\mathrm{SoC}(\mathrm{t}+1) = \mathrm{SoC}(\mathrm{t}) + \eta_{ch} E_{bat}^{ch}(\mathrm{t}) - \frac{1}{\eta_{dis}} E_{bat}^{dis}(\mathrm{t}) \quad (40)$$

ve aşağıdaki sınırlar içerisinde tutulmaktadır:

$$SoC_{min} \leq \mathrm{SoC}(\mathrm{t}) \leq SoC_{max} \quad (41)$$

Post-CDI aşamasında, çözümler sistemin işletme koşullarını sağlayıp sağlamadığı açısından değerlendirilmektedir. Bir çözümün geçerli kabul edilebilmesi için aşağıdaki koşulların tamamını sağlaması gerekmektedir:

$$LSPS \geq LSPSP_{max} \quad (42)$$

$$SoC_{min} \leq \mathrm{SoC}(\mathrm{t}) \leq SoC_{max} \quad (43)$$

$$\frac{\sum_t E_{DG}(\mathrm{t})}{\sum_t L(t)} \leq \beta_{max} \quad (44)$$

Burada β_{max}, dizel jeneratörün toplam enerji üretimindeki maksimum payını ifade etmektedir.

Ayrıca, aşırı kapasiteye bağlı olarak ekonomik verimsizlik oluşturan konfigürasyonlar da bu aşamada elenmektedir.

CDI mekanizması matematiksel olarak aşağıdaki gösterge fonksiyonu ile ifade edilebilir:

$$\mathcal{I}(X) = \begin{cases} 1, X \in \Omega_{feasible} \\ 0, X \ni \Omega_{feasible} \end{cases} \quad (45)$$

Burada $\Omega_{feasible}$, tüm teknik ve ekonomik kısıtları sağlayan çözüm kümesini ifade etmektedir.

Yalnızca $\mathcal{I}(X) = 1$olan çözümler uygunluk değerlendirmesine dahil edilmekte ve GA ile PSO operatörlerine aktarılmaktadır.

CDI mekanizmasının algoritmik entegrasyonu aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

Popülasyondaki her bir X çözümü için:

Pre-CDI kontrolünü uygula

Eğer çözüm geçersiz ise:

bir sonraki çözüme geç

Saatlik sistem simülasyonunu gerçekleştir

Post-CDI kontrolünü uygula

Eğer çözüm kısıtları sağlamıyorsa:

bir sonraki çözüme geç

Uygunluk değerini LCC esasına göre hesapla

Geçerli çözümü ve uygunluk değerini kaydet

Python tabanlı uygulamada Pre-CDI aşaması NumPy kullanılarak vektörize edilmiş kontrol ifadeleri ile gerçekleştirilmekte, Post-CDI aşaması ise saatlik simülasyon sonuçları üzerinden değerlendirilmektedir. Örnek bir kontrol yapısı aşağıda verilmiştir:

```
    def pre_cdi(X):
    P_pv, P_wt, E_bat, P_dg = X
    if not (P_pv_min <= P_pv <= P_pv_max): return False
    if not (P_wt_min <= P_wt <= P_wt_max): return False
    if not (E_bat_min <= E_bat <= E_bat_max): return False
    if not (P_dg_min <= P_dg <= P_dg_max): return False
    if P_pv + P_wt + P_dg < gamma * peak_load: return False
    return True

def post_cdi(results):
    if results['LPSP'] > LPSP_max: return False
    if results['SoC_min'] < SoC_min: return False
    if results['SoC_max'] > SoC_max: return False
    if results['DG_share'] > beta_max: return False
    return True
```

Şekil 3.3. CDI Ön Eleme ve Kontrol Sürecinin Algoritmik Gösterimi.

Sonuç olarak, CDI mekanizması optimizasyon sürecinde değerlendirilen çözüm sayısını azaltmakta, hesaplama maliyetini düşürmekte ve algoritmanın yakınsama kararlılığını artırmaktadır. Bu yaklaşım, hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda hem hesaplama verimliliği hem de çözüm kalitesi açısından önemli avantajlar sağlamaktadır.

3.4. Hibrit Enerji Sisteminin Matematiksel Modellenmesi

Bu bölüm kapsamında, otonom hibrit enerji sisteminin tüm temel bileşenleri için çalışma rejimlerinin doğru bir şekilde analiz edilmesi ve sonraki optimizasyon aşamaları için gerekli olan matematiksel modelleme gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen matematiksel modeller, sistemin her bir bileşeninin çalışma prensiplerini, enerji dönüşüm süreçlerini ve fotovoltaik panellerin, rüzgâr türbinlerinin, dizel jeneratörün ve akü bataryasının saatlik zaman ölçeğindeki işletme karakteristiklerini tanımlamak amacıyla kullanılmıştır.

Önerilen modeller, hibrit enerji sistemlerinin modellenmesinde yaygın olarak kullanılan, kabul görmüş fiziksel ilişkiler ve mühendislik varsayımlarına dayanmaktadır. Bu modeller sayesinde, güneş radyasyonu, ortam sıcaklığı, bulutluluk ve rüzgâr hızı gibi

temel iklim parametrelerinin yenilenebilir enerji kaynaklarından elde edilen enerji üretimi üzerindeki etkileri dikkate alınabilmekte; ayrıca enerji depolama sistemlerinin ve yedek enerji kaynaklarının çalışma özellikleri ayrıntılı biçimde temsil edilebilmektedir.

3.4.1. Fotovoltaik Sistem Modeli

Fotovoltaik panelin çıkış gücü, güneş ışınımının yoğunluğu ve hücre sıcaklığına bağlı olarak değişmektedir. Bu çalışmada fotovoltaik panel çıkış gücü, ışınım ve sıcaklık düzeltmesine dayalı basitleştirilmiş doğrusal PV güç modeli esas alınarak hesaplanmıştır (Diaf vd. 2008):

$$P_{pv} = \eta_{pvg} A_{pvg} G_t \tag{46}$$

Burada:

η_{pvg} -fotovoltaik üretim verimliliği, birimsiz (ticari paneller için genellikle 0.15 ile 0.22 arasında);

A_{pvg} - güneş panelinin alanı (m²),

G_t - yatay yüzeye gelen güneş radyasyonu (W/m²).

η_{pvg} aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$\eta_{pvg} = \eta_r \eta_{pc} \left[1 - \beta \left(T_c - T_{c\,ref}\right)\right] \tag{47}$$

Burada:

η_r :referans modül verimliliğidir;

η_{pc} : güç koşullandırma verimliliğidir;

β - sıcaklık katsayısı ((0.004-0.006) her °C için);

$T_{c\,ref}$ - referans hücre sıcaklığı °C cinsinden.

Hücre sıcaklığı T_c, ilişki ile elde edilebilir:

$$T_c = T_a + \frac{NOCT - 20}{800} G_t \tag{48}$$

Burada:

T_a : çevre sıcaklığı °C cinsinden;

$NOCT$: nominal işletme hücre sıcaklığı °C cinsinden;

G_t : güneş ışınımının yoğunluğu (W/m²).

Fotovoltaik model, CDI-GA-PSO optimizasyon algoritması kapsamında saatlik enerji üretiminin hesaplanmasında kullanılmıştır.

3.4.2. Rüzgar Türbini Modeli

Rüzgâr türbinleri, rüzgârın kinetik enerjisini elektrik enerjisine dönüştürür. Bu enerji, rotor çapı, rüzgâr hızı ve türbin yüksekliği gibi birkaç faktöre bağlıdır. Rüzgar hızı her arttığında, türbinler tarafından üretilen enerji de artar; aynı şekilde, rotor çapı arttığında, rüzgâr türbini tarafından üretilen enerji de artar.

Rüzgâr türbinlerinin matematiksel modellemesi, bunların davranışını anlamak, tasarımını optimize etmek ve enerji sistemlerine entegrasyonunu sağlamak için gereklidir.

Rüzgâr türbininin mekanik gücünü tanımlayan temel denklem, literatürde yaygın olarak kullanılan aerodinamik modele dayanmaktadır (Bhandari vd. 2014):

$$P_w = \frac{1}{2} C_p(\lambda, \beta) \rho A V^3 \tag{49}$$

Burada:
C_p-güç katsayısı, teorik maksimum 0.593;
ρ- hava yoğunluğu (kg/m3);
A- rotor kanatlarının kesişme alanı (m2);
V- ortalama rüzgar hızı (m/s);
λ- uç hız oranı.
Rüzgar türbini için Kanat Dönüş Hızı Katsayısı (TSR), kanat ucunun dönüş hızının rüzgar hızına oranı olarak tanımlanır.

$$\lambda = \frac{R\varpi}{V} \tag{50}$$

Burada:
R- türbin yarıçapı (m);
ϖ- açısal hız (rad/s);
V- ortalama rüzgar hızı (m/s).
Rüzgar tarafından üretilen enerji şu şekilde elde edilebilir

$$Q_w = P * (Time), kWh \tag{51}$$

Modelleme sürecinde kullanılan denklem, literatürde hibrit enerji sistemlerinin boyutlandırılması ve maliyet analizlerinde yaygın olarak kullanılan yaklaşım esas alınarak ifade edilmiştir (Nelson vd. 2006):

$$P_{WT}(t) = \begin{cases} 0, & V(t) < \upsilon_c \\ \frac{1}{2}\rho A V^3(t)\eta_\varpi \eta_c N_{WT}, & \upsilon_c \le V(t) < \upsilon_r \\ P_{rated} N_{WT}, & \upsilon_r \le V(t) \le \upsilon_f \\ 0, & V(t) > \upsilon_f \end{cases} \tag{52}$$

Burada:
ρ- hava yoğunluğu (kg/m3);
V- ortalama rüzgar hızı (m/s);
A- rotor kanatlarının kesişme alanı (m2);
η_ϖ- rüzgar türbinlerinin verimliliği (%);
η_c- AC / DC dönüştürücünün verimliliği (%);
P_{rated}- rüzgar türbinlerinin nominal gücü (kW);
N_{WT} - rüzgar türbini sayısı;

υ_c- kesme hızı (m/s);
υ_r- anma hızı (m/s);
υ_f- fırlatma hızı (m/s).

3.4.3. Dizel Jeneratör Modeli

Dizel jeneratör, yenilenebilir enerji kaynaklarının yetersiz kaldığı veya sistem yükünü karşılayamadığı durumlarda, enerji arz güvenilirliğini sağlamak amacıyla yardımcı bir kaynak olarak kullanılmaktadır. Jeneratörün çalışma süresinin ve üretilen enerjinin hesaplanmasında kullanılan matematiksel model, literatürde yaygın olarak kabul edilen yaklaşıma dayanmaktadır (Arun vd. 2009):

$$FC = C_f \sum_{t=1}^{8.760} F(t) \tag{53}$$

Burada:
C_f litre başına yakıt maliyeti;
$F(t)$- saatlik yakıt tüketimi (litre / saat), dizel jenerasyonunun yük karakteristiğine göre hesaplanır ve aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$F(t) = (0{,}246P_{DG}(t) + 0.08415P_R) \tag{54}$$

Burada:
$P_{DG}(t)$- dizel jeneratörler tarafından üretilen güç, (kW);
P_R- dizel jeneratörlerin nominal gücü, (kW).

3.4.4. Akü Bankası Modeli

Bataryalar, hibrit enerji sistemlerinde önemli bir rol oynamaktadır. Hibrit sistem tarafından her an üretilen güç, bir denklem ile ifade edilir:

$$P_G(t) = P_{WT}(t)+P_{PV}(t) + P_{DG}(t) \tag{55}$$

Bataryalar, enerji üretiminin talebi aştığı durumlarda enerjiyi depolamak için bir yedek seçenek olarak kullanılır. Öte yandan, güneş panelleri ve rüzgar türbinleri gerekli enerji miktarını sağlayamadığında, enerji ihtiyacı bataryalardan karşılanır.

Bataryanın her saatlik şarj seviyesi, önceki şarj seviyesine ve sistemin (t-1) ile (t) zaman dilimi boyunca ürettiği veya tükettiği enerji miktarına bağlıdır.

Ele alınan hibrit enerji sistemi için, enerji üretimi ve yük dengesi açısından üç temel işletme durumu tanımlanmaktadır (Diaf vd. 2008):

a) Rüzgâr hızı sıfırdan farklı olabileceğinden ve güneş radyasyonu bulunmadığında bile enerji üretimi mümkün olduğundan, ilk durum, rüzgarın elektrik enerjisi talebini karşılayabildiği durumdur yani $P_{WT}(t) \geq P_{Load}(t)$. Mevcutsa fazla enerji

bataryayı şarj etmek için kullanılacaktır. Herhangi bir zamanda (ttt) depolama kapasitesi şu şekilde ifade edilir:

$$C_{bat}(t) = C_{bat}(t-1)+(P_{PV}(t) + P_{WT}(t) - P_{Load}(t)\eta_c)\Delta t\eta_{cha} \quad (56)$$

Burada:
$C_{bat}(t)$: t anındaki kullanılabilir batarya kapasitesi;
$C_{bat}(t-1)$: t -1 anındaki kullanılabilir batarya kapasitesi;
$P_{PV}(t)$- güneş panelleri tarafından üretilen güç, kW;
η_{cha}- şarj akımına bağlı olan ve 0.65 ile 0.85 arasında değişebilen batarya şarj verimliliği (%);
η_c- AC / DC dönüştürücünün verimliliği (%);
$P_{Load}(t)$- t anındaki yükte tüketilen güç, kW;
$P_{WT}(t)$- rüzgar türbini jeneratörü tarafından üretilen güç, kW.

b) Rüzgar enerjisi tek başına güç talebini karşılayamaz, ancak PV ile birleştiğinde karşılayabilir, yani: $\eta_{inv}P_{WT}(t) + P_{PV}(t) \geq P_{Load}(t)$.

Bu durumda, mevcutsa fazla enerji bataryayı şarj etmek için kullanılır. Bu durumda batarya depolama kapasitesi şu şekilde ifade edilir:

$$C_{bat}(t) = C_{bat}(t-1) + \left(P_{PV}(t) - \left(\frac{P_{Load}(t) - P_{WT}(t)}{\eta_{inv}}\right)\right)\Delta t\eta_{cha} \quad (57)$$

c) Toplam üretilen enerji, yük talebini karşılayamıyorsa, batarya deşarj sürecindedir, yani:

$$\eta_{inv}P_{WT}(t) + P_{PV}(t) < P_{Load}(t) \quad (58)$$

$$C_{bat}(t) = C_{bat}(t-1) + \frac{1}{\eta_{dech}}\left(P_{PV}(t) - \left(\frac{P_{Load}(t) - P_{WT}(t)}{\eta_{inv}}\right)\right)\Delta t \quad (59)$$

Burada:
η_{inv}- inverter verimliliği,
η_{dech}- batarya deşarj verimliliği, 1'e eşittir.

Akü bataryası çalışırken, şarj durumu $C_{bat}(t)$ değerinin, bataryanın minimum kabul edilebilir kapasite seviyesinin altına düşmemesi ve maksimum kapasite seviyesini aşmaması gerektiği bir kısıtlama gereklidir. Matematiksel olarak bu, şu şekilde ifade edilebilir:

$$C_{bat\,min}(t) \leq C_{bat}(t) \leq C_{bat\,max}(t) \quad (60)$$

4. BULGULAR

4.1. MLP Tabanlı İklim Parametreleri Tahmin Sonuçları

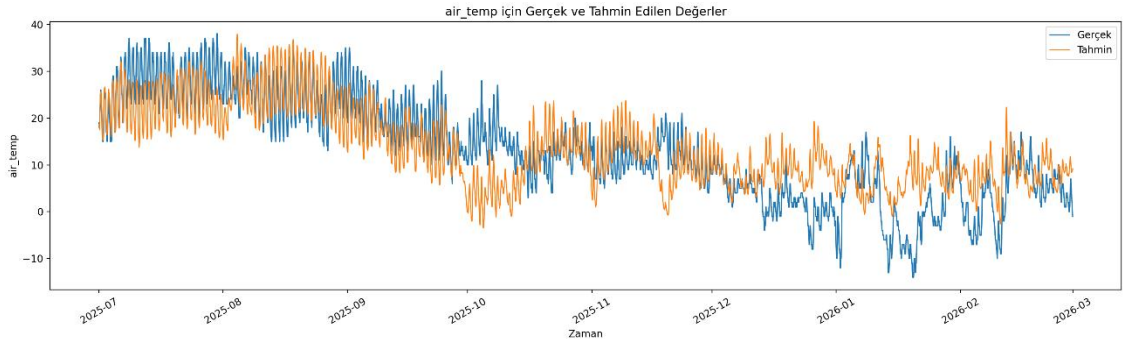
İklim parametrelerinin tahmini, 3.1.2 bölümünde tanımlanan tarihsel meteorolojik veriler kullanılarak 1 Temmuz 2025 – 1 Mart 2026 zaman aralığı için gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.1–4.5'te, söz konusu dönem için hava sıcaklığı, güneş radyasyonu (GHI, DNI, DHI) ve 10 m yüksekliğindeki rüzgâr hızına ait gerçek ve tahmin edilen değerlerin karşılaştırmaları sunulmaktadır. Elde edilen grafikler incelendiğinde, modelin çoğu durumda parametrelerin genel değişim dinamiklerini, mevsimsel ve günlük dalgalanmalar dahil olmak üzere, başarılı bir şekilde yeniden üretebildiği görülmektedir. Belirgin periyodiklik gösteren parametrelerde (hava sıcaklığı ve GHI) eğriler arasındaki uyum daha yüksek iken, daha stokastik karaktere sahip süreçlerde (DNI ve rüzgâr hızı) sapmaların daha belirgin olduğu gözlemlenmiştir.

Tahmin doğruluğunun nicel olarak değerlendirilmesi amacıyla, her ay için maksimum hata değerlerini içeren Çizelge 4.1–4.5 oluşturulmuştur. Bu yaklaşım, model ile gerçek veriler arasındaki en olumsuz sapma durumlarının belirlenmesine ve farklı meteorolojik koşullar altında modelin kararlılığının değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. Elde edilen sonuçlara göre maksimum hata değerleri; hava sıcaklığı için 23,53 °C, DHI için 310,67 W/m², DNI için 643,76 W/m², GHI için 410,23 W/m² ve rüzgâr hızı için yaklaşık 6–7 m/s seviyesine ulaşmaktadır. En büyük sapmaların genellikle geçiş dönemlerinde ve ani hava koşulu değişimlerinde ortaya çıktığı görülmektedir. Bu durum, modelin ani dış etkileri sınırlı ölçüde yansıtabilmesi ile ilişkilidir.

Çizelgelerde sunulan maksimum hata değerlerinin, grafikler üzerinden belirlenen belirli zaman noktalarına ait uç (ekstrem) durumları temsil ettiği vurgulanmalıdır. Dolayısıyla Çizelge 4.1–4.5, modelin ortalama performansını değil, en zor tahmin edilen durumlara karşı davranışını yansıtmaktadır.

Tahmin performansının daha ayrıntılı analiz edilebilmesi amacıyla, seçilmiş zaman noktalarına ait karşılaştırmalı sonuçları içeren Çizelge 4.6–4.8 de hazırlanmıştır. Bu tabloların oluşturulmasında tüm aylar için aynı seçim kriterleri kullanılmıştır: her ayın ilk ve son pazartesi günleri ile 06:00, 12:00 ve 18:00 saatleri dikkate alınmıştır. Bu yaklaşım, verilerin temsil edilebilirliğini sağlamakta ve model doğruluğunun gün içi ve mevsimsel değişimlere bağlı olarak değerlendirilmesine imkân tanımaktadır. Maksimum hata tablolarından farklı olarak bu tablolar, modelin tipik davranışını yansıtmaktadır.

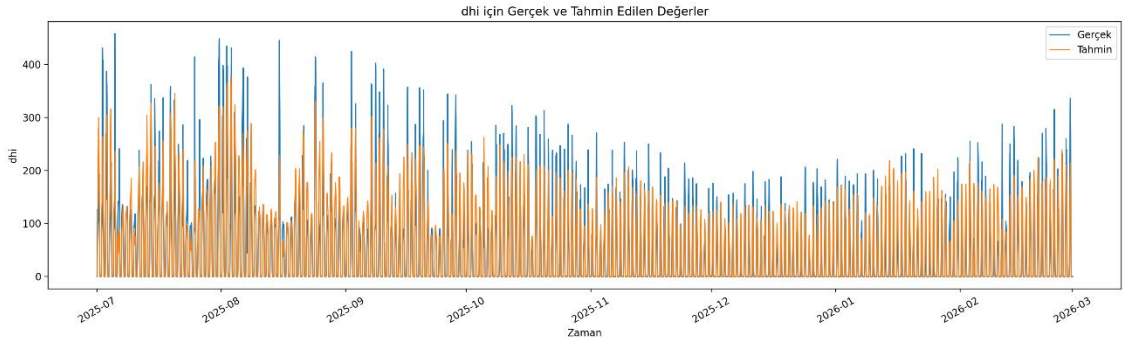
Seçilen zaman noktalarının analizi, en düşük hataların genellikle gün ortasında ve görece stabil meteorolojik koşullar altında elde edildiğini göstermektedir. Buna karşılık sabah ve akşam saatlerinde, ayrıca güneş radyasyonunun düşük olduğu durumlarda hata değerlerinin arttığı gözlemlenmiştir. Güneş radyasyonu parametrelerinde, sıfıra yakın değerlerde hataların belirgin şekilde artması, rekürsif tahmin yaklaşımına bağlı hata birikimi ile açıklanabilmektedir.



Şekil 4.1. Hava sıcaklığı (T, °C) için gerçek ve tahmin edilen değerler.

Çizelge 4.1. Hava sıcaklığı (T, °C) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri

Tarih	Saat	Gerçek	Tahmin	Hata
30.07.2025	13:00	38,00	25,64	12,36
01.08.2025	12:00	32,00	21,74	10,26
30.09.2025	20:00	11,00	0,66	10,34
04.10.2025	13:00	28,00	6,91	21,09
19.11.2025	11:00	21,00	1,35	19,65
26.12.2025	08:00	-4,00	15,00	19,00
20.01.2026	10:00	-11,00	12,53	23,53
01.02.2026	20:00	-3,00	10,16	13,16



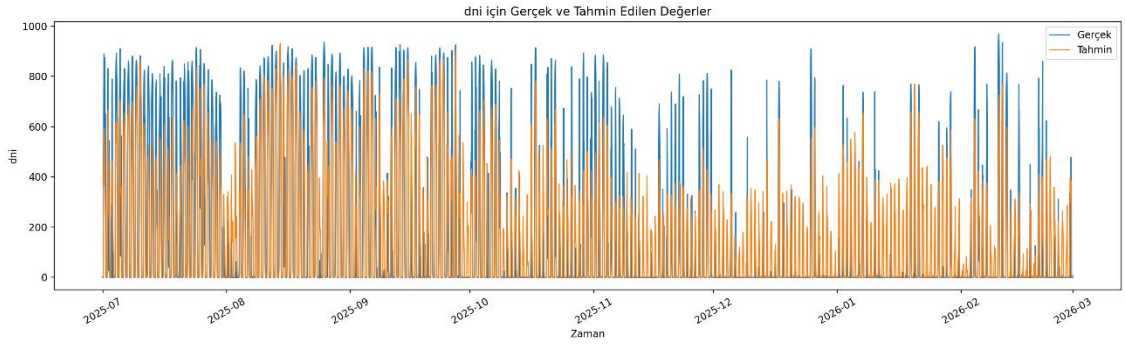
Şekil 4.2. Difüz yatay ışınım (DHI), (W/m²) için gerçek ve tahmin edilen değerler.

Çizelge 4.2. Difüz yatay ışınım (DHI), (W/m²) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri

Tarih	Saat	Gerçek	Tahmin	Hata
25.07.2025	9:00	414,00	103,33	310,67
15.08.2025	11:00	445,00	197,58	247,42

Çizelge 4.2'nin devamı

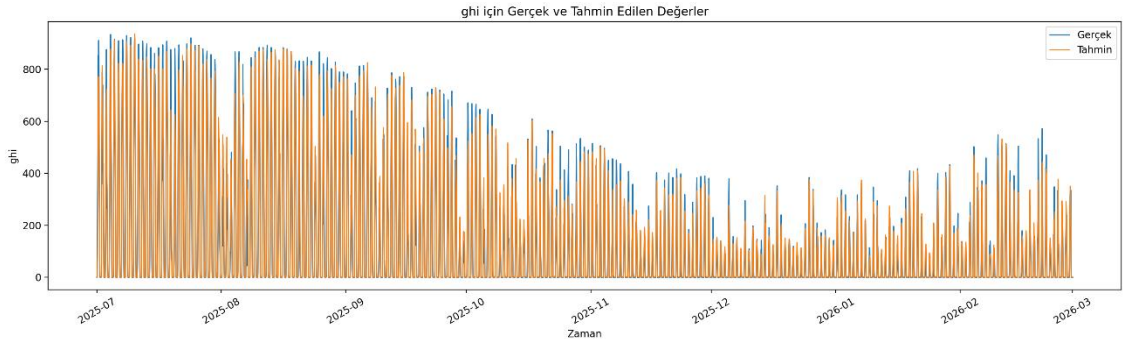
Tarih	Saat	Gerçek	Tahmin	Hata
08.09.2025	10:00	402,00	132,49	269,51
05.10.2025	10:00	58,00	262,34	204,34
02.11.2025	10:00	271,00	144,33	126,67
27.12.2025	9:00	203,00	104,92	98,08
24.01.2026	10:00	26,00	160,68	134,68
11.02.2026	11:00	287,00	81,33	205,67



Şekil 4.3. Doğrudan normal ışınım (DNI), (W/m²) için gerçek ve tahmin edilen değerler.

Çizelge 4.3. Doğrudan normal ışınım (DNI), (W/m²) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri

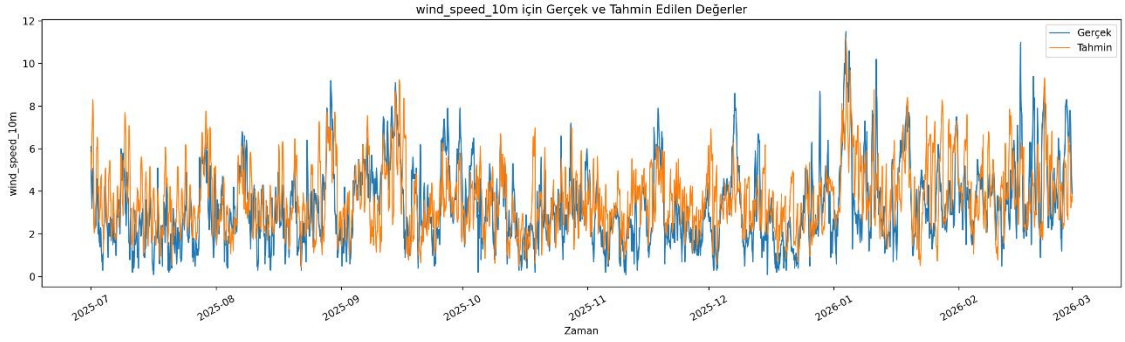
Tarih	Saat	Gerçek	Tahmin	Hata
23.07.2025	5:00	661,00	112,24	548,76
26.08.2025	6:00	3,00	545,88	542,88
08.09.2025	10:00	14,00	597,87	583,87
02.10.2025	9:00	871,00	276,59	594,41
06.11.2025	10:00	729,00	162,68	566,32
25.12.2025	7:00	715,00	128,51	586,49
20.01.2026	10:00	38,00	663,86	625,86
11.02.2026	11:00	0,00	643,76	643,76



Şekil 4.4. Global yatay ışınım (GHI), (W/m²) için gerçek ve tahmin edilen değerler.

Çizelge 4.4. Global yatay ışınım (GHI), (W/m²) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri

Tarih	Saat	Gerçek	Tahmin	Hata
03.07.2025	11:00	265,00	611,78	346,78
07.08.2025	8:00	44,00	454,23	410,23
18.09.2025	9:00	232,00	536,12	304,12
05.10.2025	8:00	104,00	384,04	280,04
06.11.2025	10:00	456,00	270,77	185,23
01.12.2025	11:00	230,00	117,36	112,64
10.01.2026	9:00	347,00	204,49	142,51
20.02.2026	10:00	523,00	263,28	259,72



Şekil 4.5. 10 m yükseklikte rüzgâr hızı (m/s) için gerçek ve tahmin edilen değerler.

Çizelge 4.5. 10 m yükseklikte rüzgâr hızı (m/s) parametresi için aylara göre maksimum hata değerleri

Tarih	Saat	Gerçek	Tahmin	Hata
10.07.2025	13:00	1,00	6,56	5,56

Çizelge 4.5'in devamı

Tarih	Saat	Gerçek	Tahmin	Hata
26.08.2025	12:00	2,40	7,28	4,88
16.09.2025	12:00	2,10	8,21	6,11
18.10.2025	23:00	0,20	6,99	6,79
02.11.2025	11:00	0,70	5,54	4,84
07.12.2025	11:00	8,50	3,45	5,05
10.01.2026	23:00	2,80	8,77	5,97
21.02.2026	16:00	7,40	1,73	5,67

Çizelge 4.6. Hava sıcaklığı ve GHI parametreleri için seçilen zaman noktalarına ait karşılaştırmalı sonuçlar

Tarih	Saat	Hava sıcaklığı (T, °C)			GHI (W/m²)		
		Gerçek	Tahmin	Hata	Gerçek	Tahmin	Hata
01.07.2025	6:00	21,00	21,75	0,75	568,00	446,95	121,05
01.07.2025	12:00	26,00	25,42	0,58	839,00	730,06	108,94
01.07.2025	18:00	19,00	19,69	0,69	1,00	0,00	1,00
07.07.2025	6:00	27,00	26,41	0,59	546,00	547,60	1,60
07.07.2025	12:00	33,00	30,13	2,87	812,00	786,11	25,89
07.07.2025	18:00	27,00	23,36	3,64	0,00	0,25	0,25
28.07.2025	6:00	28,00	24,06	3,94	506,00	478,13	27,87
28.07.2025	12:00	35,00	27,99	7,01	767,00	729,65	37,35
28.07.2025	18:00	30,00	22,47	7,53	0,00	0,14	0,14
04.08.2025	6:00	26,00	29,86	3,86	284,00	384,40	100,40
04.08.2025	12:00	31,00	37,75	6,75	773,00	628,24	144,76
04.08.2025	18:00	25,00	29,66	4,66	0,00	0,00	0,00
25.08.2025	6:00	22,00	25,46	3,46	421,00	419,53	1,47
25.08.2025	12:00	25,00	34,06	9,06	754,00	706,75	47,25
25.08.2025	18:00	18,00	25,13	7,13	0,00	0,00	0,00
01.09.2025	6:00	26,00	20,41	5,59	414,00	409,04	4,96
01.09.2025	12:00	35,00	27,27	7,73	667,00	617,98	49,02
01.09.2025	18:00	28,00	20,56	7,44	0,00	0,00	0,00
29.09.2025	6:00	13,00	9,88	3,12	69,00	117,56	48,56

Çizelge 4.6'nın devamı

Tarih	Saat	Hava sıcaklığı (T, °C)	GHI (W/m²)	Tarih	Saat	Hava sıcaklığı (T, °C)	GHI (W/m²)
		Gerçek	Tahmin			Gerçek	Tahmin
29.09.2025	12:00	14,00	8,37	5,63	79,00	149,14	70,14
29.09.2025	18:00	13,00	8,17	4,83	0,00	0,45	0,45
06.10.2025	6:00	13,00	7,03	5,97	301,00	242,48	58,52
06.10.2025	12:00	22,00	13,27	8,73	506,00	428,01	77,99
06.10.2025	18:00	16,00	5,61	10,39	0,00	0,41	0,41
27.10.2025	6:00	11,00	16,35	5,35	143,00	141,71	1,29
27.10.2025	12:00	17,00	21,07	4,07	245,00	160,04	84,96
27.10.2025	18:00	18,00	15,90	2,10	0,00	0,99	0,99
03.11.2025	6:00	8,00	10,94	2,94	188,00	164,87	23,13
03.11.2025	12:00	16,00	19,66	3,66	361,00	360,21	0,79
03.11.2025	18:00	10,00	11,35	1,35	0,00	1,74	1,74
24.11.2025	6:00	11,00	10,30	0,70	61,00	71,86	10,86
24.11.2025	12:00	18,00	17,56	0,44	175,00	172,05	2,95
24.11.2025	18:00	12,00	10,50	1,50	0,00	0,75	0,75
01.12.2025	6:00	9,00	10,46	1,46	12,00	57,91	45,91
01.12.2025	12:00	12,00	16,77	4,77	136,00	146,35	10,35
01.12.2025	18:00	10,00	10,80	0,80	0,00	0,89	0,89
29.12.2025	6:00	0,00	9,95	9,95	23,00	39,14	16,14
29.12.2025	12:00	2,00	13,06	11,06	99,00	114,54	15,54
29.12.2025	18:00	-1,00	9,29	10,29	0,00	0,00	0,00
05.01.2026	6:00	11,00	9,94	1,06	8,00	28,53	20,53
05.01.2026	12:00	13,00	12,26	0,74	81,00	139,68	58,68
05.01.2026	18:00	7,00	8,77	1,77	0,00	0,00	0,00
26.01.2026	6:00	-3,00	9,09	12,09	40,00	54,30	14,30
26.01.2026	12:00	-1,00	13,32	14,32	281,00	263,02	17,98
26.01.2026	18:00	-3,00	8,48	11,48	0,00	1,29	1,29
02.02.2026	6:00	-2,00	7,81	9,81	16,00	33,12	17,12
02.02.2026	12:00	2,00	9,09	7,09	69,00	111,37	42,37

Çizelge 4.6'nın devamı

Tarih	Saat	Hava sıcaklığı (T, °C)	GHI (W/m²)	Tarih	Saat	Hava sıcaklığı (T, °C)	GHI (W/m²)
		Gerçek	Tahmin			Gerçek	Tahmin
02.02.2026	18:00	2,00	7,67	5,67	0,00	0,00	0,00
23.02.2026	6:00	6,00	9,87	3,87	12,00	73,88	61,88
23.02.2026	12:00	7,00	13,49	6,49	108,00	122,27	14,27
23.02.2026	18:00	6,00	10,74	4,74	0,00	0,00	0,00

Çizelge 4.7. DHI ve DNI parametreleri için seçilen zaman noktalarına ait karşılaştırmalı sonuçlar

Tarih	Saat	DHI (W/m²)			DNI (W/m²)		
		Gerçek	Tahmin	Hata	Gerçek	Tahmin	Hata
01.07.2025	6:00	109,00	170,71	61,71	749,00	544,10	204,90
01.07.2025	12:00	111,00	286,38	175,38	870,00	393,75	476,25
01.07.2025	18:00	1,00	1,22	0,22	1,00	2,87	1,87
28.07.2025	6:00	121,00	116,23	4,77	678,00	246,15	431,85
28.07.2025	12:00	177,00	164,56	12,44	727,00	456,09	270,91
28.07.2025	18:00	0,00	1,84	1,84	0,00	0,00	0,00
04.08.2025	6:00	278,00	221,37	56,63	12,00	353,47	341,47
04.08.2025	12:00	120,00	254,11	134,11	821,00	537,24	283,76
04.08.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,21	6,21
25.08.2025	6:00	138,00	106,77	31,23	567,00	610,47	43,47
25.08.2025	12:00	83,00	254,25	171,25	917,00	793,46	123,54
25.08.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,80	0,80
01.09.2025	6:00	101,00	97,80	3,20	661,00	494,17	166,83
01.09.2025	12:00	130,00	148,48	18,48	763,00	558,34	204,66
01.09.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,35	3,35
29.09.2025	6:00	69,00	88,94	19,94	0,00	536,35	536,35
29.09.2025	12:00	79,00	152,54	73,54	0,00	135,98	135,98
29.09.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Çizelge 4.7'nin devamı

Tarih	Saat	DHI (W/m²)	DNI (W/m²)	Hata	Gerçek	Tahmin	Hata
		Gerçek	Tahmin				
06.10.2025	6:00	69,00	143,95	74,95	673,00	472,66	200,34
06.10.2025	12:00	83,00	188,11	105,11	809,00	616,36	192,64
06.10.2025	18:00	0,00	0,25	0,25	0,00	0,00	0,00
27.10.2025	6:00	117,00	78,00	39,00	119,00	263,00	144,00
27.10.2025	12:00	199,00	102,20	96,80	110,00	136,47	26,47
27.10.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
03.11.2025	6:00	45,00	37,63	7,37	643,00	266,05	376,95
03.11.2025	12:00	57,00	87,74	30,74	806,00	569,62	236,38
03.11.2025	18:00	0,00	0,73	0,73	0,00	0,00	0,00
24.11.2025	6:00	61,00	38,04	22,96	0,00	92,65	92,65
24.11.2025	12:00	157,00	95,81	61,19	55,00	196,62	141,62
24.11.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,21	1,21
01.12.2025	6:00	12,00	28,32	16,32	0,00	84,74	84,74
01.12.2025	12:00	136,00	88,17	47,83	1,00	195,94	194,94
01.12.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
29.12.2025	6:00	23,00	29,97	6,97	0,00	32,17	32,17
29.12.2025	12:00	99,00	104,66	5,66	0,00	236,19	236,19
29.12.2025	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
05.01.2026	6:00	8,00	28,46	20,46	0,00	109,26	109,26
05.01.2026	12:00	81,00	114,62	33,62	0,00	493,42	493,42
05.01.2026	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
26.01.2026	6:00	31,00	55,79	24,79	62,00	50,20	11,80
26.01.2026	12:00	147,00	145,21	1,79	383,00	353,37	29,63
26.01.2026	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
02.02.2026	6:00	16,00	46,01	30,01	0,00	28,35	28,35
02.02.2026	12:00	69,00	146,20	77,20	0,00	29,96	29,96
02.02.2026	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,72	0,72
23.02.2026	6:00	12,00	51,93	39,93	0,00	298,72	298,72

Çizelge 4.7'nin devamı

Tarih	Saat	DHI (W/m²)	DNI (W/m²)	Hata	Gerçek	Tahmin	Hata
		Gerçek	Tahmin				
23.02.2026	12:00	108,00	165,98	57,98	0,00	186,22	186,22
23.02.2026	18:00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Çizelge 4.8. 10 m yükseklikte rüzgâr hızı parametresi için seçilen zaman noktalarına ait karşılaştırmalı sonuçlar

Tarih	Saat	10 m rüzgâr hızı (m/s)		
		Gerçek	Tahmin	Hata
01.07.2025	6:00	3,30	6,63	3,33
01.07.2025	12:00	5,00	8,00	3,00
01.07.2025	18:00	2,40	2,12	0,28
28.07.2025	6:00	5,40	4,51	0,89
28.07.2025	12:00	5,90	6,76	0,86
28.07.2025	18:00	5,60	5,65	0,05
04.08.2025	6:00	2,30	1,55	0,75
04.08.2025	12:00	2,80	1,41	1,39
04.08.2025	18:00	2,40	1,80	0,60
25.08.2025	6:00	4,10	1,45	2,65
25.08.2025	12:00	3,60	1,40	2,20
25.08.2025	18:00	3,70	1,90	1,80
01.09.2025	6:00	1,10	1,87	0,77
01.09.2025	12:00	1,30	3,23	1,93
01.09.2025	18:00	3,70	3,34	0,36
29.09.2025	6:00	3,70	4,18	0,48
29.09.2025	12:00	4,50	4,42	0,08
29.09.2025	18:00	5,90	2,55	3,35
06.10.2025	6:00	2,10	1,89	0,21
06.10.2025	12:00	2,50	1,54	0,96
06.10.2025	18:00	3,70	2,02	1,68
27.10.2025	6:00	3,30	2,77	0,53

Çizelge 4.8'in devamı

Tarih	Saat	10 m rüzgâr hızı (m/s)	Tahmin	Hata
		Gerçek		
27.10.2025	12:00	5,10	4,17	0,93
27.10.2025	18:00	6,30	3,46	2,84
03.11.2025	6:00	4,30	3,64	0,66
03.11.2025	12:00	4,30	4,46	0,16
03.11.2025	18:00	3,40	2,75	0,65
24.11.2025	6:00	1,50	2,62	1,12
24.11.2025	12:00	3,60	4,08	0,48
24.11.2025	18:00	2,30	3,62	1,32
01.12.2025	6:00	2,70	4,15	1,45
01.12.2025	12:00	2,10	6,94	4,84
01.12.2025	18:00	1,80	5,46	3,66
29.12.2025	6:00	3,10	2,09	1,01
29.12.2025	12:00	4,00	2,22	1,78
29.12.2025	18:00	4,40	3,24	1,16
05.01.2026	6:00	7,00	7,67	0,67
05.01.2026	12:00	2,20	6,80	4,60
05.01.2026	18:00	3,80	6,33	2,53
26.01.2026	6:00	3,60	1,68	1,92
26.01.2026	12:00	4,90	1,03	3,87
26.01.2026	18:00	6,20	2,26	3,94
02.02.2026	6:00	5,10	5,72	0,62
02.02.2026	12:00	3,80	6,40	2,60
02.02.2026	18:00	2,10	6,63	4,53
23.02.2026	6:00	3,30	4,21	0,91
23.02.2026	12:00	4,90	5,71	0,81
23.02.2026	18:00	2,90	5,23	2,33

Modelin genel performansı Çizelge 4.9'da özetlenmiştir. En yüksek doğruluk, belirleme katsayısının (R^2) 0,97 olduğu GHI parametresi için elde edilmiştir. Bu sonuç,

modelin zaman serisi yapısını yüksek doğrulukla yeniden üretebildiğini göstermektedir. DHI ve DNI için elde edilen R^2 değerleri sırasıyla 0,79 ve 0,72 olup, bu parametreler için de modelin kabul edilebilir düzeyde performans sergilediği anlaşılmaktadır. Hava sıcaklığı tahmini orta düzeyde bir doğruluğa sahiptir (R^2 = 0,61). Buna karşılık rüzgâr hızı için R^2 değerinin 0,08 olması, bu parametrenin yüksek değişkenliği ve stokastik yapısı nedeniyle model tarafından sınırlı ölçüde tahmin edilebildiğini göstermektedir.

Genel olarak elde edilen bulgular, MLP modelinin belirgin periyodik ve görece düzgün değişim gösteren parametreleri başarılı bir şekilde modelleyebildiğini, buna karşın yüksek derecede rastlantısal süreçlerde doğruluğun azaldığını ortaya koymaktadır. Bununla birlikte elde edilen tahmin serileri, iklim parametrelerinin temel değişim eğilimlerini korumakta olup, çalışmanın bir sonraki aşamasında hibrit enerji sisteminin modellenmesi ve optimizasyonunda kullanılmaya uygundur.

Çizelge 4.9. MLP tabanlı model için iklim parametrelerinin tahmin performans göstergeleri (RMSE, MAE ve R^2)

Parametre	RMSE	MAE	R^2
Hava sıcaklığı (T, °C)	6,82	5,41	0,61
DHI (W/m²)	35,57	17,30	0,79
DNI (W/m²)	152,11	85,64	0,72
GHI (W/m²)	41,02	18,82	0,97
10 m rüzgâr hızı (m/s)	1,76	1,31	0,08

4.2. CDI-GA-PSO Algoritması ile Elde Edilen Optimizasyon Sonuçları

Bu bölümde, önerilen CDI-GA-PSO algoritması kullanılarak elde edilen otonom hibrit enerji sistemi optimizasyon sonuçları sunulmaktadır. Optimizasyon işlemi, MLP modeli yardımıyla elde edilen tahmini iklim parametreleri ve incelenen otel kompleksinin işletme yük profili dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir.

Girdi iklim verileri olarak, 1 Temmuz 2025 – 28 Şubat 2026 dönemi için elde edilen güneş radyasyonu (GHI), ortam sıcaklığı ve 10 m yükseklikteki rüzgâr hızı tahmin değerleri kullanılmıştır. Modelleme işlemleri saatlik zaman adımı ile gerçekleştirilmiştir.

Nesnenin işletme rejimini temsil etmek amacıyla değişken günlük yük profili kullanılmıştır. Gündüz periyodunda (08:00–18:00) yük 395 kW, akşam periyodunda (18:00–22:00) 150 kW ve gece periyodunda (22:00–08:00) 20 kW olarak kabul edilmiştir. Bu yük profili; otel kompleksinin ortak kullanım alanları, havalandırma sistemleri, restoran altyapısı ve kritik mühendislik sistemlerinin çalışma koşullarını temsil etmektedir.

CDI-GA-PSO algoritmasının çalıştırılması sonucunda; fotovoltaik santral, rüzgâr türbini, batarya enerji depolama sistemi ve dizel jeneratörden oluşan optimum hibrit enerji sistemi konfigürasyonu elde edilmiştir.

Tablo 4.10'de CDI-GA-PSO algoritması sonucunda elde edilen optimum hibrit enerji sisteminin temel parametreleri sunulmaktadır. Tablo; fotovoltaik sistem kurulu gücü, rüzgâr türbini kapasitesi, batarya kapasitesi, dizel jeneratör gücü ve toplam kurulu sistem gücü değerlerini içermektedir.

Çizelge 4.10. Optimum hibrit enerji sistemi parametreleri

Parametre	Değer	Birim
PV kapasitesi	1400,00	kW
Rüzgâr türbini kapasitesi	50,00	kW
Batarya kapasitesi	2076,85	kWh
Dizel jeneratör kapasitesi	341,27	kW
Toplam kurulu üretim gücü	1791,27	kW
Pik yük	395,00	kW
Rezervli gerekli güç	500,00	kW
Toplam istasyon güç üst sınırı	2600,00	kW

Tablo 4.11'de optimize edilen sistemin temel ekonomik göstergeleri sunulmaktadır. Bu kapsamda yatırım maliyeti, işletme ve bakım giderleri, yakıt maliyeti, yaşam döngüsü maliyeti (LCC) ve birim enerji maliyeti (COE) değerleri verilmiştir.

Elde edilen sonuçlar, önerilen sistem konfigürasyonunun uzun dönemli işletme koşulları altındaki ekonomik performansının değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.

Çizelge 4.11. Optimize edilen sistemin ekonomik göstergeleri

Ekonomik gösterge	Değer	Birim
CAPEX	1594235,47	USD
Yıllık OPEX	31884,71	USD/yıl
Yıllık yakıt maliyeti	135614,81	USD/yıl
Yaşam döngüsü maliyeti (LCC)	3238770,45	USD
Birim enerji maliyeti (COE)	0,14	USD/kWh

Tablo 4.12'te modelleme dönemi boyunca elde edilen temel enerji göstergeleri sunulmaktadır. Tablo kapsamında toplam yük enerjisi, fotovoltaik sistem üretimi, rüzgâr türbini üretimi, dizel jeneratör üretimi, batarya sistemi göstergeleri, kesilen fazla enerji ve karşılanamayan enerji değerleri yer almaktadır.

Çizelge 4.12. Sistemin yıllık enerji göstergeleri

Parametre	Değer	Birim
Toplam yük enerjisi	1154250,00	kWh
PV enerji üretimi	973417,63	kWh
Rüzgar enerji üretimi	4186,34	kWh
Dizel enerji üretimi	418564,23	kWh
Batarya deşarj enerjisi	175466,20	kWh
Kesilen fazla enerji	233551,79	kWh
Karşılanamayan enerji	22573,26	kWh
Yenilenebilir enerji payı	70,02	%
Dizel enerji payı	29,98	%

Elde edilen çözümün uygunluğunu değerlendirmek amacıyla optimizasyon probleminde kullanılan temel kısıtların kontrolü gerçekleştirilmiştir. Tablo 4.13'te optimizasyon sürecinde kullanılan kısıtlar ve ilgili parametrelerin elde edilen değerleri sunulmaktadır.

Sonuçlar; LPSP sınırı, maksimum dizel enerji payı ve batarya durumuna ilişkin tüm temel kısıtların sağlandığını göstermektedir.

Çizelge 4.13. Optimizasyon kısıtlarının sağlanma durumu

Kısıt	Sınır	Elde edilen değer	Durum
LPSP	≤ 0.02	0,01956	Sağlandı
Dizel enerji payı	≤ 30%	29,98	Sağlandı
Minimum SoC	≥ 20%	20,00	Sağlandı
Maksimum SoC	≤ 90%	90,00	Sağlandı
Geçerli çözüm sayısı	> 0	2719,00	Sağlandı

Optimize edilen sistemin farklı işletme koşulları altındaki davranışını incelemek amacıyla karakteristik günleri seçilmiştir. Bu kapsamda aşağıdaki iki karakteristik gün belirlenmiştir:

- minimum dizel jeneratör kullanımının gerçekleştiği gün,
- maksimum dizel jeneratör kullanımının gerçekleştiği gün.

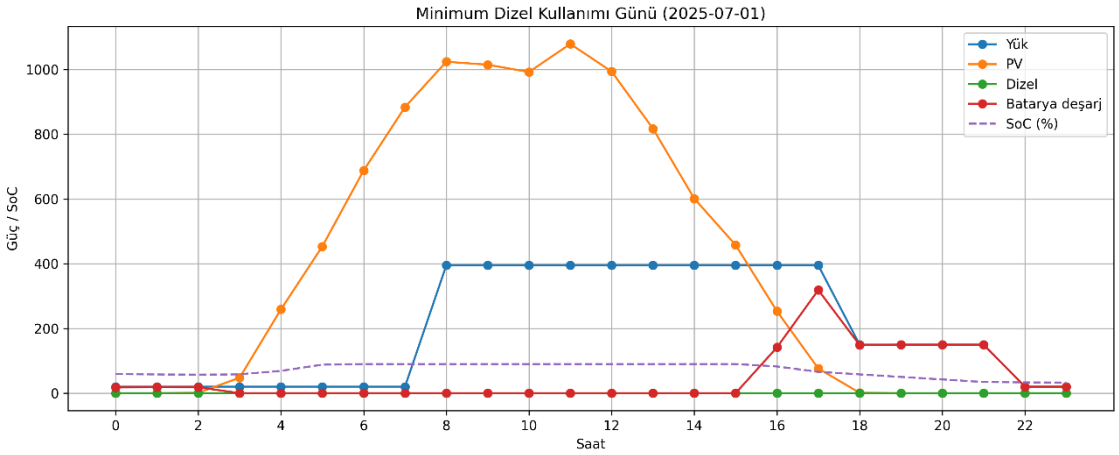
Belirlenen karakteristik günler sistemin farklı güneş enerjisi üretim seviyeleri ve yük koşulları altındaki çalışma karakteristiğinin analiz edilmesine olanak sağlamaktadır.

Tablo 4.14'te karakteristik günler için elde edilen temel enerji göstergeleri, üretim değerleri, batarya durumu, karşılanamayan enerji miktarı ve yenilenebilir enerji oranı sunulmaktadır.

Çizelge 4.14. Karakteristik günlere dair enerji göstergeleri

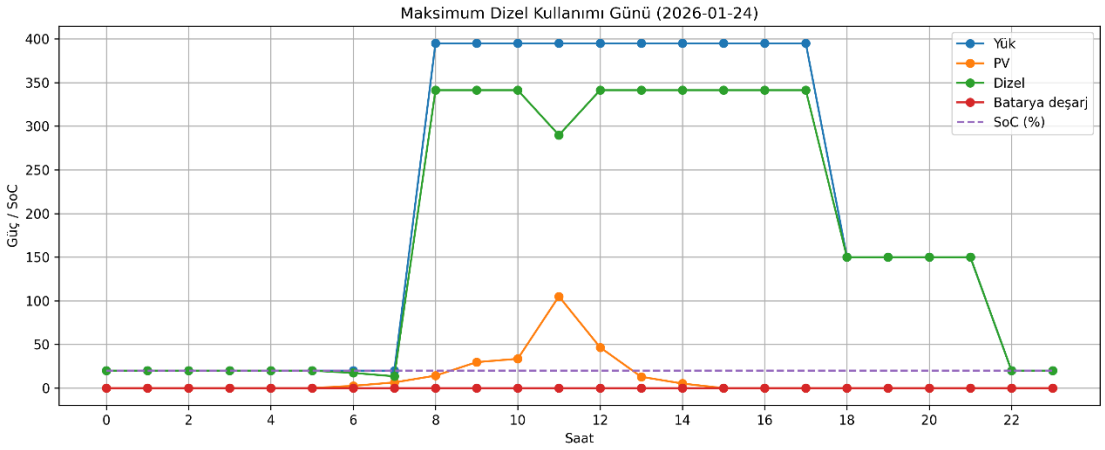
Tarih	**01.07.2025**	**24.01.2026**
Günlük yük enerjisi (kWh)	4750,00	4750,00
PV enerji üretimi (kWh)	9646,01	256,60
Rüzgâr enerji üretimi (kWh)	7,20	0,47
Dizel enerji üretimi (kWh)	0,00	4152,19
Batarya deşarj enerjisi (kWh)	1154,16	0,00
Batarya şarj enerjisi (kWh)	682,97	0,00
Kesilen fazla enerji (kWh)	5315,02	0,00
Karşılanamayan enerji (kWh)	0,00	340,74
Minimum SoC (%)	32,00	20,00
Maksimum SoC (%)	90,00	20,00
Ortalama SoC (%)	70,00	20,00
Toplam enerji üretimi (kWh)	9653,21	4409,26
Yenilenebilir enerji oranı (%)	100,00	5,83
Dizel enerji oranı (%)	0,00	94,17
Yük karşılama oranı (%)	100,00	92,83
Gün tipi	Yüksek yenilenebilir penetrasyonla gün	Kritik işletme günü

Şekil 4.6'de dizel jeneratör kullanımının minimum olduğu güne ait sistem çalışma rejimi sunulmaktadır. Sonuçlar, yüksek güneş enerjisi üretimi koşullarında yükün büyük kısmının fotovoltaik sistem ve batarya tarafından karşılandığını, dizel jeneratör kullanımının ise ihmal edilebilir seviyede kaldığını göstermektedir. Ayrıca gündüz saatlerinde önemli miktarda fazla enerji oluştuğu gözlemlenmektedir.



Şekil 4.6. Minimum dizel jeneratör kullanımına ait sistem çalışma rejimi

Şekil 4.7'de dizel jeneratör kullanımının maksimum olduğu güne ait sistem çalışma rejimi sunulmaktadır. İncelenen günde güneş enerjisi üretiminin oldukça düşük olması nedeniyle yükün büyük kısmı dizel jeneratör tarafından karşılanmıştır. Bu durumda batarya enerji depolama sistemi minimum izin verilen şarj seviyesi civarında çalışmakta olup, sistemin enerji ihtiyacının karşılanmasında depolama kapasitesinin etkin şekilde kullanıldığını göstermektedir.



Şekil 4.7. Minimum dizel jeneratör kullanımına ait sistem çalışma rejimi

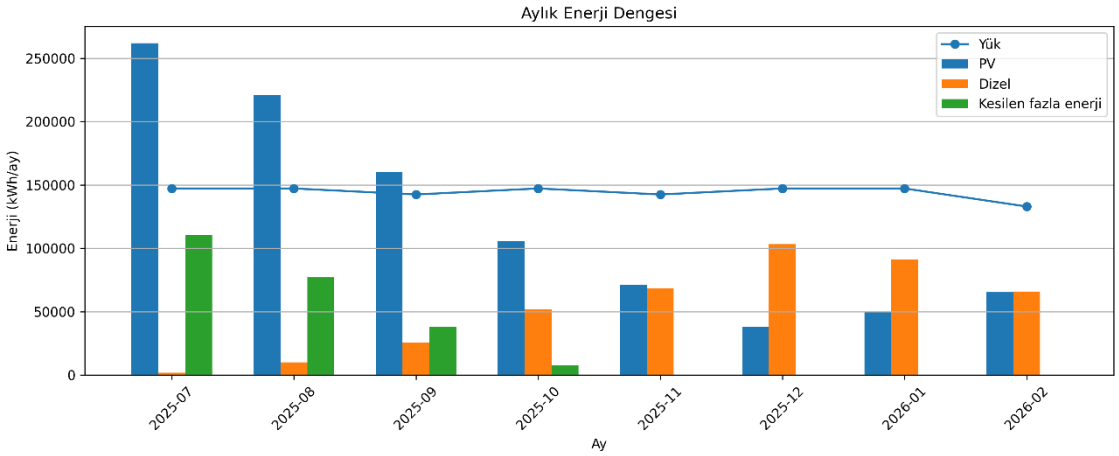
Sistemin mevsimsel enerji akışlarının analiz edilmesi amacıyla aylık enerji dengesi değerlendirilmiştir. Tablo 4.15'te aylık yük enerjisi, fotovoltaik sistem üretimi, rüzgâr türbini üretimi, dizel jeneratör üretimi, kesilen fazla enerji ve karşılanamayan enerji değerleri sunulmaktadır.

Çizelge 4.15. Sistemin aylık enerji dengesi

Ay	Aylık yük enerjisi (kWh)	PV enerji üretimi (kWh)	Rüzgâr enerji üretimi (kWh)	Dizel enerji üretimi (kWh)	Kesilen fazla enerji (kWh)	Karşılanamayan enerji (kWh)
2025-07	147250,00	262073,78	90,83	1761,81	110499,21	0,00
2025-08	147250,00	220916,56	346,18	10117,36	77147,18	144,19
2025-09	142500,00	160246,88	754,78	25631,09	38061,16	524,07
2025-10	147250,00	105591,30	143,71	51661,91	7697,95	2440,90
2025-11	142500,00	71473,31	148,17	68698,97	0,00	4675,49
2025-12	147250,00	37964,63	300,34	103373,61	0,00	6203,25
2026-01	147250,00	49809,39	1530,40	91373,55	0,00	5405,11
2026-02	133000,00	65341,77	871,92	65945,94	146,28	3180,26
2025-07	147250,00	262073,78	90,83	1761,81	110499,21	0,00

Şekil 4.8'de sistemin aylık enerji dengesi sunulmaktadır. Sonuçlar, fotovoltaik sistem üretiminin belirgin bir mevsimsel değişim gösterdiğini ortaya koymaktadır. Yaz aylarında yüksek seviyede güneş enerjisi üretimi ve önemli miktarda fazla enerji oluşurken, sonbahar ve kış döneminde fotovoltaik üretimin azalmasına bağlı olarak dizel jeneratör kullanım oranı artmaktadır.

.



Şekil 4.8. Sistemin aylık enerji dengesi

Sistemin farklı işletme dönemlerindeki davranışını daha ayrıntılı incelemek amacıyla her ayın başını, ortasını ve sonunu temsil eden karakteristik günler ayrıca değerlendirilmiştir. Günlük enerji akışları ve sistem performans göstergelerinin daha okunabilir şekilde sunulabilmesi amacıyla sonuçlar iki ayrı tablo hâlinde verilmiştir.

Tablo 4.16'da seçilen günlere ait enerji üretim değerleri ile batarya şarj/deşarj göstergeleri sunulmaktadır. Tablo 4.2.8'de ise kesilen fazla enerji, karşılanamayan enerji, batarya durum göstergeleri ve yenilenebilir/dizel enerji oranlarına ilişkin sistem performans parametreleri yer almaktadır.

Elde edilen sonuçlar, sistemin çalışma karakteristiğinin iklim koşullarına ve mevsimsel güneş enerjisi değişimine bağlı olarak nasıl değiştiğinin ayrıntılı şekilde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.

Çizelge 4.16. Karakteristik günlere ait günlük enerji üretim göstergeleri

Tarih	Günlük yük enerjisi (kWh)	PV enerji üretimi (kWh)	Rüzgâr enerji üretimi (kWh)	Dizel enerji üretimi (kWh)	Batarya deşarj enerjisi (kWh)	Batarya şarj enerjisi (kWh)	Toplam enerji üretimi (kWh)
2025-07-01	4750,00	9646,01	7,20	0,00	1154,16	682,97	9653,21
2025-07-10	4750,00	9284,14	0,27	0,00	1207,21	1299,33	9284,42
2025-07-20	4750,00	6444,50	0,00	81,83	1197,05	1453,79	6526,33
2025-07-30	4750,00	8075,70	2,82	17,85	1338,15	1453,79	8096,36
2025-08-01	4750,00	4265,34	0,03	686,06	1110,01	1206,53	4951,44
2025-08-10	4750,00	8592,67	0,66	52,47	1297,44	1453,79	8645,81
2025-08-20	4750,00	6137,01	3,43	1055,13	1337,49	1453,79	7195,57
2025-08-30	4750,00	7116,27	3,72	262,00	1337,49	1453,79	7381,99
2025-09-01	4750,00	7061,33	0,18	284,97	1337,49	1453,79	7346,48
2025-09-10	4750,00	4672,01	3,60	922,46	1337,49	1453,79	5598,07
2025-09-20	4750,00	4010,65	6,91	958,11	1243,59	1351,72	4975,68
2025-09-30	4750,00	1141,53	65,94	3457,66	133,90	145,55	4665,14
2025-10-01	4750,00	5488,17	0,74	609,32	1337,49	1453,79	6098,23
2025-10-10	4750,00	2267,93	20,99	2419,69	553,27	601,38	4708,61
2025-10-20	4750,00	4115,67	4,63	865,58	1299,80	1412,82	4985,88
2025-10-30	4750,00	3696,09	1,81	1213,56	1185,77	1288,88	4911,46
2025-11-01	4750,00	3918,42	2,79	1059,53	1271,51	1382,08	4980,75
2025-11-10	4750,00	2487,48	0,00	2148,40	335,16	364,30	4635,89
2025-11-20	4750,00	2481,93	0,00	2152,66	377,67	410,51	4634,59
2025-11-30	4750,00	2389,71	0,61	2226,82	372,46	404,84	4617,14
2025-12-01	4750,00	962,17	0,00	3587,59	25,00	27,18	4549,76
2025-12-10	4750,00	664,11	0,00	3885,76	38,83	42,21	4549,86

Çizelge 4.16'nın devamı

Tarih	Günlük yük enerjisi (kWh)	PV enerji üretimi (kWh)	Rüzgâr enerji üretimi (kWh)	Dizel enerji üretimi (kWh)	Batarya deşarj enerjisi (kWh)	Batarya şarj enerjisi (kWh)	Toplam enerji üretimi (kWh)
2025-12-20	4750,00	1087,72	0,00	3474,20	69,18	75,20	4561,92
2025-12-30	4750,00	778,15	12,29	3741,12	54,11	58,81	4531,57
2026-01-01	4750,00	1657,19	0,00	2930,11	129,01	140,23	4587,31
2026-01-10	4750,00	1874,98	57,52	2680,64	111,20	120,87	4613,14
2026-01-20	4750,00	1933,39	0,25	2667,07	238,97	259,75	4600,72
2026-01-30	4750,00	1231,53	0,94	3367,20	52,76	57,35	4599,67
2026-02-01	4750,00	1068,14	0,74	3528,81	19,65	21,35	4597,69
2026-02-10	4750,00	4389,08	0,11	749,82	1337,49	1453,79	5139,00
2026-02-20	4750,00	3181,24	30,16	1561,68	719,26	781,80	4773,08
2026-02-28	4750,00	3116,19	78,35	1535,16	466,87	507,47	4729,70

Çizelge 4.17. Karakteristik günlere ait günlük sistem performans göstergeleri

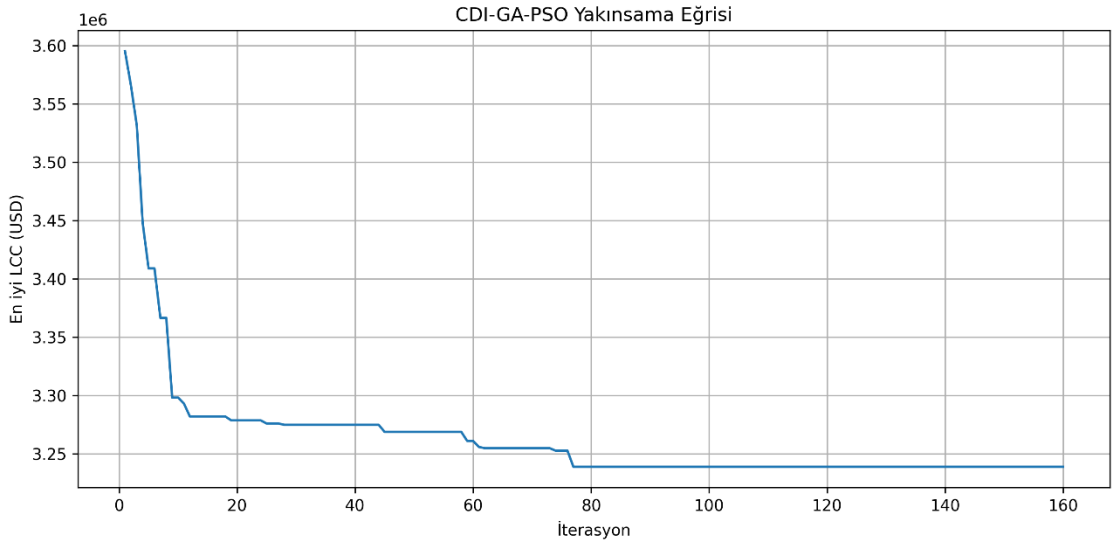
Tarih	Kesilen fazla enerji (kWh)	Karşılanamayan enerji (kWh)	Minimum SoC (%)	Maksimum SoC (%)	Yenilenebilir enerji oranı (%)	Dizel enerji oranı (%)	Yük karşılama oranı (%)
2025-07-01	5315,02	0,00	32	90	100,00	0,00	100,00
2025-07-10	4329,31	0,00	27	90	100,00	0,00	100,00
2025-07-20	1393,17	0,00	20	90	98,75	1,25	100,00
2025-07-30	3104,30	0,00	20	90	99,78	0,22	100,00
2025-08-01	0,00	0,00	20	70	86,14	13,86	100,00
2025-08-10	3613,03	0,00	20	90	99,39	0,61	100,00
2025-08-20	2224,80	21,94	20	90	85,34	14,66	99,54
2025-08-30	2389,27	0,00	20	90	96,45	3,55	100,00
2025-09-01	2353,76	0,00	20	90	96,12	3,88	100,00
2025-09-10	605,35	0,00	20	90	83,52	16,48	100,00
2025-09-20	0,00	0,00	20	85	80,74	19,26	100,00
2025-09-30	0,00	109,16	20	27	25,88	74,12	97,70

Çizelge 4.17'nin devamı

Tarih	Kesilen fazla enerji (kWh)	Karşılanamayan enerji (kWh)	Minimum SoC (%)	Maksimum SoC (%)	Yenilenebilir enerji oranı (%)	Dizel enerji oranı (%)	Yük karşılama oranı (%)
2025-10-01	1105,51	0,00	20	90	90,01	9,99	100,00
2025-10-10	0,00	141,79	20	49	48,61	51,39	97,01
2025-10-20	0,00	0,00	20	88	82,64	17,36	100,00
2025-10-30	0,00	53,73	20	82	75,29	24,71	98,87
2025-11-01	0,00	0,00	20	87	78,73	21,27	100,00
2025-11-10	0,00	174,94	20	30	53,66	46,34	96,32
2025-11-20	0,00	183,95	20	34	53,55	46,45	96,13
2025-11-30	0,00	200,45	20	38	51,77	48,23	95,78
2025-12-01	0,00	204,78	20	21	21,15	78,85	95,69
2025-12-10	0,00	207,18	0,20	22	14,60	85,40	95,64
2025-12-20	0,00	200,63	0,20	24	23,84	76,16	95,78
2025-12-30	0,00	228,25	0,20	23	17,44	82,56	95,19
2026-01-01	0,00	186,10	0,20	27	36,13	63,87	96,08
2026-01-10	0,00	157,04	0,20	23	41,89	58,11	96,69
2026-01-20	0,00	192,65	0,20	33	42,03	57,97	95,94
2026-01-30	0,00	159,91	0,20	23	26,79	73,21	96,63
2026-02-01	0,00	155,88	0,20	21	23,25	76,75	96,72
2026-02-10	146,28	0,00	0,20	90	85,41	14,59	100,00
2026-02-20	0,00	107,45	0,20	48	67,28	32,72	97,74
2026-02-28	0,00	105,03	0,20	40	67,54	32,46	97,79

Şekil 4.9’da CDI-GA-PSO algoritmasının yakınsama eğrisi sunulmaktadır. Grafik, optimizasyon süreci boyunca amaç fonksiyonunun değişimini göstermektedir. İlk iterasyonlarda yaşam döngüsü maliyetinde (LCC) hızlı bir azalma gözlemlenirken, sonraki iterasyonlarda çözüm kademeli olarak kararlı hâle gelmiştir. Yaklaşık 80. iterasyondan sonra amaç fonksiyonunda önemli bir değişim gözlenmemesi, algoritmanın yakınsadığını ve kararlı bir optimum çözüme ulaştığını göstermektedir.

Elde edilen sonuçlar, önerilen CDI-GA-PSO yaklaşımının hibrit enerji sistemi optimizasyon problemlerinde kararlı ve etkin bir performans sergilediğini doğrulamaktadır.



Şekil 4.9. CDI-GA-PSO algoritmasının yakınsama eğrisi

4.3. Optimum Hibrit Enerji Sisteminin Performans Değerlendirmesi

Bu bölümde, CDI-GA-PSO algoritması kullanılarak elde edilen optimum hibrit enerji sisteminin performansı kapsamlı bir şekilde değerlendirilmiştir. Analiz, 1 Temmuz 2025 – 28 Şubat 2026 dönemine ait teknik, enerji, ekonomik ve işletme göstergeleri temelinde gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda yalnızca sayısal sonuçların sunulmasıyla sınırlı kalınmamış, aynı zamanda elde edilen değerlerin mühendislik bakış açısıyla yorumlanmasına; sistem kararlılığına, yenilenebilir enerji üretiminin mevsimsel değişkenliğine ve sistem bileşenlerinin enerji dengesi içerisindeki rollerine özel önem verilmiştir.

Optimum sistem konfigürasyonu; 1400 kW gücünde fotovoltaik sistem, 50 kW gücünde rüzgâr türbini, 2076,85 kWh kapasiteli batarya enerji depolama sistemi ve 341,27 kW gücünde dizel jeneratörden oluşmaktadır. Maksimum 395 kW yük talebine karşılık toplam kurulu üretim gücü 1791,27 kW olarak belirlenmiştir. İlk bakışta kurulu gücün pik yük değerinin oldukça üzerinde olması sistem parametrelerinin aşırı boyutlandırıldığı izlenimini verebilir. Ancak yüksek yenilenebilir enerji penetrasyonuna sahip otonom hibrit enerji sistemleri açısından bu durum teknik olarak gerekçelidir. Fotovoltaik ve rüzgâr sistemlerinin anlık üretim kapasitesi, kurulu güç değerleriyle doğrudan örtüşmemekte olup; güneş radyasyonu (GHI), ortam sıcaklığı, gün içi zaman dilimi ve mevsimsel değişkenlik gibi faktörlere bağlıdır. Benzer şekilde rüzgâr üretimi de rüzgâr hızının zamansal değişimi ve türbinin çalışma karakteristiğine bağlıdır. Bu nedenle yenilenebilir enerji kaynaklarının kurulu gücü, düşük üretim dönemlerinde dahi sistemin kabul edilebilir güvenilirlik seviyesinde çalışabilmesini sağlamak amacıyla pik yük değerinin üzerinde seçilmektedir.

Elde edilen sistem konfigürasyonu, optimizasyon probleminde tanımlanan tüm temel kısıtları sağlamaktadır. LPSP değeri 0,01956 olarak elde edilmiş olup, belirlenen 0,02 sınır değerinin altında kalmıştır. Bu durum sistemin gerekli güvenilirlik seviyesini sağladığını göstermektedir. Dizel jeneratörün toplam enerji üretimindeki payı %29,98

olup, belirlenen %30 üst sınırının altında tutulmuştur. Ayrıca batarya enerji depolama sisteminin şarj durumu modelleme süresi boyunca %20 ile %90 arasında korunmuştur. Bu sonuçlar, elde edilen çözümün teknik açıdan geçerli ve optimizasyon koşullarına uygun olduğunu göstermektedir.

Enerji yapısının analizi, sistem içerisindeki temel enerji kaynağının fotovoltaik üretim olduğunu göstermektedir. İncelenen dönem boyunca PV sistemi tarafından toplam 973 417,63 kWh enerji üretilmiştir. Bu değer, tüm enerji kaynakları içerisindeki en yüksek katkıyı temsil etmektedir. Bu durum, güneş enerjisinin incelenen sistem için hem teknik hem de ekonomik açıdan en uygun yenilenebilir kaynak olduğunu göstermektedir. Ayrıca PV kapasitesinin üst sınır değerine yakın seçilmiş olması, optimizasyon algoritmasının yaşam döngüsü maliyetini minimize etmek ve dizel jeneratör kullanımını sınırlamak amacıyla güneş enerjisini öncelikli kaynak olarak değerlendirdiğini göstermektedir.

Rüzgâr türbini üretimi ise oldukça düşük seviyede kalmış ve toplam 4186,34 kWh olarak hesaplanmıştır. Bu durum, incelenen bölgenin sınırlı rüzgâr potansiyeline sahip olmasıyla ilişkilidir. Tahmin edilen rüzgâr hızlarının önemli bir kısmının türbinin verimli çalışma aralığının altında kalması nedeniyle rüzgâr üretiminin düşük seviyede gerçekleştiği görülmektedir. Bununla birlikte rüzgâr türbininin sistemde yer alması bir optimizasyon hatası olarak değerlendirilmemelidir. Türbin kapasitesinin alt sınırı, sistemin PV–Wind–Battery–Diesel hibrit yapısının korunması ve yatırımcı beklentileri doğrultusunda rüzgâr enerjisinin sistem içerisinde temsil edilmesi amacıyla tanımlanmıştır. Bu bağlamda rüzgâr türbini, ana üretim kaynağı olmaktan ziyade sistemin hibrit karakterini koruyan ve belirli dönemlerde ek katkı sağlayan yardımcı bir bileşen olarak değerlendirilmektedir.

Elde edilen sonuçlar, incelenen iklim koşullarında rüzgâr enerjisinin sistem performansı üzerindeki belirleyici etkisinin sınırlı olduğunu göstermektedir. Bu durum, optimizasyon algoritmasının sistem bileşenlerini yerel iklim koşullarına uyarlayabildiğini ortaya koymaktadır. Sonuç olarak sistem yapısı, fotovoltaik üretim ve batarya depolama üzerine yoğunlaşmakta, rüzgâr enerjisi ise ikincil düzeyde katkı sağlamaktadır.

Dizel jeneratör tarafından üretilen toplam enerji miktarı 418564,23 kWh olarak hesaplanmıştır. Dizel üretimin toplam enerji dengesi içerisindeki payı %29,98 olup, bu değer belirlenen üst sınıra oldukça yakındır. Bu durum, dizel jeneratörün yalnızca yedek değil, aynı zamanda destekleyici bir rol üstlendiğini göstermektedir. Dizel jeneratör, özellikle düşük güneş radyasyonu, yetersiz rüzgâr üretimi ve batarya enerji depolama sisteminin minimum şarj seviyesine ulaştığı kritik durumlarda devreye girmektedir. Bu çalışma prensibi, enerji yönetim stratejisinde önceliğin yenilenebilir enerji kaynaklarına, ardından batarya sistemine ve son aşamada dizel jeneratöre verilmesi yaklaşımı ile uyumludur.

Dizel enerji payının üst sınıra yakın olması, sistemin maliyet ve güvenilirlik arasında optimize edilmiş bir denge noktasında çalıştığını göstermektedir. Dizel kullanımının daha da azaltılması, PV kapasitesinin ve batarya sisteminin artırılmasını gerektirecek ve bu durum yatırım maliyetlerinde önemli artışlara neden olacaktır. Bu nedenle elde edilen sonuç, teknik ve ekonomik açıdan dengeli bir çözümü temsil etmektedir.

Yenilenebilir enerji oranı %70,02 olarak elde edilmiştir. Bu değer, sistemin enerji talebinin büyük kısmının yenilenebilir kaynaklar aracılığıyla karşılandığını göstermektedir. Aynı zamanda sistem, dizel jeneratörü tamamen devre dışı bırakmadan, güvenilirliği koruyacak şekilde hibrit bir yapı sergilemektedir.

Batarya enerji depolama sistemi, sistemin enerji dengesinin sağlanmasında kritik bir rol oynamaktadır. İncelenen dönem boyunca batarya deşarj enerjisi 175466,20 kWh olarak hesaplanmıştır. Batarya sistemi, gündüz saatlerinde üretilen fazla enerjiyi depolayarak akşam ve gece saatlerinde yükün karşılanmasına katkı sağlamaktadır. Bu özellik, güneş enerjisinin kesintili yapısı göz önüne alındığında sistem sürekliliği açısından büyük önem taşımaktadır.

Bataryanın SoC değerinin %20–%90 aralığında tutulması, sistemin güvenli ve sürdürülebilir şekilde çalışmasını sağlamaktadır. Yaz aylarında batarya genellikle üst sınırına kadar şarj olurken, kış aylarında minimum seviyeye yakın çalışmaktadır. Bu durum, batarya sisteminin aktif olarak kullanıldığını ve sistemin vazgeçilmez bir bileşeni olduğunu göstermektedir.

İncelenen sistemde dikkat çeken bir diğer önemli sonuç, oluşan fazla enerji miktarıdır. Toplam 233551,79 kWh enerji sistem tarafından kesilmiştir. Bu fazla enerji özellikle yaz aylarında yoğunlaşmaktadır. Temmuz ayında 110499,21 kWh, ağustos ayında ise 77147,18 kWh fazla enerji oluşmuştur. Bu durum, yüksek güneş üretiminin mevcut yük talebini ve batarya kapasitesini aşmasından kaynaklanmaktadır.

Fazla enerji oluşumu, otonom hibrit enerji sistemleri için tipik bir durumdur ve bir modelleme hatası olarak değerlendirilmemelidir. Sistem boyutlandırması yalnızca yaz koşullarına göre değil, düşük üretimin gerçekleştiği kış dönemleri dikkate alınarak yapılmaktadır. Bu nedenle yaz aylarında oluşan fazla enerji, sistemin kış aylarındaki güvenilirliğini sağlayan bir tasarım sonucudur.

Mühendislik bakış açısıyla değerlendirildiğinde, bu fazla enerji potansiyel olarak farklı amaçlarla kullanılabilir. Örneğin sıcak su üretimi, elektrikli araç şarjı veya ek yüklerin beslenmesi gibi uygulamalar ile sistem verimliliği artırılabilir. Bu durum, sistemin gelecekte genişletilebilirliğine de işaret etmektedir.

Mevsimsel analiz sonuçları, sistem performansının güneş radyasyonuna güçlü şekilde bağlı olduğunu göstermektedir. Temmuz ayında PV üretimi 262073,78 kWh seviyesine ulaşırken dizel üretimi yalnızca 1761,81 kWh olarak gerçekleşmiştir. Bu durum yaz döneminde yükün büyük ölçüde yenilenebilir enerji kaynakları ile karşılandığını göstermektedir. Sonbahar ve kış aylarında ise PV üretiminin azalmasıyla birlikte dizel jeneratörün rolü belirgin şekilde artmaktadır.

Aralık ve ocak ayları sistemin en kritik çalışma koşullarını temsil etmektedir. Bu aylarda PV üretimi önemli ölçüde azalırken dizel jeneratör üretimi artmaktadır. Bu sonuçlar, sistem tasarımında kış koşullarının belirleyici rol oynadığını açıkça göstermektedir.

Karakteristik gün analizleri de bu durumu doğrulamaktadır. Dizel jeneratör kullanımının minimum olduğu 1 Temmuz 2025 tarihinde sistem tamamen yenilenebilir

enerji ile çalışmış ve dizel jeneratör devreye girmemiştir. Buna karşılık 24 Ocak 2026 tarihinde sistem büyük ölçüde dizel jeneratöre bağımlı hâle gelmiştir. Bu durum, sistem performansının çevresel koşullara bağlı olarak önemli ölçüde değiştiğini göstermektedir.

Ekonomik analiz sonuçları, elde edilen sistem konfigürasyonunun uygulanabilirliğini desteklemektedir. Toplam yatırım maliyeti 1594235,47 USD, yıllık işletme maliyeti 31884,71 USD ve yıllık yakıt maliyeti 135614,81 USD olarak hesaplanmıştır. Sistem için hesaplanan yaşam döngüsü maliyeti 3238770,45 USD, birim enerji maliyeti ise 0,14 USD/kWh olarak elde edilmiştir. Bu değerler, yüksek yenilenebilir enerji oranına sahip otonom hibrit sistemler için kabul edilebilir seviyededir.

Ekonomik açıdan değerlendirildiğinde, elde edilen sonuç maliyet ile performans arasında bir dengeyi temsil etmektedir. PV kapasitesinin ve batarya sisteminin artırılması, dizel kullanımını azaltabilir; ancak bu durum yatırım maliyetlerini önemli ölçüde artıracaktır. Buna karşılık daha düşük yatırım maliyeti, daha yüksek dizel kullanımı ve daha düşük sistem güvenilirliği ile sonuçlanacaktır. Bu nedenle elde edilen çözüm, çok kriterli bir optimizasyon probleminin dengeli bir sonucudur.

Algoritma açısından değerlendirildiğinde, CDI-GA-PSO yaklaşımının karmaşık ve çok kısıtlı optimizasyon problemlerinde etkin şekilde çalıştığı görülmektedir. Elde edilen geçerli çözüm sayısı 2719 olup, bu durum çözüm uzayında kararlı bir uygulanabilir bölgenin bulunduğunu göstermektedir. Bu, elde edilen sonucun rastgele değil, sistematik bir optimizasyon sürecinin sonucu olduğunu ortaya koymaktadır.

Yakınsama eğrisi incelendiğinde, amaç fonksiyonundaki en büyük iyileşmenin ilk iterasyonlarda gerçekleştiği, sonraki iterasyonlarda ise çözümün kademeli olarak kararlı hâle geldiği görülmektedir. Bu durum, algoritmanın hem global arama hem de lokal iyileştirme yeteneklerini etkin şekilde kullanabildiğini göstermektedir. Genetik algoritma bileşeni çözüm uzayının geniş bir bölümünü tararken, PSO bileşeni en iyi çözümler etrafında hızlı yakınsama sağlamaktadır. CDI mekanizması ise uygun olmayan çözümleri erken aşamada eleyerek hesaplama verimliliğini artırmaktadır.

Sonuç olarak, optimize edilen hibrit enerji sistemi; güvenilirlik, maliyet ve yenilenebilir enerji kullanımı açısından dengeli bir performans sergilemektedir. Fotovoltaik sistem ana enerji kaynağını oluşturmakta, batarya sistemi enerji sürekliliğini sağlamaktadır. Dizel jeneratör kritik durumlarda devreye girerek sistemin güvenilirliğini artırmakta, rüzgâr türbini ise hibrit sistem yapısının korunmasına katkı sağlamaktadır. Elde edilen sonuçlar, önerilen yaklaşımın orta ölçekli otonom hibrit enerji sistemlerinin tasarımı ve analizi için uygulanabilir ve etkin olduğunu göstermektedir.

4.4. Gerçek Orta Ölçekli Hibrit Enerji Sistemi Üzerinde Doğrulama Sonuçları

Önerilen optimizasyon yönteminin uygulanabilirliğini ve doğruluğunu doğrulamak amacıyla bu bölümde elde edilen sonuçlar, gerçek bir nesne — orta ölçekli bir otel kompleksi — temel alınarak analiz edilmiştir.

İncelenen nesne, toplam 12207 m² alana sahip olup bodrum kat dahil altı kattan oluşmaktadır. Binada toplam 247 oda bulunmakta ve yaklaşık 70 personel hizmet

vermektedir. Yapının yüksekliği 22,5 m'dir. Kompleks; konaklama alanları, ortak kullanım alanları, mühendislik ve teknik hacimler ile hizmet altyapısından oluşmaktadır.

İncelenen otel kompleksinin genel görünümü Şekil 4.10'da sunulmaktadır.



Şekil 4.10. İncelenen otel kompleksinin genel görünümü.

İncelenen hibrit enerji sisteminin, toplam kurulu gücü yaklaşık 3,2 MW olan genel enerji altyapısının bir parçası olarak değerlendirildiği özellikle dikkate alınmalıdır. Bu nedenle sistemin tamamen otonom çalışması öngörülmemekte olup, esas olarak baz yükün ve kısmen değişken yükün karşılanmasına yönelik olarak tasarlanmıştır.

Proje verilerine göre, hibrit enerji sistemi tarafından karşılanan maksimum elektrik yükü 395 kW olarak belirlenmiştir. Bu durum, optimize edilen sistemin gerçek işletme koşullarına uygun olarak nesnenin toplam yükünün yalnızca belirli bir kısmını karşılayacak şekilde tasarlandığını göstermektedir.

Proje kapsamında kurulan hibrit enerji sisteminin bileşimi aşağıdaki gibidir:

- 1400 kW kurulu güce sahip fotovoltaik sistem,
- 50 kW gücünde rüzgâr türbini,
- 2100 kWh kapasiteli batarya enerji depolama sistemi,
- 350 kW gücünde dizel jeneratör.

İncelenen nesnenin önemli özelliklerinden biri projenin aşamalı olarak gerçekleştirilmesidir. Hibrit enerji sisteminin kurulumu 1 Temmuz 2025 tarihinde tamamlanmış, ancak otel kompleksinin inşası bu tarihte henüz tamamlanmamıştır. Bu

süreçte sistem, şantiye faaliyetlerinin enerji ihtiyacını karşılamak üzere kısmi yük koşullarında işletilmiştir.

Otel kompleksinin inşasının tamamlanmasıyla birlikte sistemin ana tüketicilerin enerji ihtiyacını karşılayacak şekilde normal işletme rejimine geçmesi öngörülmektedir.

Doğrulama çalışmaları kapsamında, modelleme sonuçları ile sistemin gerçek işletme verileri karşılaştırılmıştır. Analiz için seçilen günlere ait fotovoltaik üretim, rüzgâr üretimi ve dizel jeneratör üretimine ilişkin ölçüm verileri kullanılmıştır.

Seçilen karakteristik günler için model ve gerçek sistem çıktılarının karşılaştırılması Çizelge 4.18'de sunulmaktadır.

Çizelge 4.18. Model ve gerçek sistem için karakteristik günlerde enerji üretiminin karşılaştırılması

Tarih	Model			Gerçek		
	PV enerji üretimi (kWh)	Rüzgâr enerji üretimi (kWh)	Dizel enerji üretimi (kWh)	PV enerji üretimi (kWh)	Rüzgâr enerji üretimi (kWh)	Dizel enerji üretimi (kWh)
2025-07-01	9646,01	7,20	0,00	10454,72	4,56	0,00
2025-07-10	9284,14	0,27	0,00	9052,35	0,12	120,00
2025-07-20	6444,50	0,00	81,83	6909,45	0,00	0,00
2025-07-30	8075,70	2,82	17,85	7501,41	1,46	120,78
2025-08-01	4265,34	0,03	686,06	3955,37	0,03	980,74
2025-08-10	8592,67	0,66	52,47	8900,42	0,57	0,00
2025-08-20	6137,01	3,43	1055,13	5702,25	2,35	1250,75
2025-08-30	7116,27	3,72	262,00	7608,57	0,91	85,17
2025-09-01	7061,33	0,18	284,97	7350,43	0,14	0,00
2025-09-10	4672,01	3,60	922,46	4308,89	2,03	1285,05
2025-09-20	4010,65	6,91	958,11	3750,58	3,32	1220,17
2025-09-30	1141,53	65,94	3457,66	952,22	31,61	3650,87
2025-10-01	5488,17	0,74	609,32	5758,52	0,64	178,74
2025-10-10	2267,93	20,99	2419,69	1959,72	18,16	2740,85
2025-10-20	4115,67	4,63	865,58	4552,87	3,88	420,98
2025-10-30	3696,09	1,81	1213,56	3554,58	1,43	1370,75
2025-11-01	3918,42	2,79	1059,53	3408,12	2,53	1580,37
2025-11-10	2487,48	0,00	2148,40	2712,85	0,00	1950,87

Çizelge 4.18'in devamı

Tarih	Model	Gerçek	Dizel enerji üretimi (kWh)	PV enerji üretimi (kWh)	Rüzgâr enerji üretimi (kWh)	Dizel enerji üretimi (kWh)
	PV enerji üretimi (kWh)	Rüzgâr enerji üretimi (kWh)				
2025-11-20	2481,93	0,00	2152,66	2055,88	0,00	2600,25
2025-11-30	2389,71	0,61	2226,82	2559,47	0,45	2100,74
2025-12-01	962,17	0,00	3587,59	821,36	0,08	3720,28
2025-12-10	664,11	0,00	3885,76	764,88	0,01	3773,25
2025-12-20	1087,72	0,00	3474,20	980,02	0,00	3581,85
2025-12-30	778,15	12,29	3741,12	691,98	8,94	3920,08
2026-01-01	1657,19	0,00	2930,11	1452,65	0,00	3150,75
2026-01-10	1874,98	57,52	2680,64	2053,85	34,38	2504,85
2026-01-20	1933,39	0,25	2667,07	1559,25	0,19	3103,85
2026-01-30	1231,53	0,94	3367,20	1332,23	0,48	3260,74
2026-02-01	1068,14	0,74	3528,81	1181,11	0,62	3401,05
2026-02-10	4389,08	0,11	749,82	4055,87	0,08	1050,74
2026-02-20	3181,24	30,16	1561,68	3454,85	23,05	1252,80
2026-02-28	3116,19	78,35	1535,16	2852,94	54,50	1850,78

Elde edilen sonuçların analizi, fotovoltaik enerji üretiminin bazı günlerde model sonuçlarından daha yüksek, bazı günlerde ise daha düşük gerçekleştiğini göstermektedir. Bu durum, güneş radyasyonu ve hava sıcaklığı tahminlerindeki hatalarla ilişkilidir. Yaz döneminde model ve gerçek veriler arasındaki uyum daha yüksekken, sonbahar ve kış aylarında meteorolojik koşulların değişkenliği nedeniyle sapmalar artmaktadır.

Dizel jeneratör üretimi, sistemdeki enerji açığını dengeleyen bir bileşen olarak davranmakta ve yenilenebilir enerji üretimindeki dalgalanmalara bağlı olarak değişmektedir. Yenilenebilir kaynaklardan elde edilen enerjinin azalması durumunda dizel üretimin arttığı gözlemlenmiştir.

Rüzgâr enerjisi üretimi ise tüm incelenen dönem boyunca düşük seviyelerde kalmış olup, bu durum hem sınırlı kurulu güç hem de bölgenin rüzgâr potansiyeli ile açıklanmaktadır. Bu nedenle rüzgâr türbininin toplam enerji dengesi üzerindeki etkisi sınırlıdır.

Model ve gerçek değerler arasındaki farkların nicel olarak değerlendirilmesi amacıyla, enerji üretimindeki mutlak hatalar ile meteorolojik tahmin hatalarının birlikte sunulduğu veriler Çizelge 4.19'da verilmiştir.

Çizelge 4.19. Enerji üretim hataları ile meteorolojik tahmin hatalarının karşılaştırılması

Tarih	Mutlak enerji üretim hatası (kWh)			Günlük toplam meteorolojik tahmin hatası		
	PV enerji üretimi	Rüzgâr enerji üretimi	Dizel enerji üretimi	Hava sıcaklığı (T, °C)	GHI (W/m²)	10 m rüzgâr hızı (m/s)
2025-07-01	808,71	2,64	0,00	16,02	1114,67	36,78
2025-07-10	231,79	0,15	120,00	190,88	249,96	55,80
2025-07-20	464,95	0,00	81,83	30,93	1618,92	44,89
2025-07-30	574,29	1,36	102,93	232,60	631,55	48,27
2025-08-01	309,97	0,00	294,68	165,11	1207,48	12,47
2025-08-10	307,75	0,09	52,47	20,43	272,74	14,14
2025-08-20	434,76	1,08	195,62	38,40	950,41	31,43
2025-08-30	492,30	2,81	176,83	171,34	329,41	75,61
2025-09-01	289,10	0,04	284,97	155,10	238,25	22,35
2025-09-10	363,12	1,57	362,59	44,25	728,39	43,51
2025-09-20	260,07	3,59	262,06	79,28	626,87	52,04
2025-09-30	189,31	34,33	193,21	202,71	639,49	13,46
2025-10-01	270,35	0,10	430,58	295,92	594,94	16,15
2025-10-10	308,21	2,83	321,16	216,59	247,95	21,11
2025-10-20	437,20	0,75	444,60	170,64	359,04	9,17
2025-10-30	141,51	0,38	157,19	20,02	551,55	17,61
2025-11-01	510,30	0,26	520,84	158,15	347,29	16,11
2025-11-10	225,37	0,00	197,53	100,38	244,05	26,98
2025-11-20	426,05	0,00	447,59	211,37	358,97	73,05
2025-11-30	169,76	0,16	126,08	56,84	252,78	49,82
2025-12-01	140,81	0,08	132,69	44,23	238,67	27,25
2025-12-10	100,77	0,01	112,51	75,51	397,47	16,98
2025-12-20	107,70	0,00	107,65	179,69	435,61	40,21
2025-12-30	86,17	3,35	178,96	197,60	673,98	22,68
2026-01-01	204,54	0,00	220,64	292,50	144,21	49,30
2026-01-10	178,87	23,14	175,79	75,07	130,40	16,46
2026-01-20	374,14	0,06	436,78	470,71	486,68	29,04
2026-01-30	100,70	0,46	106,46	60,54	655,35	23,59

Çizelge 4.19'un devamı

Tarih	Mutlak enerji üretim hatası (kWh)	Günlük toplam meteorolojik tahmin hatası	Dizel enerji üretimi	Hava sıcaklığı (T, °C)	GHI (W/m²)	10 m rüzgâr hızı (m/s)
	PV enerji üretimi	Rüzgâr enerji üretimi				
2026-02-01	112,97	0,12	127,76	201,52	483,07	30,42
2026-02-10	333,21	0,03	300,92	175,33	1114,67	36,78
2026-02-20	273,61	7,11	308,88	50,30	249,96	55,80
2026-02-28	263,25	23,85	315,62	16,02	1618,92	44,89

Elde edilen bulgular, meteorolojik tahmin hataları ile enerji üretimindeki sapmalar arasında belirgin bir ilişki olduğunu göstermektedir. Özellikle güneş radyasyonu (GHI) tahmin hatasının yüksek olduğu günlerde, fotovoltaik üretimdeki sapmaların da arttığı gözlemlenmiştir.

Fotovoltaik üretimdeki bu sapmaların, sistemin dengeleme bileşeni olan dizel jeneratörün çalışma rejimini doğrudan etkilediği belirlenmiştir. Yenilenebilir üretimin düşük olduğu durumlarda dizel jeneratörün devreye girerek üretimi artırdığı ve bu durumun enerji üretimindeki farklara yansıdığı görülmektedir.

Model ve gerçek sistem çıktıları arasında belirli farklılıklar bulunmasına rağmen, genel eğilimlerin büyük ölçüde örtüştüğü tespit edilmiştir. Bu durum, geliştirilen modelin gerçek sistem davranışını yeterli doğrulukla temsil ettiğini göstermektedir.

Sonuç olarak, gerçekleştirilen doğrulama çalışması, önerilen optimizasyon yaklaşımının ve kullanılan tahmin tabanlı modelin gerçek işletme koşullarında uygulanabilir ve güvenilir olduğunu ortaya koymaktadır.

5. TARTIŞMA

5.1. Literatür kapsamında Sonuçların Değerlendirilmesi

Elde edilen bulgular, hibrit yenilenebilir enerji sistemlerinin optimizasyonuna yönelik literatürde sunulan çalışmalarla genel eğilimler açısından uyum göstermekle birlikte, bazı önemli noktalarda belirgin farklılıklar ortaya koymaktadır. Literatürde bu tür sistemlerin boyutlandırılması ve optimizasyonu için genetik algoritmalar (GA), parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ve hibrit meta-sezgisel yöntemlerin yaygın olarak kullanıldığı bilinmektedir (Ghorbani vd., 2018; Torres-Madroñero vd., 2020; Ansari vd., 2022). *Ancak bu çalışmaların büyük bir kısmında optimizasyon süreci statik veya tarihsel meteorolojik verilere dayandırılmakta olup, tahmin belirsizliği doğrudan modele dahil edilmemektedir* (Diaf vd., 2008; Bhandari vd., 2014).

Bu yaklaşım, özellikle değişken yenilenebilir kaynakların hâkim olduğu sistemlerde, güvenilirliği sağlamak amacıyla sistem bileşenlerinin aşırı boyutlandırılmasına yol açabilmektedir. Nitekim literatürde birçok çalışmada PV kapasitesinin, batarya depolama sistemlerinin ve dizel jeneratör gücünün artırılarak düşük LPSP değerlerinin sağlandığı görülmektedir (El Boujdaini vd., 2022; Mahmoud vd., 2022). Ancak bu durum, sistemin ekonomik performansını olumsuz etkileyerek yatırım maliyetlerini ve yaşam döngüsü maliyetini önemli ölçüde artırmaktadır.

Tez çalışmasında elde edilen sonuçlar, söz konusu denge probleminin farklı bir yaklaşım ile çözülebileceğini göstermektedir. Maksimum yük değeri 395 kW olan sistem için toplam kurulu gücün 1791,27 kW olarak belirlenmesiyle, yenilenebilir enerji payı %70,02 seviyesine ulaşırken, dizel jeneratör katkısı %29,98 ile sınırlandırılmıştır. Buna rağmen sistem güvenilirliği LPSP = 0,01956 değeri ile sağlanmıştır. *Bu sonuçlar, güvenilirlik ile ekonomik performans arasında daha dengeli bir çözüm elde edilebildiğini göstermektedir.*

Ekonomik açıdan değerlendirildiğinde, elde edilen COE = 0,14 USD/kWh değeri, literatürde benzer sistemler için rapor edilen 0,15–0,20 USD/kWh aralığındaki değerlerin altında olup (Khan vd., 2025; Agajie vd., 2023), önerilen yaklaşımın maliyet etkinliği açısından avantaj sağladığını ortaya koymaktadır. Bu farkın temel nedeni, sistem bileşenlerinin gereksiz yere aşırı boyutlandırılmasının önlenmesi ve üretim–tüketim dengesinin daha gerçekçi şekilde modellenmesidir.

Bu çalışmanın literatürdeki çalışmalardan temel farkı, meteorolojik parametrelerin MLP tabanlı olarak önceden tahmin edilmesi ve bu tahminlerin optimizasyon sürecine doğrudan entegre edilmesidir. Literatürde güneş radyasyonu ile PV üretimi arasındaki güçlü ilişki açıkça ortaya konulmuş olmakla birlikte (Dalapati vd., 2019), bu ilişkinin doğrudan optimizasyon algoritmasına entegre edilmesi sınırlı sayıda çalışmada ele alınmıştır. *Bu bağlamda önerilen yaklaşım, yalnızca optimizasyon performansını değil, aynı zamanda sistem modelinin gerçek işletme koşullarını temsil etme yeteneğini de artırmaktadır.*

Sonuç olarak, elde edilen bulgular, önerilen CDI-GA-PSO algoritmasının klasik deterministik yaklaşımlara kıyasla belirsizlikleri daha etkin şekilde dikkate alarak, daha dengeli, ekonomik ve gerçekçi çözümler üretebildiğini göstermektedir. Bu durum,

özellikle otonom hibrit enerji sistemlerinin tasarımında tahmine dayalı optimizasyon yaklaşımlarının önemini açıkça ortaya koymaktadır.

5.2. MLP Tabanlı İklim Tahminlerinin Optimizasyon Sonuçlarına Etkisi

Çalışmada, MLP modeli kullanılarak elde edilen tahmini iklim parametrelerinin hibrit enerji sisteminin optimizasyon sonuçları üzerindeki etkisi nicel ve yapısal açıdan analiz edilmektedir.

Geleneksel olarak kullanılan sabit veya tarihsel ortalama meteorolojik verilere dayalı yaklaşımlardan farklı olarak, önerilen yöntem güneş radyasyonu (GHI), hava sıcaklığı ve rüzgâr hızına ait tahmin değerlerini doğrudan optimizasyon sürecine dahil etmektedir. Bu yaklaşım, yenilenebilir enerji üretiminin değişken doğasının daha doğru temsil edilmesini sağlamakta ve giriş parametrelerindeki belirsizliklerin sistem performansı üzerindeki etkisinin dikkate alınmasına olanak tanımaktadır.

Tahmin edilen meteorolojik parametreler, optimizasyon probleminin temel girişlerini oluşturmaktadır. Bu nedenle, özellikle güneş radyasyonu ve sıcaklık tahminlerindeki sapmalar, fotovoltaik sistemin enerji üretiminde doğrudan değişimlere neden olmaktadır. Benzer şekilde, rüzgâr hızı tahminlerindeki farklılıklar, rüzgâr türbini üretimini etkileyerek toplam enerji dengesi üzerinde belirleyici rol oynamaktadır. Bu etkiler sonucunda, enerji üretimi farklı kaynaklar arasında yeniden dağıtılmakta ve özellikle dizel jeneratörün devreye girme sıklığı ve üretim miktarı değişmektedir.

Bölüm 4.4'te sunulan doğrulama sonuçları, belirli günlerde fotovoltaik enerji üretimindeki sapmaların 200–800 kWh, geçiş dönemlerinde ise 1000 kWh seviyesine kadar ulaşabildiğini göstermektedir. Rüzgâr enerjisi üretimindeki değişimler ise daha düşük mutlak değerlerde olmakla birlikte, özellikle düşük güneşlenme koşullarında sistem dengesine katkı sağlamaktadır. Bu değişimler, dizel jeneratör üretiminde karşılık gelen artış veya azalışlara yol açarak sistemin işletme rejimini doğrudan etkilemektedir.

Tahmin hatalarının analizi, güneş radyasyonu (GHI) için günlük toplam sapmaların 600–1600 W/m² seviyesine ulaştığını göstermektedir. Hava sıcaklığındaki sapmalar, fotovoltaik modüllerin verimliliğini dolaylı olarak etkileyerek üretim hesaplarında ek farklılıklara neden olmaktadır. Rüzgâr hızı tahmin hataları ise türbin üretiminde dalgalanmalara yol açmakta, ancak sistem genelinde daha sınırlı bir etki göstermektedir. Bu bulgular, meteorolojik giriş verilerindeki belirsizliğin sistem performansı üzerinde doğrudan ve ölçülebilir bir etkisi olduğunu ortaya koymaktadır.

Bu bağlamda, tahmin verilerinin optimizasyon sürecine dahil edilmesi, çözüm uzayının yalnızca ortalama iklim koşullarına göre değil, beklenen gerçek işletme senaryolarına göre şekillenmesini sağlamaktadır. Böylece sistem tasarımı daha gerçekçi hale gelmekte ve yenilenebilir kaynakların değişkenliği doğrudan modele yansıtılmaktadır.

Elde edilen sonuçlar, önerilen yaklaşımın temel avantajını açıkça göstermektedir: sistem güvenilirliği, kurulu gücün artırılması yoluyla değil, belirsizliklerin modele dahil edilmesi yoluyla sağlanmaktadır. Bu durum, klasik deterministik yaklaşımlarda sıklıkla gözlemlenen aşırı boyutlandırma problemini ortadan kaldırmaktadır.

Bu bulgular, gerçek sistem üzerinde gerçekleştirilen doğrulama sonuçlarıyla da desteklenmektedir (Bölüm 4.4). Tahmin hatalarına rağmen sistemin kararlı şekilde çalıştığı, enerji dengesinin sağlandığı ve belirlenen güvenilirlik kısıtlarının karşılandığı görülmektedir.

Sonuç olarak, MLP tabanlı iklim tahmininin optimizasyon sürecine entegrasyonu:

- dış koşullardaki belirsizliğin modele dahil edilmesini,
- fotovoltaik ve rüzgâr enerji üretiminin daha gerçekçi şekilde temsil edilmesini,
- enerji kaynakları arasında dinamik ve adaptif yük dağılımının sağlanmasını,
- sistem bileşenlerinin gereksiz aşırı boyutlandırılmasının önlenmesini,
- daha düşük kurulu güç ile gerekli güvenilirliğin sağlanmasını

mümkün kılmaktadır.

5.3. Önerilen CDI-GA-PSO Algoritmasının Performans Değerlendirmesi

Bölüm 4'te elde edilen bulgular, önerilen CDI-GA-PSO algoritmasının performansının kapsamlı şekilde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. Elde edilen sonuçlar, algoritmanın yalnızca optimal çözümler üretmekle kalmayıp, aynı zamanda tanımlanan tüm teknik, ekonomik ve işletme kısıtlarını sağlayan geçerli çözümler oluşturabildiğini göstermektedir.

Optimizasyon süreci sonucunda, sistem için 1400 kW fotovoltaik kapasite, 50 kW rüzgâr türbini, 2076,85 kWh batarya kapasitesi ve 341,27 kW dizel jeneratör gücü içeren bir konfigürasyon elde edilmiştir. Toplam kurulu güç 1791,27 kW olup, bu değer maksimum yük olan 395 kW ile karşılaştırıldığında sistemin güvenilirlik gereksinimlerini karşılayacak şekilde tasarlandığını göstermektedir. Elde edilen yapı, yaşam döngüsü maliyetinin minimize edilmesi ve dizel üretim payının sınırlandırılması hedefleri doğrultusunda dengeli bir çözüm sunmaktadır.

Algoritmanın performansının değerlendirilmesinde en kritik kriterlerden biri, tanımlanan kısıtların sağlanma düzeyidir. Elde edilen sonuçlara göre, LPSP değeri 0,01956 olup, belirlenen 0,02 sınırının altında kalmaktadır. Benzer şekilde, dizel üretim payı %29,98 olarak elde edilmiş ve %30 sınırı sağlanmıştır. Batarya sistemine ait SoC değeri %20–%90 aralığında kalmış, bu da depolama sisteminin işletme kısıtlarının ihlal edilmediğini göstermektedir. Bu bulgular, algoritmanın yalnızca optimal değil, aynı zamanda fiziki olarak uygulanabilir çömler ürettiğini açıkça ortaya koymaktadır.

Önemli bir diğer performans göstergesi, optimizasyon sürecinde elde edilen çözüm sayısıdır. Toplamda 2719 adet geçerli çözümün elde edilmesi, CDI mekanizmasının yalnızca geçersiz çömleri elemekle kalmayıp, çözüm uzayının etkin şekilde korunmasına da olanak tanıdığını göstermektedir. Bu durum, algoritmanın yüksek boyutlu ve çok kısıtlı problemlerde kararlı ve güvenilir şekilde çalışabildiğini ortaya koymaktadır.

Enerji dengesi açısından incelendiğinde, sistemin yenilenebilir enerji kaynaklarını yüksek düzeyde kullandığı görülmektedir. İncelenen dönem boyunca fotovoltaik sistem 973 417,63 kWh, rüzgâr türbini 4 186,34 kWh ve dizel jeneratör 418 564,23 kWh enerji üretmiştir. Bu değerlere karşılık yenilenebilir enerji payı %70,02 olarak elde edilirken, dizel üretim payı %29,98 ile sınırlandırılmıştır. Bu sonuç, algoritmanın yalnızca maliyet minimizasyonu değil, aynı zamanda yenilenebilir enerji kullanımının maksimize edilmesi yönünde de etkin olduğunu göstermektedir.

Sistem bileşenlerinin rol dağılımı, algoritmanın fiziksel gerçekliğe uygun çözümler ürettiğini doğrulamaktadır. Fotovoltaik sistemin yüksek kapasitede seçilmesi, güneş enerjisinin ekonomik avantajı ve bölgesel potansiyeli ile uyumludur. Buna karşılık, rüzgâr türbini kapasitesinin minimum sınır olan 50 kW seviyesinde kalması, incelenen bölgedeki sınırlı rüzgâr potansiyelinin optimizasyon tarafından doğru şekilde değerlendirildiğini göstermektedir. Dizel jeneratör kapasitesi ise yalnızca kritik durumlarda devreye girecek şekilde belirlenmiş olup, sistemin güvenilirliğini sağlarken yakıt tüketiminin kontrol altında tutulmasına olanak tanımaktadır.

Batarya sisteminin işletimi de algoritmanın etkinliğini desteklemektedir. 2076,85 kWh kapasiteli batarya sistemi, fazla yenilenebilir üretimin depolanmasını ve düşük üretim dönemlerinde kullanılmasını sağlamaktadır. İncelenen dönem boyunca batarya deşarj enerjisinin 175 466,20 kWh olarak hesaplanması, sistemde etkin bir enerji yönetimi gerçekleştirildiğini göstermektedir.

Ekonomik göstergeler de algoritmanın performansını doğrulamaktadır. Sistem için CAPEX = 1 594 235,47 USD, yıllık işletme maliyeti 31 884,71 USD/yıl ve yıllık yakıt maliyeti 135 614,81 USD/yıl olarak hesaplanmıştır. Sistem yaşam döngüsü maliyeti 3 238 770,45 USD ve birim enerji maliyeti 0,14 USD/kWh olarak elde edilmiştir. Bu değerler, algoritmanın maliyet, güvenilirlik ve sürdürülebilirlik arasında dengeli bir çözüm oluşturabildiğini göstermektedir.

Algoritmanın yakınsama davranışı da yüksek performansını desteklemektedir. Yakınsama eğrisi, hedef fonksiyonun ilk iterasyonlarda hızlı şekilde azaldığını, ardından çözümün kademeli olarak stabil hale geldiğini göstermektedir. Bu durum, CDI-GA-PSO yapısının bileşenlerinin etkin çalıştığını ortaya koymaktadır: genetik algoritma çözüm uzayında geniş arama sağlarken, PSO bileşeni optimum bölgeye hızlı yakınsama sağlamakta ve CDI mekanizması hem optimizasyon öncesinde hem de sonrasında geçersiz çömleri sistematik olarak elimine etmektedir.

Temsilî günlerin analizi, algoritmanın adaptif davranışını açıkça ortaya koymaktadır. Yüksek güneş üretiminin olduğu yaz günlerinde sistem yükü tamamen yenilenebilir kaynaklar tarafından karşılanmakta ve dizel jeneratör devreye girmemektedir. Örneğin, 1 Temmuz 2025 tarihinde PV üretimi 9646,01 kWh olup dizel üretimi sıfırdır. Buna karşılık, düşük üretim koşullarının hakim olduğu bir kış gününde (24 Ocak 2026), PV üretimi 256,60 kWh seviyesinde kalmış ve dizel jeneratör 4152,19 kWh üretim gerçekleştirmiştir. Bu durum, algoritmanın farklı işletme koşullarına uyum sağlayabilen bir sistem yapısı oluşturduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak, *önerilen CDI-GA-PSO algoritması otonom hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunda yüksek performans göstermektedir. Algoritma, tanımlanan tüm kısıtları başarıyla sağlamış, ekonomik açıdan dengeli bir çözüm üretmiş ve yüksek yenilenebilir enerji kullanım oranına ulaşmıştır. Elde edilen bulgular, algoritmanın değişken iklim koşulları ve yük profilleri altında güvenilir ve etkin bir optimizasyon aracı olduğunu doğrulamaktadır.*

5.4. HOMER Pro ile Elde Edilen Sonuçların Yorumlanması

Elde edilen optimizasyon sonuçları, geliştirilen CDI-GA-PSO yöntemi ile HOMER Pro yazılımı kullanılarak elde edilen çözümlerin doğrudan ve nicel olarak karşılaştırılmasına olanak sağlamaktadır. Her iki yaklaşım ile elde edilen sistem parametreleri ve temel ekonomik göstergeler Çizelge 5.1'de sunulmaktadır.

Çizelge 5.1. CDI-GA-PSO ve HOMER Pro yöntemleri ile elde edilen hibrit enerji sistemi optimizasyon sonuçlarının karşılaştırılması

Parametre	**CDI-GA-PSO (Geliştirilen Algoritma)**	**HOMER Pro**
PV kapasitesi, kW	1400,00	1520,00
Rüzgâr türbini kapasitesi, kW	50,00	50,00
Batarya kapasitesi, kWh	2076,85	2450,00
Dizel jeneratör kapasitesi, kW	341,27	370,00
Toplam kurulu üretim gücü, kW	1791,27	1940,00
CAPEX, USD	1594235,47	1775000,00
Yıllık OPEX, USD/yıl	31884,71	35500,00
Yıllık yakıt maliyeti, USD/yıl	135614,81	145000,00
Yaşam döngüsü maliyeti (LCC), USD	3238770,45	3550000,00
Birim enerji maliyeti (COE), USD/kWh	0,14	0,153

Sunulan sonuçların analizi, her iki yöntemin benzer yapısal çözümler ürettiğini, ancak sistem boyutlandırması ve ekonomik performans açısından belirgin farklılıklar ortaya koyduğunu göstermektedir.

Özellikle, HOMER Pro kullanılarak elde edilen çözümde, fotovoltaik sistem kapasitesinin %8,6, batarya kapasitesinin yaklaşık %18 ve dizel jeneratör gücünün %8,4 oranında daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu artışlar, toplam kurulu gücün de %8,3 oranında yükselmesine neden olmaktadır.

Bu durum, HOMER Pro'nun deterministik veri setlerine dayalı optimizasyon yaklaşımının doğrudan bir sonucudur. Sabit meteorolojik girdiler altında sistem, belirsizlikleri telafi edebilmek amacıyla daha yüksek kurulu güç ile tasarlanmaktadır. Başka bir ifadeyle, güvenilirlik gereksinimi doğrudan kapasite artırımı ile karşılanmaktadır.

Buna karşılık, CDI-GA-PSO algoritması tahmin tabanlı meteorolojik verileri kullanarak giriş parametrelerindeki belirsizliği doğrudan modele dahil etmektedir. Bu sayede sistem güvenilirliği, kurulu gücün artırılması yerine daha doğru üretim tahmini ve adaptif enerji yönetimi yoluyla sağlanmaktadır.

Kurulu güçteki artışın ekonomik göstergelere doğrudan yansıdığı görülmektedir. HOMER Pro çözümünde:

- CAPEX yaklaşık %11 daha yüksek,
- yıllık işletme maliyetleri %11–12 daha yüksek,
- yakıt maliyetleri yaklaşık %7 daha yüksek olarak elde edilmiştir.

Bu sonuçlar, sistemin daha muhafazakâr bir şekilde boyutlandırıldığını ve dizel jeneratör kullanımına daha fazla bağımlı hale geldiğini göstermektedir.

En belirgin farklar yaşam döngüsü maliyeti ve birim enerji maliyeti göstergelerinde ortaya çıkmaktadır. HOMER Pro çözümünde LCC değeri yaklaşık %9–10 daha yüksek, COE değeri ise %9,3 oranında artarak 0,153 USD/kWh seviyesine ulaşmaktadır. Bu fark, sistemin gereğinden fazla büyütülmesinin doğrudan ekonomik sonucu olarak değerlendirilmektedir.

Bu bağlamda, iki yaklaşım arasındaki temel fark metodolojiktir:

HOMER Pro deterministik bir optimizasyon yaklaşımı izleyerek güvenilirliği kapasite artırımı ile sağlarken, önerilen CDI-GA-PSO algoritması belirsizliği doğrudan modele dahil ederek daha dengeli çözümler üretmektedir.

Önerilen yöntemin önemli bir avantajı, elde edilen sonuçların gerçek sistem verileri ile doğrulanmış olmasıdır (bkz. Bölüm 4.4). Model sonuçları ile ölçüm verilerinin karşılaştırılması, sistemin güvenilirliğini sağlamak için ek kapasite artışına ihtiyaç duyulmadığını açıkça göstermektedir.

Sonuç olarak, geliştirilen CDI-GA-PSO algoritmasının:

- yaklaşık %11 daha düşük yatırım maliyeti,
- yaklaşık %10 daha düşük yaşam döngüsü maliyeti,
- yaklaşık %9 daha düşük birim enerji maliyeti

sağladığı belirlenmiştir.

Bu sonuçlar, *önerilen yaklaşımın yalnızca ekonomik açıdan değil, aynı zamanda sistem tasarımı açısından da daha verimli olduğunu göstermektedir. Özellikle, meteorolojik tahminlerin optimizasyon sürecine entegrasyonu sayesinde, sistem*

boyutlandırmasında aşırı büyümenin önüne geçilmiş ve daha gerçekçi, uygulanabilir ve sürdürülebilir çözümler elde edilmiştir.

5.5. Gerçek Sistem Doğrulamasının Bulgular Açısından Önemi

Optimizasyon sonuçlarının gerçek bir hibrit enerji sistemi verileri ile doğrulanması, önerilen CDI-GA-PSO yönteminin uygulanabilirliğinin ve elde edilen sonuçların güvenilirliğinin değerlendirilmesinde kritik bir aşamayı oluşturmaktadır. Model tabanlı çalışmaların ötesine geçilerek, optimizasyon sonuçlarının gerçek işletme verileri ile karşılaştırılması, giriş parametrelerindeki belirsizliğin sistem performansı üzerindeki etkisinin nicel olarak ortaya konulmasına olanak sağlamaktadır.

Bu çalışma kapsamında doğrulama, parametreleri optimize edilen sistem konfigürasyonuna yakın özelliklere sahip gerçek bir hibrit enerji sistemi üzerinde gerçekleştirilmiştir. Gerçek sistem; 1400 kW fotovoltaik kapasite, 50 kW rüzgâr türbini, yaklaşık 2100 kWh batarya kapasitesi ve 350 kW seviyesine kadar dizel jeneratör gücünden oluşmaktadır. Bu durum, model ve gerçek sistem koşullarının doğrudan karşılaştırılabilirliğini sağlamaktadır.

Model sonuçları ile gerçek verilerin karşılaştırılması, fotovoltaik enerji üretimindeki günlük sapmaların çoğu durumda 100–500 kWh, bazı dönemlerde ise 800–1000 kWh seviyesine ulaştığını göstermektedir. Bu sapmaların temel nedeni, güneş radyasyonu (GHI) ve sıcaklık tahminlerindeki hatalar ile atmosferik koşullardaki doğal değişkenliktir.

Rüzgâr enerjisi üretimi açısından sapmalar daha düşük seviyede olup, genellikle 1–30 kWh/gün aralığında kalmaktadır. Bu durum, hem rüzgâr türbininin kurulu gücünün düşük olması hem de sistem içerisindeki göreli katkısının sınırlı olması ile açıklanmaktadır.

Fotovoltaik üretimdeki sapmalar, sistemin işletme davranışını doğrudan etkilemektedir. Güneş üretiminin düşük olduğu günlerde dizel jeneratör üretiminde 200–400 kWh/gün, bazı durumlarda ise 600 kWh/gün seviyesine varan artışlar gözlemlenmektedir. Buna karşılık, yüksek güneş üretimi koşullarında dizel jeneratörün devre dışı kalabildiği görülmektedir. Bu durum, sistemin kaynaklar arasında dinamik bir denge kurabildiğini göstermektedir.

Elde edilen bulgular, tahmin hatalarının sistem performansı üzerinde ölçülebilir etkileri olduğunu açıkça ortaya koymaktadır. Özellikle GHI için günlük toplam hata değerinin 1000–1600 W/m² seviyesine ulaştığı durumlarda, fotovoltaik üretimde maksimum sapmalar gözlemlenmektedir. Hava sıcaklığındaki değişimler ise PV modüllerinin verimliliğini etkileyerek bu sapmaları daha da artırabilmektedir.

Buna rağmen, sistemin genel performansı değerlendirildiğinde önemli bir sonuç ortaya çıkmaktadır: tahmin hatalarına rağmen sistem kararlı bir şekilde çalışmaktadır. Gerçek işletme koşullarında LPSP değeri yaklaşık 0,02 seviyesinde kalmakta, dizel üretim payı ise %30 sınırını aşmamaktadır. Bu bulgular, optimizasyon sürecinde elde edilen sonuçların gerçek sistem davranışı ile yüksek düzeyde uyumlu olduğunu göstermektedir.

Özellikle dikkat çekici olan husus, gerekli güvenilirlik seviyesinin kurulu gücün artırılmasına ihtiyaç duyulmadan sağlanabilmesidir. Bu durum, CDI-GA-PSO algoritmasının giriş verilerindeki belirsizliği etkin şekilde dikkate aldığını ve klasik deterministik yaklaşımlarda gözlemlenen aşırı rezervleme gereksinimini ortadan kaldırdığını açıkça ortaya koymaktadır.

Sonuçlar, tahmin tabanlı optimizasyon yaklaşımının temel avantajını ortaya koymaktadır. Buna göre sistem güvenilirliği, yalnızca kapasite artırımı yoluyla değil, belirsizliklerin doğrudan optimizasyon modeline dahil edilmesiyle de sağlanabilmektedir. Gerçekleştirilen doğrulama çalışmaları, önerilen yöntemin:

- meteorolojik belirsizlikleri etkin şekilde dikkate alabildiğini,
- tahmin hatalarına rağmen kararlı sistem davranışı sağladığını,
- kurulu gücün gereksiz şekilde artırılmasını önlediğini,
- gerçek işletme koşulları ile yüksek uyum gösterdiğini

ortaya koymaktadır.

Genel olarak, MLP tabanlı iklim tahminlerinin CDI-GA-PSO algoritması ile birlikte kullanılması, elde edilen çözümlerin hem pratik uygulanabilirliğini hem de dış koşullardaki belirsizliklere karşı dayanıklılığını artırmakta olup, bu yaklaşımın geleneksel optimizasyon yöntemlerine kıyasla önemli bir üstünlük sağladığını göstermektedir.

5.6. Çalışmanın Sınırlamaları ve Tartışma

Elde edilen sonuçlar, önerilen yaklaşımın yüksek etkinliğini açıkça ortaya koymakla birlikte, gerçekleştirilen çalışmanın sonuçlarının yorumlanmasında ve yöntemin genellenebilirliğinin değerlendirilmesinde dikkate alınması gereken bazı sınırlamaları da içermektedir.

Öncelikle, optimizasyon belirli bir nesne — maksimum elektrik yükü 395 kW olan ve belirli bir günlük yük profiline sahip (08:00–18:00 — 395 kW, 18:00–22:00 — 150 kW, 22:00–08:00 — 20 kW) bir otel kompleksi için gerçekleştirilmiştir. Bu durum, elde edilen sistem parametrelerinin (PV — 1400 kW, WT — 50 kW, batarya — 2076,85 kWh, dizel jeneratör — 341,27 kW) incelenen koşullar için optimal olduğunu, ancak farklı yük yapısına ve tüketim karakteristiğine sahip sistemlere doğrudan genellenemeyeceğini göstermektedir. Dolayısıyla önerilen yöntemin farklı uygulama alanlarında yeniden kalibre edilmesi gerekmektedir.

İkinci önemli sınırlama, MLP modeli kullanılarak elde edilen tahmini meteorolojik verilerin doğruluğu ile ilgilidir. Tahminlerin optimizasyon sürecine entegrasyonu yöntemin temel avantajını oluşturmakla birlikte, bu tahminler kaçınılmaz olarak belirli hatalar içermektedir. Analiz sonuçları, güneş radyasyonu (GHI) için günlük toplam hatanın 600–1600 W/m² seviyesine ulaştığını, sıcaklık sapmalarının ise fotovoltaik modüllerin verimliliğini etkileyerek üretim hesaplarında ek farklılıklara neden olduğunu göstermektedir. Bu durum, model ile gerçek üretim arasındaki farkların ortaya çıkmasına yol açmaktadır. PV üretimindeki günlük sapmalar çoğunlukla 100–500 kWh, bazı durumlarda ise 800–1000 kWh seviyesine ulaşmaktadır.

Rüzgâr enerjisinin sistem üzerindeki etkisi ise bu çalışma kapsamında sınırlı kalmaktadır. Rüzgâr türbini kapasitesinin 50 kW ile sınırlı olması, toplam enerji dengesi içindeki katkısının düşük olmasına neden olmaktadır (incelenen dönem boyunca yaklaşık 4186 kWh). Bu durum, elde edilen sonuçların büyük ölçüde fotovoltaik ve dizel üretim bileşenlerine bağlı olduğunu göstermekte ve rüzgâr potansiyelinin daha yüksek olduğu bölgelerde farklı sonuçların elde edilebileceğine işaret etmektedir.

Bir diğer önemli sınırlama, kullanılan ekonomik modelin sabit parametrelere dayanmasıdır. Hesaplamalarda PV, rüzgâr türbini, batarya ve dizel jeneratör maliyetleri ile yakıt fiyatı ve iskonto oranı sabit kabul edilmiştir. Bu parametrelerde meydana gelebilecek değişimler, özellikle yakıt fiyatındaki artış veya batarya maliyetlerindeki düşüş, sistemin optimal konfigürasyonunu doğrudan etkileyebilecektir. Bu nedenle özellikle ekonomik açıdan elde edilen bulgular belirli koşullar altında geçerlilik taşımakta olup, farklı piyasa koşullarında yeniden değerlendirilmelidir.

Modelleme yaklaşımına ilişkin bir diğer sınırlama, sistemin saatlik zaman adımı ile simüle edilmiş olmasıdır. Bu yaklaşım hesaplama yükü ile doğruluk arasında dengeli bir çözüm sunmakla birlikte, saat içindeki kısa süreli değişimlerin dikkate alınmaması özellikle batarya yönetimi ve dizel jeneratörün çalışma rejimi üzerinde belirli sapmalara neden olabilmektedir.

Ayrıca, optimizasyonun sınırlı bir zaman aralığı için gerçekleştirilmiş olması da önemli bir kısıttır. Çalışmada kullanılan veri seti 1 Temmuz 2025 – 28 Şubat 2026 dönemini kapsamaktadır. Bu dönem farklı mevsimsel koşulları içermekle birlikte, tam yıllık bir döngüyü kapsamadığı için aşırı meteorolojik senaryoların etkisi tam olarak değerlendirilmemiştir.

Bununla birlikte, belirtilen sınırlamalara rağmen elde edilen sonuçlar önerilen yaklaşımın yüksek düzeyde kararlılığa sahip olduğunu göstermektedir. Tahmin hatalarına rağmen sistem temel kısıtları başarıyla sağlamaktadır: LPSP = 0,01956, dizel üretim payı %29,98 ve yenilenebilir enerji payı %70,02 olarak elde edilmiştir. Bu durum, CDI-GA-PSO algoritmasının giriş verilerindeki belirsizliği etkin şekilde yönetebildiğini ve güvenilir çözümler üretebildiğini ortaya koymaktadır.

Bu bağlamda, çalışmanın sınırlamaları elde edilen bulguların geçerliliğini zayıflatmamakta, aksine yöntemin hangi koşullar altında daha etkin çalıştığını ortaya koyarak gelecekteki araştırmalar için yön göstermektedir.

Gelecekte yapılacak çalışmalar kapsamında:

- daha uzun zaman serilerinin (tam yıl ve üzeri) kullanılması,
- ansambl ve olasılıksal tahmin yöntemlerinin uygulanması,
- saat içi dinamiklerin modele dahil edilmesi,
- farklı coğrafi bölgeler ve yük profilleri için modelin genişletilmesi,
- ek yenilenebilir enerji kaynaklarının ve depolama teknolojilerinin entegrasyonu

önerilmektedir.

Genel olarak, gerçekleştirilen çalışma, önerilen yöntemin yalnızca belirli koşullar altında değil, aynı zamanda belirsizlik içeren gerçek sistemlerde de uygulanabilir olduğunu göstermekte ve yöntemin daha da geliştirilmesi ile doğruluk ve genellenebilirlik düzeyinin artırılabileceğini ortaya koymaktadır.

6. SONUÇLAR

Tez çalışmasında, otonom hibrit enerji sistemlerinin optimizasyonunun etkinliğinin artırılmasına yönelik bilimsel ve uygulamaya dönük bir problem ele alınmış ve çözülmüştür. Çalışmanın temel amacı, iklim parametrelerinin tahmininin optimizasyon sürecine entegre edilmesi yoluyla sistem tasarımında güvenilirlik ve ekonomik verimlilik arasındaki dengenin sağlanmasıdır.

Bu kapsamda, *genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu ve kısıt ihlallerinin önlenmesine yönelik çözüm eleme mekanizmasını bir araya getiren CDI-GA-PSO hibrit algoritması geliştirilmiştir.* Önerilen algoritma, yalnızca optimal çözümün belirlenmesini değil, aynı zamanda optimizasyon süreci boyunca teknik ve işletme kısıtlarının sistematik olarak sağlanmasını mümkün kılmaktadır.

Çalışmanın temel katkılarından biri, MLP tabanlı iklim parametreleri tahmininin doğrudan optimizasyon modeline entegre edilmesidir. Bu yaklaşım, geleneksel olarak kullanılan sabit veya ortalama meteorolojik verilere dayalı yöntemlerden farklı olarak, güneş radyasyonu, hava sıcaklığı ve rüzgâr hızındaki değişkenliğin doğrudan dikkate alınmasını sağlamaktadır. Böylece elde edilen çözümler, gerçek işletme koşullarını daha doğru temsil eden ve belirsizliklere uyum sağlayabilen bir yapıya sahip olmaktadır.

Gerçekleştirilen optimizasyon çalışmaları sonucunda, maksimum yük talebi 395 kW olan sistem için optimum konfigürasyon; 1400 kW fotovoltaik sistem, 50 kW rüzgâr türbini, 2076,85 kWh batarya depolama kapasitesi ve 341,27 kW dizel jeneratör olarak belirlenmiştir. Bu bileşenler dikkate alındığında, sistemin toplam kurulu gücü 1791,27 kW olarak hesaplanmıştır. Elde edilen sistem aşağıdaki performans kriterlerini sağlamaktadır:

- yenilenebilir enerji payı %70,02,
- dizel enerji payı %29,98,
- güvenilirlik göstergesi LPSP = 0,01956.

Bu sonuçlar, gerekli güvenilirlik düzeyinin sağlanmasının kurulu gücün artırılması ile değil, sistemin doğru modellenmesi ve optimizasyonu ile mümkün olduğunu açıkça göstermektedir.

Ekonomik değerlendirmeler sonucunda, birim enerji maliyeti 0,14 USD/kWh, sistem yaşam döngüsü maliyeti ise 3,24 milyon USD olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, önerilen yaklaşımın maliyet, güvenilirlik ve sürdürülebilirlik arasında dengeli bir çözüm sunduğunu göstermektedir.

Deterministik meteorolojik verilere dayanan geleneksel yaklaşımlarla yapılan karşılaştırmalar, bu yöntemlerin sistem bileşenlerinin aşırı boyutlandırılmasına ve buna bağlı olarak maliyet artışına yol açtığını ortaya koymaktadır. Buna karşılık, bu çalışmada önerilen yaklaşım, tahmin verilerini kullanarak aynı güvenilirlik düzeyini daha düşük kurulu güç ile sağlayabilmektedir.

Önerilen yöntemin uygulanabilirliği, gerçek bir hibrit enerji sistemi üzerinde gerçekleştirilen doğrulama çalışmaları ile teyit edilmiştir. Model sonuçları ile gerçek

verilerin karşılaştırılması, fotovoltaik enerji üretimindeki sapmaların çoğunlukla 100–500 kWh/gün, bazı durumlarda ise 800–1000 kWh/gün seviyesine ulaştığını göstermiştir. Bu sapmalar tahmin hatalarından kaynaklanmakta olup, sistemin genel çalışma kararlılığı ve güvenilirliği üzerinde kritik bir olumsuz etki oluşturmamaktadır.

Bu çalışmanın bilimsel yeniliği aşağıdaki hususlarda ortaya konulmaktadır:

i. MLP tabanlı iklim parametreleri tahmini ile hibrit enerji sistemi optimizasyonunun entegre edildiği bütünleşik bir yaklaşım geliştirilmiştir.

ii. Genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu ve kısıt tabanlı çözüm eleme mekanizmasını birleştiren CDI-GA-PSO hibrit algoritması önerilmiştir.

iii. Optimizasyon sürecinin farklı aşamalarında geçersiz çözümlerin sistematik olarak elenmesini sağlayan Pre-CDI ve Post-CDI mekanizmaları geliştirilmiştir.

iv. Tahmin verilerinin kullanımı ile iklim parametrelerindeki belirsizliğin optimizasyon sürecine doğrudan dahil edilmesi sağlanmıştır.

v. Tahmin tabanlı yaklaşım sayesinde, sistemin aşırı boyutlandırılmadan gerekli güvenilirlik düzeyinin sağlanabileceği gösterilmiştir.

Çalışmanın pratik önemi aşağıdaki hususlarda ortaya konulmaktadır:

i. Geliştirilen yöntem, otonom hibrit enerji sistemlerinin tasarımında doğrudan uygulanabilir bir çözüm sunmaktadır.

ii. Kurulu gücün gereksiz artırılmasını önleyerek yatırım ve işletme maliyetlerinin azaltılmasına katkı sağlamaktadır.

iii. Sistem, iklim parametrelerindeki belirsizliklere rağmen kararlı bir şekilde çalışabilmektedir.

iv. Önerilen yaklaşım, değişken yük profiline sahip otel kompleksleri ve benzeri uygulamalar için uygulanabilir durumdadır.

v. Geliştirilen algoritma, enerji sistemleri modelleme ve optimizasyon yazılımlarına entegre edilebilir.

Sonuç olarak, *tez çalışması kapsamında önerilen yaklaşım, iklim parametrelerinin tahmini ile hibrit optimizasyonun birleştirilmesi sayesinde, geleneksel yöntemlere kıyasla daha esnek, daha ekonomik ve gerçek işletme koşullarına daha uyumlu çözümler elde edilmesini sağlamaktadır.* Elde edilen bulgular, önerilen yöntemin hem teorik hem de uygulamalı açıdan önemli ve doğrulanmış katkılar sunduğunu açıkça ortaya koymaktadır.

7. KAYNAKLAR

Diaf, S., Notton, G., Belhamel, M., Haddadi, M. ve Louche, A. 2008. Design and techno-economical optimization for hybrid PV/Wind system under various meteorological conditions. Applied Energy, 85: 968–987.

Bhandari, B., Poudel, S., Lee, K.-T. ve Ahn, S.-H. 2014. Mathematical modeling of hybrid renewable energy system: A review on small hydro-solar-wind power generation. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 1: 157–173.

Nelson, D.B., Nehrir, M.H. ve Wang, C. 2006. Unit sizing and cost analysis of stand-alone hybrid wind/PV/fuel cell power generation systems. *Renewable Energy*, 31(10): 1641–1656.

Arun, P., Banerjee, R. ve Bandyopadhyay, S. 2009. Optimum sizing of photovoltaic battery systems incorporating uncertainty through design space approach. *Solar Energy*, 83(7): 1013–1025.

Diaf, S., Belhamel, M., Haddadi, M. ve Louche, A. 2008. Technical and economic assessment of hybrid photovoltaic/wind system with battery storage in Corsica Island. *Energy Policy*, 36(2): 743–754.

Bin, A., Hongxing, A., Hui, S. ve Xianbo, L. 2003. Computer aided design for PV/wind hybrid system. *Proceedings of the 3rd World Conference on Photovoltaic Energy Conversion*, 3: 2411–2414.

Yao, T., Wang, J., Wu, H., Zhang, P., Li, S., Wang, Y., Chi, X. ve Shi, M. 2021. A photovoltaic power output dataset: Multi-source photovoltaic power output dataset with Python toolkit. *Solar Energy*, 230: 122–130. https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.09.050

Sadeghi, D., Eslami, A., Eslami, S., Rahbar, K. ve Kari, R. 2025. Enhancing PV system modeling accuracy: Comparative analysis of radiation models and data sources. *Next Research*, 2: 100165. https://doi.org/10.1016/j.nexres.2025.100165

White, E. ve Hill, A.J. 2026. Severe weather forecasts from artificial intelligence weather prediction models. *Artificial Intelligence for the Earth Systems*, 5(1): e230045. https://doi.org/10.1175/AIES-D-25-0065.1

Sun, X., Zhao, Y., Shao, W., Chen, L., Liu, Z., Wang, H., Li, J., Zhang, Y., Zhu, X. ve Shen, Z. 2025. A data-to-forecast machine learning system for global weather (FuXi Weather). *Nature Communications*, 16: 1203. https://doi.org/10.1038/s41467-025-62024-1

Benkirane, Y., Ouhmida, A., Raihani, A. ve Benhala, B. 2025. Photovoltaic power forecasting techniques: Application in artificial neural networks. *E3S Web of Conferences*, 680: 00061. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202568000061

Box, G.E.P. ve Jenkins, G.M. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.

Dalgıç, A. 2025. Forecasting apricot production in Türkiye using the ARIMA (Box-Jenkins) model. *Proceedings of the XVI International Scientific Agricultural Symposium "Agrosym 2025"*, ss. 1032–1038.

Tasyah, Q.L., Yanti, R.D., Renaldi, Saputri, A. ve Rini, D.S. 2023. Perbandingan metode ARIMA Box-Jenkins dengan ARIMA ensemble. *Jurnal Penelitian Ilmu Pendidikan Indonesia*, 2(4): 545–558.https://doi.org/10.31004/jpion.v2i4.209

Bhattarai, B.K., Kattel, R.R., Dhakal, S.C. ve Joshi, G.R. 2026. Forecasting production and import of maize in Nepal using ARIMA models. *Cogent Food & Agriculture*, 12(1).https://doi.org/10.1080/23311932.2026.2618316

Mohd Nor, S.R. ve Hamdan, M.S. 2025. Forecasting monthly rainfall using ANN and RNN models. *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 21(4): 2383–2393.https://doi.org/10.11113/mjfas.v21n4.4364

Haddad, K., Rahman, A. 2026. Probabilistic wind speed forecasting under at site and regional frameworks: A comparative evaluation of BART, GPR, and QRF. *Climate*, 14(1): 21. https://doi.org/10.3390/cli14010021

Caldas, R.P., Melo, A.C.G., Falcão, D.M. 2026. Hybrid linear and support vector quantile regression for short-term probabilistic forecasting of solar PV power. *Energies*, 19: 569. https://doi.org/10.3390/en19020569

Vorobeva, E., Orsolini, Y.J., de Rosnay, P., Vitart, F. vd. 2026. On the reliability of seasonal snow forecasts. EGUsphere. https://doi.org/10.5194/egusphere-2026-872

Roeger, C., McClung, D.M., Stull, R., Modzelewski, H., Jamieson, B. 2001. A verification of numerical weather forecasts for avalanche prediction. Cold Regions Science and Technology, 33(2–3): 189–205. https://doi.org/10.1016/S0165-232X(01)00059-3

Ahmed, A.A. 2025. Hybrid AI models for forecasting and optimizing solar energy generation under varying weather conditions. Scientific Journal of Power, Heat and Renewable Technologies, 1(1). https://doi.org/10.65420/sjphrt.v1i1.7

Inoue, T., Kawabata, T. 2025. CNN-based surface temperature forecasts with ensemble numerical weather prediction over medium-range forecast periods. arXiv preprint, arXiv:2507.18937. https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.18937

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. 1986. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323: 533–536. https://doi.org/10.1038/323533a0

Vapnik, V.N. 1998. *Statistical Learning Theory*. Wiley, New York.

Breiman, L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Aslimah, Anggai, S., Tukiyat. 2026. Performance evaluation of ARIMA, LSTM, and hybrid ARIMA–LSTM models for daily solar energy prediction in Bali. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, 12(1): 228–242. https://doi.org/10.37012/jtik.v12i1.3283

Darsiti, Sumarni, T., Abdullah, F., Budiman. 2026. An LSTM-based approach for short-term solar power forecasting with diurnal and intra-day variability. *Bulletin of Intelligent Machines and Algorithms*, 1(2): 1–8. https://doi.org/10.65780/bima.v1i2.7

Solcast. (2024). Solcast Toolkit. Available at: https://toolkit.solcast.com.au

McCarthy, P. 2007. Defining the impact of weather. Proceedings of the 22nd Conference on Weather Analysis and Forecasting and the 18th Conference on Numerical Weather Prediction, American Meteorological Society, Park City, USA.

Lin, G.F. ve Chen, L.H. 2005. Application of an artificial neural network to typhoon rainfall forecasting. Hydrological Processes, 19: 1825–1837. https://doi.org/10.1002/hyp.5638

Hong, W.C. 2008. Rainfall forecasting by technological machine learning models. Applied Mathematics and Computation, 200: 41–57. https://doi.org/10.1016/j.amc.2007.10.046

Chauhan, D. ve Thakur, J. 2014. Data mining techniques for weather prediction: A review. International Journal of Recent Innovation Trends in Computing and Communication, 2: 2154–2159.

Cohen, J., Cohen, P., West, S.G. ve Aiken, L.S. 2013. Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences, 3rd ed. Taylor & Francis, New York.

Japkowicz, N. ve Shah, M. 2011. Evaluating Learning Algorithms: A Classification Perspective. Cambridge University Press, Cambridge. https://doi.org/10.1017/CBO9780511921803

Haykin, S. 1999. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd ed. Prentice Hall, Englewood Cliffs.

Rasel, R.I., Sultana, N. ve Meesad, P. 2018. An application of data mining and machine learning for weather forecasting. Recent Advances in Information and Communication Technology, Springer, Cham, ss. 169–178. https://doi.org/10.1007/978-3-319-60663-7_16

Geetha, A. ve Nasira, G.M. 2014. Artificial neural networks' application in weather forecasting using RapidMiner. International Journal of Computer Intelligence and Informatics, 4: 191–195.

Cortes, C. ve Vapnik, V. 1995. Support-vector networks. Machine Learning, 20: 273–297.

Zhou, X., Yu, J., Tan, J. ve Jiang, T. 2024. Quantum kernel estimation-based quantum support vector regression. Quantum Information Processing, 23. https://doi.org/10.1007/s11128-023-04231-7

Pashankar, S., Shendage, J. ve Pawar, D. 2024. Machine learning techniques for stock price prediction: A comparative analysis of linear regression, random forest, and support vector regression. Journal of Advanced Zoology, 45: 118–127. https://doi.org/10.53555/jaz.v45iS4.4164

Hasan, N., Nath, N. ve Rasel, R.I. 2015. A support vector regression model for forecasting rainfall. Proceedings of the International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT), IEEE, Khulna, Bangladesh, ss. 554–559. https://doi.org/10.1109/EICT.2015.7392014

Zhou, L., Xu, D., Yuan, Y. ve Wang, L. 2024. Research on transformer fault intelligent diagnosis technology based on an improved random forest algorithm. Journal of Physics: Conference Series, 2728: 012056. https://doi.org/10.1088/1742-

6596/2728/1/012056

Paithane, P. 2023. Random forest algorithm use for crop recommendation. *ITEGAM Journal of Engineering and Technology for Industrial Applications*, 9: 43. https://doi.org/10.5935/jetia.v9i43.906

Wang, L., Yang, Y., Xu, L. ve Ji, T. 2023. Application of random forest algorithm in the detection of foreign objects in wine. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9. https://doi.org/10.2478/amns.2023.2.00055

Apaydın, M., Yumuş, M., Değirmenci, A. ve Karal, O. 2022. Evaluation of air temperature with machine learning regression methods using Seoul City meteorological data. *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences*, 28: 737–747. https://doi.org/10.5505/pajes.2022.66915

Lucas Segarra, E., Du, H., Ramos, G. ve Fernández Bandera, C. 2019. Methodology for the quantification of the impact of weather forecasts in predictive simulation models. *Energies*, 12: 1309. https://doi.org/10.3390/en12071309

Djalab, A., Djalab, Z., El Hammoumi, A., Tina, G.M., Motahhir, S. ve Laouid, A.A. 2024. A comprehensive review of floating photovoltaic systems: Tech advances, marine environmental influences on offshore PV systems, and economic feasibility analysis. *Solar Energy*, 277: 112711. https://doi.org/10.1016/j.solener.2024.112711

Sadeghi, D., Golshanfard, A., Eslami, S., Rahbar, K. ve Kari, R. 2023. Improving PV power plant forecast accuracy: A hybrid deep learning approach compared across short-, medium-, and long-term horizons. *Renewable Energy Focus*, 45: 242–258. https://doi.org/10.1016/j.ref.2023.04.010

Landelius, T., Andersson, S. ve Abrahamsson, R. 2019. Modelling and forecasting PV production in the absence of behind-the-meter measurements. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 27: 990–998. https://doi.org/10.1002/pip.3117

Nicolás-Martín, C., Eleftheriadis, P. ve Santos-Martín, D. 2020. Validation and self-shading enhancement for SoL: A photovoltaic estimation model. *Solar Energy*, 202: 386–408. https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.03.099

Stein, J.S., Holmgren, W.F., Forbess, J. ve Hansen, C.W. 2016. PVLIB: Open source photovoltaic performance modeling functions for MATLAB and Python. Proceedings of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), IEEE, Portland, USA, ss. 3425–3430. https://doi.org/10.1109/PVSC.2016.7750303

Tripathi, V.M. ve Mehta, D.A. 2024. A review of machine learning based approaches for solar irradiation forecasting. *International Journal of Computer Trends and Technology*, 72: 83–91. https://doi.org/10.14445/22312803/IJCTT-V72I11P109

Wu, B., Huang, X., Zhao, H., Li, C., Hu, Z. ve Tai, Y. 2026. A hybrid model for short-term GHI forecasting based on Crested Porcupine Optimizer-optimized VMD combined with MSGNet. Expert Systems with Applications, 299: 130333. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.130333

Yahaya, U., Chenvidhya, D., Sangpongsanont, Y., Muenpinij, B. ve Chenvidhya, T. 2025. Simulation of photovoltaic power output using ERA5 reanalysis dataset

validated with high-resolution observational measurements. Japanese Journal of Applied Physics, 64. https://doi.org/10.35848/1347-4065/add169

Dimitriadis, C.N., Passalis, N. ve Georgiadis, M.C. 2025. A deep learning framework for photovoltaic power forecasting in multiple interconnected countries. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 77: 104330. https://doi.org/10.1016/j.seta.2025.104330

Azar, A.T., Kamal, N.A., Hassanien, A.E. ve El-Fouly, T.H.M. 2021. Design, Analysis and Applications of Renewable Energy Systems. Academic Press, Elsevier, London. https://doi.org/10.1016/C2020-0-01946-8

Adam, M., Suwarno ve Cahyadi, C.I. 2026. Hybrid energy storage systems as a sustainable energy source. *International Journal of Advances in Applied Sciences*, 15(1): 219–226. https://doi.org/10.11591/ijaas.v15.i1.pp219-226

Junaidi, A., Rahmaniar, Suwarno, Cahyadi, C.I., Pangaribuan, W., Hutabarat, H.M., Tambunan, A.D. ve Panjaitan, A. 2026. Hybrid system energy simulation for housing. *International Journal of Applied Power Engineering*, 15(1): 59–68. https://doi.org/10.11591/ijape.v15.i1.pp59-68

Shah, Y.T. 2024. Hybrid Power Generation, Storage, and Grids (Sustainable Energy Strategies). CRC Press, Boca Raton.

Twidell, J. ve Weir, T. 2015. Renewable Energy Resources. Routledge, London.

Priyadarshi, N., Bhoi, A.K. ve Padmanaban, S. 2022. Intelligent Renewable Energy Systems. Springer, Singapore.

Lund, H. 2014. Renewable Energy Systems: A Smart Energy Systems Approach to the Choice and Modeling of 100% Renewable Solutions. Academic Press, London.

Reddy, S.S., Bijwe, P.R., Abhyankar, A.R. 2015. Real-Time Economic Dispatch Considering Renewable Power Generation Variability and Uncertainty Over Scheduling Period. *IEEE Systems Journal*, 9(4), 1440–1451. https://doi.org/10.1109/JSYST.2014.2325967

Abubakar, S., Abdulyavahab, I., Shehu, G. S., Abah, D. E., 2025. Comprehensive review on rule-based energy management system for hybrid renewable energy sources with battery bank. *Journal of Engineering, Innovation and Sustainability*, 12(2), 51. https://doi.org/10.63747/jeis.v12i2.51

Han, J., Kamber, M., Pei, J., 2012. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3rd ed. Morgan Kaufmann, Elsevier, Amsterdam. https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5

Hyndman, R.J., Athanasopoulos, G. 2018. *Forecasting: Principles and Practice* (2nd ed.). OTexts, Melbourne.

Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M.L., Paoli, C., Motte, F., Fouilloy, A., 2017. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renewable Energy*, 105, 569–582. https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.095

Markovics, D., Mayer, M.J., 2022. Comparison of machine learning methods for photovoltaic power forecasting based on numerical weather prediction. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 155, 111816.

https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112364

Liu, H., Tian, H.Q., Chen, C., Li, Y.F., 2010. A hybrid statistical method to predict wind speed and wind power. *Renewable Energy*, 35(8), 1857–1861. https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.12.011

Vuyyuru, V.A., Rao, G.A., Murthy, Y.V.S., 2021. A novel weather prediction model using a hybrid mechanism based on MLP and VAE with fire-fly optimization algorithm. *Evolutionary Intelligence*, 14(2). https://doi.org/10.1007/s12065-021-00589-8

Mellit, A., Kalogirou, S.A., 2008. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review. *Progress in Energy and Combustion Science*, 34(5), 574–632. https://doi.org/10.1016/j.pecs.2008.01.001

Khan, A., Bressel, M., Davigny, A., Abbes, D. ve Ould Bouamama, B. 2025. Comprehensive review of hybrid energy systems: Challenges, applications, and optimization strategies. *Energies*, 18(10): 2612. https://doi.org/10.3390/en18102612

Rehman, S., Menesy, A.S., Zayed, M.E., Zaery, M., Al-Shaikhi, A., Mohandes, M.A., Irshad, K., Kassas, M. ve Abido, M.A. 2025. Synergistic sizing and energy management strategy of combined offshore wind with solar floating PV system for green hydrogen and electricity co-production using multi-objective dung beetle optimization. *Results in Engineering*, 25: 104399. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104399

Khan, A.A., Minai, A.F., Godi, R.K., Sharma, V.S., Malik, H. ve Afthanorhan, A. 2025. Optimal sizing, techno-economic feasibility and reliability analysis of hybrid renewable energy system: A systematic review of energy storage systems' integration. *IEEE Access*, 13: 59198–59226. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3535520

Mehallou, A., M'hamdi, B., Amari, A. ve diğerleri. 2025. Optimal multiobjective design of an autonomous hybrid renewable energy system in the Adrar region, Algeria. *Scientific Reports*, 15: 4173. https://doi.org/10.1038/s41598-025-88438-x

Bade, S.O., Tomomewo, O.S., Meenakshisundaram, A., Dey, M., Alamooti, M. ve Halwany, N. 2025. Multi-criteria optimization of a hybrid renewable energy system using particle swarm optimization for optimal sizing and performance evaluation. *Clean Technologies*, 7(1): 23. https://doi.org/10.3390/cleantechnol7010023

Tezer, T. 2025. Multi-objective optimization of hybrid renewable energy systems with green hydrogen integration and hybrid storage strategies. *International Journal of Hydrogen Energy*, 142: 1249–1271. https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2025.03.006

Agajie, T.F., Ali, A., Fopah-Lele, A., Amoussou, I., Khan, B., Velasco, C.L.R. ve Tanyi, E. 2023. A comprehensive review on techno-economic analysis and optimal sizing of hybrid renewable energy sources with energy storage systems. *Energies*, 16(2): 642. https://doi.org/10.3390/en16020642

Mahmoud, F.S., Diab, A.A.Z., Ali, Z.M., El-Sayed, A.-H.M., Alquthami, T., Ahmed, M.

ve Ramadan, H.A. 2022. Optimal sizing of smart hybrid renewable energy system using different optimization algorithms. *Energy Reports*, 8: 4935–4956. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.03.197

Ghorbani, N., Kasaeian, A., Toopshekan, A., Bahrami, L. ve Maghami, A. 2018. Optimizing a hybrid wind–PV–battery system using GA-PSO and MOPSO for reducing cost and increasing reliability. *Energy*, 154: 581–591. https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.12.057

Güven, A.F., Yörükeren, N. ve Mengi, O.Ö. 2024. Multi-objective optimization and sustainable design: A performance comparison of metaheuristic algorithms used for on-grid and off-grid hybrid energy systems. *Neural Computing and Applications*, 36: 7559–7594. https://doi.org/10.1007/s00521-024-09585-2

Ansari, M.S., Jalil, M.F. ve Bansal, R.C. 2022. A review of optimization techniques for hybrid renewable energy systems. *International Journal of Modelling and Simulation*. https://doi.org/10.1080/02286203.2022.2119524

He, Y., Guo, S., Zhou, J., Ye, J., Huang, J., Zheng, K. ve Du, X. 2022. Multi-objective planning-operation co-optimization of renewable energy system with hybrid energy storages. *Renewable Energy*, 184: 776–790. https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.11.116

Abed, F.T., Abed, N.K., AlRubeei, I.R.N. ve Alrikabi, A.R.H. 2024. Using genetic algorithm for optimal sizing of stand-alone hybrid energy system. *Heritage and Sustainable Development*, 6(1): 287–300. https://doi.org/10.37868/hsd.v6i1501

Al-Shamma'a, A.A., Addoweesh, K.E. ve Al-Hamouz, Z.M. 2019. Optimal sizing and economic analysis of hybrid renewable energy systems using HOMER and genetic algorithm. *Renewable Energy*, 135: 130–142. https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.12.028

Aktas, A., Onar, O.C., Asa, E., Ozpineci, B. ve Tolbert, L.M. 2024. Genetic Algorithm-Based Optimal Sizing of Hybrid Battery/Ultracapacitor Energy Storage System for Wave Energy Harvesting Applications. *IEEE Access*. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3414433

Torres-Madroñero, J.L., Nieto-Londoño, C. ve Sierra-Pérez, J. 2020. Hybrid Energy Systems Sizing for the Colombian Context: A Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Approach. *Energies*, 13(21): 5648. https://doi.org/10.3390/en13215648

Pang, M., Shi, Y., Wang, W. ve Pang, S. 2019. Optimal sizing and control of hybrid energy storage system for wind power using hybrid parallel PSO-GA algorithm. *Energy Exploration & Exploitation*, 37(1): 558–578. https://doi.org/10.1177/0144598718784036

El Boujdaini, L., Mezrhab, A., Moussaoui, M.A., Jurado, F. ve Vera, D. 2022. Sizing of a stand-alone PV–wind–battery–diesel hybrid energy system and optimal combination using a particle swarm optimization algorithm. *Electrical Engineering*, 104(6): 3339–3359. https://doi.org/10.1007/s00202-022-01529-0

Güven, A.F., Yörükeren, N., Tag-Eldin, E. ve Samy, M.M. 2023. Multi-objective optimization of an islanded green energy system utilizing sophisticated hybrid

metaheuristic approach. *IEEE Access*, 11: 103044–103068. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3296589

Nishanth, J.R., Deshmukh, M.A., Kushwah, R., Kushwaha, K.K., Balaji, S. ve Sampath, B. 2023. Particle Swarm Optimization of Hybrid Renewable Energy Systems. *IGI Global*, Bölüm 16, ss. 291–308. https://doi.org/10.4018/979-8-3693-0044-2.ch016

El Boujdaini, L., Mezrhab, A., Moussaoui, M.A., Jurado, F., Vera, D. 2022. Sizing of a stand-alone PV–wind–battery–diesel hybrid energy system and optimal combination using a particle swarm optimization algorithm. *Electrical Engineering*, 104: 3339–3359. https://doi.org/10.1007/s00202-022-01529-0

Singh, A., Sharma, A., Rajput, S., Bose, A., Hu, X. 2022. An investigation on hybrid particle swarm optimization algorithms for parameter optimization of PV cells. *Electronics*, 11(6): 909. https://doi.org/10.3390/electronics11060909

Omoriare, J.U., Ogherohwo, E.P. ve Zhimwang, J.T. 2024. Investigating the influence of solar irradiance variability on the output power of photovoltaic (PV) systems in Akure, Nigeria. *World Journal of Applied Science and Technology*, 16(1): 18–22. https://doi.org/10.4314/wojast.v16i1.18

Dalapati, S., Alam, M.S., Debnath, K. ve diğerleri. 2019. A comprehensive study on the influence of solar radiation on photovoltaic power output. *Renewable Energy*, 131: 111–123. https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.07.083

Meng, Q., He, Y., Hussain, S., Lu, J., Guerrero, J.M. 2025. Design and optimization of solar photovoltaic microgrids with adaptive storage control for residential standalone systems. *Energy Reports*, 14: 989–997. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2025.06.048

Karki, R., Hu, P. ve Billinton, R. 2006. A simplified wind power generation model for reliability evaluation. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 21(2): 533–540. https://doi.org/10.1109/TEC.2006.874233

Aksoy, H., Toprak, Z.F., Aytek, A. ve Ünal, N.E. 2004. Stochastic generation of hourly mean wind speed data. *Renewable Energy*, 29: 2111–2131. https://doi.org/10.1016/j.renene.2004.03.011

Megantoro, P., Al-Humairi, S.N.S., Ma'arif, A., Nugraha, Y.U., Prastio, R.P., Awalin, L.J., Syahbani, M.A. ve Mareai, M. 2025. Modeling the uncertainties and active power generation of wind-solar energy with data acquisition from telemetry weather measurement. *Results in Engineering*, 25: 104392. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104392

Zhang, C., Shen, L., Wu, X., Shan, F., Chen, L., Liu, S., Zheng, Z., Zhu, L., Wang, J. ve Zhai, Y. 2025. Review of offshore superconducting wind power generation for hydrogen production. *Energies*, 18: 1889. https://doi.org/10.3390/en18081889

Shang, Y., Han, D., Gozgor, G., Mahalik, M.K. ve Sahoo, B.K. 2022. The impact of climate policy uncertainty on renewable and non-renewable energy demand in the United States. *Renewable Energy*, 197: 654–667. https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.07.159

Zhan, J., Chen, S., Lin, L., Arabkoohsar, A., Wang, W., Chen, G. 2026. Stochastic

Optimization Approach for Off-Grid Integrated Energy System Considering Renewable Energy Uncertainty. Energies, 19(4): 980. https://doi.org/10.3390/en19040980

8. EKLER

EK 1. MLP TABANLI İKLİM PARAMETRELERİ TAHMİN KODU

Bu ek, tez kapsamında kullanılan MLP tabanlı rekürsif iklim parametreleri tahmin algoritmasının sadeleştirilmiş Python kodunu göstermektedir. Kod; veri ön işleme, zaman ve gecikme özelliklerinin oluşturulması, MLP modelinin eğitilmesi, 01.07.2025–01.03.2026 dönemi için saatlik tahminlerin üretilmesi ve temel performans metriklerinin hesaplanmasını içermektedir.

```
from __future__ import annotations

import warnings

from dataclasses import dataclass

from pathlib import Path

from typing import Dict, List

import numpy as np

import pandas as pd

from sklearn.impute import SimpleImputer

from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score

from sklearn.neural_network import MLPRegressor

from sklearn.pipeline import Pipeline

from sklearn.preprocessing import StandardScaler

warnings.filterwarnings("ignore", category=UserWarning)

TARGETS: List[str] = ["ghi", "dni", "dhi", "air_temp", "wind_speed_10m"]

TIMESTAMP_COL = "period_end"

RAW_PERIOD_COL = "period"

EXPECTED_PERIOD = "PT60M"

TRAIN_START = "2022-01-01 00:00:00+00:00"

TRAIN_END = "2025-06-30 23:00:00+00:00"

TEST_START = "2025-07-01 00:00:00+00:00"

TEST_END = "2026-03-01 00:00:00+00:00"
```

```
LAG_CONFIG = {
   "ghi": 3,
   "dni": 3,
   "dhi": 3,
   "air_temp": 12,
   "wind_speed_10m": 6,
}
USE_WEEK_LAG = True
USE_YEAR_LAG = True
MLP_HIDDEN_LAYER_SIZES = (128, 64)
MLP_RANDOM_STATE = 42
MLP_MAX_ITER = 500
OUTPUT_DIR_DEFAULT = "outputs_mlp_recursive"
PHYSICAL_LIMITS = {
   "ghi": (0.0, 1500.0),
   "dni": (0.0, 1500.0),
   "dhi": (0.0, 1500.0),
   "air_temp": (-50.0, 60.0),
   "wind_speed_10m": (0.0, 60.0),
}
TIME_FEATURES = ["hour_sin", "hour_cos", "doy_sin", "doy_cos", "month",
"dayofweek"]
class ModelArtifacts:
   target: str
   model: Pipeline
   metrics: Dict[str, float]
```

```
    predictions: pd.DataFrame

def load_dataset(csv_path: str | Path) -> pd.DataFrame:
    df = pd.read_csv(Path(csv_path))
    required = set(TARGETS + [TIMESTAMP_COL, RAW_PERIOD_COL])
    missing = required - set(df.columns)
    if missing:
        raise ValueError(f"Missing required columns: {sorted(missing)}")
    return df

def clean_dataset(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    data = df[df[RAW_PERIOD_COL] == EXPECTED_PERIOD].copy()
    data[TIMESTAMP_COL] = pd.to_datetime(data[TIMESTAMP_COL], utc=True, errors="coerce")
    data = data.dropna(subset=[TIMESTAMP_COL]).sort_values(TIMESTAMP_COL)
    data = data.drop_duplicates(subset=[TIMESTAMP_COL], keep="first")

    full_range = pd.date_range(data[TIMESTAMP_COL].min(), data[TIMESTAMP_COL].max(), freq="h", tz="UTC")
    data = data.set_index(TIMESTAMP_COL).reindex(full_range)
    data.index.name = TIMESTAMP_COL
    data[RAW_PERIOD_COL] = EXPECTED_PERIOD

    for col in TARGETS:
        data[col] = pd.to_numeric(data[col], errors="coerce")
        lo, hi = PHYSICAL_LIMITS[col]
        data.loc[(data[col] < lo) | (data[col] > hi), col] = np.nan
```

```
        data[TARGETS] = data[TARGETS].interpolate(method="time", limit_direction="both")

        data[TARGETS] = SimpleImputer(strategy="median").fit_transform(data[TARGETS])

        data[["ghi", "dni", "dhi", "wind_speed_10m"]] = data[["ghi", "dni", "dhi", "wind_speed_10m"]].clip(lower=0)

        return data.reset_index()

    def add_time_features(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:

        data = df.copy()

        ts = pd.to_datetime(data[TIMESTAMP_COL], utc=True)

        data["hour"] = ts.dt.hour

        data["dayofyear"] = ts.dt.dayofyear

        data["month"] = ts.dt.month

        data["dayofweek"] = ts.dt.dayofweek

        data["hour_sin"] = np.sin(2 * np.pi * data["hour"] / 24)

        data["hour_cos"] = np.cos(2 * np.pi * data["hour"] / 24)

        data["doy_sin"] = np.sin(2 * np.pi * data["dayofyear"] / 365.25)

        data["doy_cos"] = np.cos(2 * np.pi * data["dayofyear"] / 365.25)

        return data

    def make_feature_columns() -> List[str]:

        cols: List[str] = []

        for col in TARGETS:

            for lag in range(1, LAG_CONFIG[col] + 1):

                cols.append(f"{col}_lag_{lag}")

        for col in TARGETS:

            if USE_WEEK_LAG:

                cols.append(f"{col}_lag_week")
```

```
        if USE_YEAR_LAG:
            cols.append(f"{col}_lag_year")
    cols.extend(TIME_FEATURES)
    return cols
def add_seasonal_lookup_features(data: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    out = data.copy()
    ts_series = pd.to_datetime(out[TIMESTAMP_COL], utc=True)
    ts_indexed = out.set_index(TIMESTAMP_COL)
    for col in TARGETS:
        if USE_WEEK_LAG:
            out[f"{col}_lag_week"] = [
                ts_indexed.at[ts - pd.Timedelta(days=7), col]
                if ts - pd.Timedelta(days=7) in ts_indexed.index else np.nan
                for ts in ts_series
            ]
        if USE_YEAR_LAG:
            out[f"{col}_lag_year"] = [
                ts_indexed.at[ts - pd.DateOffset(years=1), col]
                if ts - pd.DateOffset(years=1) in ts_indexed.index else np.nan
                for ts in ts_series
            ]
    return out
def make_supervised_dataset(df: pd.DataFrame, target: str) ->
tuple[pd.DataFrame, pd.Series, pd.Series]:
    data = df.copy()
    lagged = []
```

```
    for col in TARGETS:
        lagged.append(pd.DataFrame({
            f"{col}_lag_{lag}": data[col].shift(lag)
            for lag in range(1, LAG_CONFIG[col] + 1)
        }))
    data = pd.concat([data] + lagged, axis=1)
    data = add_seasonal_lookup_features(data)
    feature_cols = make_feature_columns()
    X = data[feature_cols]
    y = data[target]
    timestamps = data[TIMESTAMP_COL]
    valid = X.notna().all(axis=1) & y.notna()
    return X.loc[valid].reset_index(drop=True), y.loc[valid].reset_index(drop=True), timestamps.loc[valid].reset_index(drop=True)

def split_train_test(df: pd.DataFrame) -> tuple[pd.DataFrame, pd.DataFrame]:
    train_df = df[(df[TIMESTAMP_COL] >= pd.Timestamp(TRAIN_START)) & (df[TIMESTAMP_COL] <= pd.Timestamp(TRAIN_END))].copy()
    test_df = df[(df[TIMESTAMP_COL] >= pd.Timestamp(TEST_START)) & (df[TIMESTAMP_COL] <= pd.Timestamp(TEST_END))].copy()
    if train_df.empty or test_df.empty:
        raise ValueError("Train or test split is empty.")
    return train_df, test_df

def build_mlp_model() -> Pipeline:
    return Pipeline([
        ("scaler", StandardScaler()),
        ("mlp", MLPRegressor(
            hidden_layer_sizes=MLP_HIDDEN_LAYER_SIZES,
```

```
                activation="relu",
                solver="adam",
                alpha=1e-4,
                batch_size=256,
                learning_rate="adaptive",
                learning_rate_init=1e-3,
                max_iter=MLP_MAX_ITER,
                early_stopping=True,
                validation_fraction=0.1,
                n_iter_no_change=20,
                random_state=MLP_RANDOM_STATE,
            )),
        ])

    def evaluate_predictions(y_true: pd.Series, y_pred: np.ndarray) -> Dict[str, float]:
        return {
            "RMSE": float(np.sqrt(mean_squared_error(y_true, y_pred))),
            "MAE": float(mean_absolute_error(y_true, y_pred)),
            "R2": float(r2_score(y_true, y_pred)),
        }

    def build_single_feature_row(history_df: pd.DataFrame, current_row: pd.Series) -> pd.DataFrame:
        values: Dict[str, float] = {}
        for col in TARGETS:
            for lag in range(1, LAG_CONFIG[col] + 1):
                values[f"{col}_lag_{lag}"] = history_df.iloc[-lag][col]
        current_ts = pd.to_datetime(current_row[TIMESTAMP_COL], utc=True)
```

```
        history_indexed = history_df.set_index(TIMESTAMP_COL)
        for col in TARGETS:
            if USE_WEEK_LAG:
                ref = current_ts - pd.Timedelta(days=7)
                values[f"{col}_lag_week"] = float(history_indexed.at[ref, col]) if ref in history_indexed.index else np.nan
            if USE_YEAR_LAG:
                ref = current_ts - pd.DateOffset(years=1)
                values[f"{col}_lag_year"] = float(history_indexed.at[ref, col]) if ref in history_indexed.index else np.nan
        for feat in TIME_FEATURES:
            values[feat] = current_row[feat]
        return pd.DataFrame([values], columns=make_feature_columns()).fillna(0.0)
    def recursive_forecast_one_target(model: Pipeline, full_df: pd.DataFrame, target: str) -> pd.DataFrame:
        _, test_df = split_train_test(full_df)
        history = full_df[full_df[TIMESTAMP_COL] <= pd.Timestamp(TRAIN_END)].copy().reset_index(drop=True)
        predictions = []
        for _, row in test_df.iterrows():
            x_row = build_single_feature_row(history, row)
            y_pred = float(model.predict(x_row)[0])
            lo, hi = PHYSICAL_LIMITS[target]
            y_pred = min(max(y_pred, lo), hi)
            ts = pd.to_datetime(row[TIMESTAMP_COL], utc=True).tz_localize(None)
            actual = float(row[target])
            predictions.append({
                TIMESTAMP_COL: ts,
```

```
                "actual": actual,
                "predicted": y_pred,
                "error": actual - y_pred,
                "abs_error": abs(actual - y_pred),
            })
            new_hist_row = row.copy()
            new_hist_row[target] = y_pred
            history = pd.concat([history, pd.DataFrame([new_hist_row])], ignore_index=True)
        return pd.DataFrame(predictions)

    def train_one_target_recursive(df: pd.DataFrame, target: str) -> ModelArtifacts:
        X, y, timestamps = make_supervised_dataset(df, target)
        train_mask = (timestamps >= pd.Timestamp(TRAIN_START)) & (timestamps <= pd.Timestamp(TRAIN_END))
        X_train = X.loc[train_mask].reset_index(drop=True)
        y_train = y.loc[train_mask].reset_index(drop=True)
        model = build_mlp_model()
        model.fit(X_train, y_train)
        pred_df = recursive_forecast_one_target(model, df, target)
        metrics = evaluate_predictions(pred_df["actual"], pred_df["predicted"].to_numpy())
        return ModelArtifacts(target, model, metrics, pred_df)

    def run_pipeline(csv_path: str | Path, output_dir: str | Path = OUTPUT_DIR_DEFAULT) -> pd.DataFrame:
        output_dir = Path(output_dir)
        output_dir.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
        raw_df = load_dataset(csv_path)
        clean_df = clean_dataset(raw_df)
```

```
    feature_df = add_time_features(clean_df)
    artifacts: List[ModelArtifacts] = []
    for target in TARGETS:
        artifacts.append(train_one_target_recursive(feature_df, target))
    metrics_df = pd.DataFrame([{"target": a.target, **a.metrics} for a in artifacts])
    metrics_df.to_csv(output_dir / "mlp_metrics_summary.csv", index=False)
    pred_dir = output_dir / "predictions"
    pred_dir.mkdir(exist_ok=True)
    for art in artifacts:
        art.predictions.to_csv(pred_dir / f"{art.target}_predictions.csv",
index=False)
    return metrics_df
if __name__ == "__main__":
    CSV_PATH = "csv_45.0366_38.9753_fixed_23_180_PT60M.csv"
    results = run_pipeline(CSV_PATH)
    print(results.to_string(index=False))
```

EK 2. CDI-GA-PSO OPTİMİZASYON ALGORİTMASINA AİT PYTHON KODU

Bu ekte, tez kapsamında kullanılan CDI-GA-PSO optimizasyon kodunun sadeleştirilmiş ve tez eki için düzenlenmiş sürümü sunulmaktadır.

```
import glob

import json

import os

import random

import time

import numpy as np

import pandas as pd

MLP_FOLDER = r"F:\MLP_Dissertation\MLP_sonuclari"

OUTPUT_FOLDER = r"F:\MLP_Dissertation\optimizasyon_sonuclari"

os.makedirs(OUTPUT_FOLDER, exist_ok=True)

# Sistem ve ekonomik parametreler

PEAK_LOAD_KW = 395.0

REQUIRED_POWER_WITH_RESERVE = 500.0

TOTAL_STATION_POWER_MAX = 2600.0

P_PV_MIN, P_PV_MAX = 0.0, 2000.0

P_WT_MIN, P_WT_MAX = 50.0, 400.0

E_BAT_MIN, E_BAT_MAX = 1500.0, 4000.0

P_DG_MIN, P_DG_MAX = 100.0, 350.0

LPSP_MAX = 0.02

SOC_MIN, SOC_MAX, SOC_INITIAL = 0.20, 0.90, 0.60

DG_SHARE_MAX = 0.30

COST_PV_USD_KW = 620.0

COST_WT_USD_KW = 950.0
```

```
COST_BAT_USD_KWH = 220.0
COST_DG_USD_KW = 650.0
OPEX_RATE = 0.020
FUEL_PRICE_USD_L = 1.20
FUEL_RATE_L_KWH = 0.27
LIFETIME_YEARS = 20
DISCOUNT_RATE = 0.08
PV_DERATE = 0.85
PV_TEMP_COEFF = -0.0045
PV_REF_TEMP = 25.0
WT_CUT_IN = 3.0
WT_RATED = 12.0
WT_CUT_OUT = 25.0
BAT_CH_EFF = 0.92
BAT_DIS_EFF = 0.92
POP_SIZE = 120
MAX_ITER = 160
CROSSOVER_RATE = 0.85
MUTATION_RATE = 0.08
W_INERTIA = 0.70
C1 = 1.60
C2 = 1.60
SEED = 42

random.seed(SEED)
np.random.seed(SEED)
```

```
def detect_time_column(df):
    candidates = ["timestamp", "datetime", "date", "time", "tarih", "period_end", "Date", "Time"]
    for col in candidates:
        if col in df.columns:
            return col
    return None
def find_column(df, keyword_groups):
    for keywords in keyword_groups:
        for col in df.columns:
            low = str(col).lower()
            if all(k.lower() in low for k in keywords):
                return col
    return None
def load_weather_data(folder):
    files = glob.glob(os.path.join(folder, "*.csv"))
    if not files:
        raise FileNotFoundError("CSV dosyasi bulunamadi.")
    frames = []
    for path in files:
        df = pd.read_csv(path)
        time_col = detect_time_column(df)
        if time_col is None:
            continue
        df[time_col] = pd.to_datetime(df[time_col], errors="coerce", utc=True).dt.tz_localize(None)
        df = df.dropna(subset=[time_col]).rename(columns={time_col:
```

```
"timestamp"})
            frames.append(df)
        if not frames:
            raise ValueError("Gecerli zaman sutunu bulunamadi.")
        data = frames[0]
        for df in frames[1:]:
            data = pd.merge(data, df, on="timestamp", how="outer")
        data = data.sort_values("timestamp").reset_index(drop=True)
        data = data[(data["timestamp"] >= "2025-07-01") & (data["timestamp"] <=
"2026-02-28 23:00:00")]
        ghi_col = find_column(data, [["ghi"], ["global"], ["irradiance"], ["radiation"],
["solar"]])
        temp_col = find_column(data, [["air", "temp"], ["temperature"], ["temp"]])
        wind_col = find_column(data, [["wind", "10"], ["wind"], ["rüzgar"],
["ruzgar"]])
        if None in (ghi_col, temp_col, wind_col):
            raise ValueError("GHI, sicaklik veya ruzgar hizi sutunu bulunamadi.")
        weather = pd.DataFrame({
            "timestamp": data["timestamp"],
            "ghi": pd.to_numeric(data[ghi_col], errors="coerce"),
            "temp": pd.to_numeric(data[temp_col], errors="coerce"),
            "wind": pd.to_numeric(data[wind_col], errors="coerce"),
        }).dropna()

        weather["ghi"] = weather["ghi"].clip(lower=0)
        weather["wind"] = weather["wind"].clip(lower=0)
        return weather.reset_index(drop=True)
```

```
def create_hourly_load_profile(timestamps):
    hour = pd.to_datetime(timestamps).dt.hour.to_numpy()
    load = np.zeros(len(hour), dtype=float)
    load[(hour >= 8) & (hour < 18)] = 395.0
    load[(hour >= 18) & (hour < 22)] = 150.0
    load[(hour >= 22) | (hour < 8)] = 20.0
    return load
def pv_output_kw(P_pv_kw, ghi, temp):
    temp_factor = 1.0 + PV_TEMP_COEFF * (temp - PV_REF_TEMP)
    temp_factor = np.clip(temp_factor, 0.70, 1.10)
    pv = P_pv_kw * (ghi / 1000.0) * temp_factor * PV_DERATE
    return np.clip(pv, 0.0, P_pv_kw)
def wt_output_kw(P_wt_kw, wind):
    v = np.asarray(wind, dtype=float)
    p = np.zeros_like(v, dtype=float)
    ramp = (v >= WT_CUT_IN) & (v < WT_RATED)
    rated = (v >= WT_RATED) & (v <= WT_CUT_OUT)
    p[ramp] = P_wt_kw * ((v[ramp] - WT_CUT_IN) / (WT_RATED - WT_CUT_IN)) ** 3
    p[rated] = P_wt_kw
    return np.clip(p, 0.0, P_wt_kw)
```

```
def calculate_lcc(P_pv, P_wt, E_bat, P_dg, dg_energy):
    capex = (P_pv * COST_PV_USD_KW + P_wt * COST_WT_USD_KW +
             E_bat * COST_BAT_USD_KWH + P_dg * COST_DG_USD_KW)
```

```
        annual_opex = capex * OPEX_RATE
        annual_fuel = dg_energy * FUEL_RATE_L_KWH * FUEL_PRICE_USD_L
        lcc = capex + sum((annual_opex + annual_fuel) / ((1 + DISCOUNT_RATE)
** y)
                          for y in range(1, LIFETIME_YEARS + 1))
        return capex, annual_opex, annual_fuel, lcc
    def simulate_system(x, weather, load):
        P_pv, P_wt, E_bat, P_dg = x
        pv = pv_output_kw(P_pv, weather["ghi"].to_numpy(),
weather["temp"].to_numpy())
        wt = wt_output_kw(P_wt, weather["wind"].to_numpy())
        n = len(load)
        soc = np.zeros(n)
        dg = np.zeros(n)
        unmet = np.zeros(n)
        curtailed = np.zeros(n)
        bat = np.zeros(n)
        soc_energy = SOC_INITIAL * E_bat
        for t in range(n):
            renewable = pv[t] + wt[t]
            deficit = load[t] - renewable
            if deficit <= 0:
                surplus = -deficit
                free_capacity = max(0.0, SOC_MAX * E_bat - soc_energy)
                charge = min(surplus * BAT_CH_EFF, free_capacity)
                soc_energy += charge
                bat[t] = -charge
```

```
            curtailed[t] = max(0.0, surplus - charge / BAT_CH_EFF)
        else:
            available = max(0.0, soc_energy - SOC_MIN * E_bat)
            discharge = min(deficit / BAT_DIS_EFF, available)
            soc_energy -= discharge
            supplied_bat = discharge * BAT_DIS_EFF
            bat[t] = supplied_bat
            deficit -= supplied_bat
            dg[t] = min(deficit, P_dg)
            deficit -= dg[t]
            unmet[t] = max(0.0, deficit)
        soc[t] = soc_energy / E_bat
    total_load = float(np.sum(load))
    total_pv = float(np.sum(pv))
    total_wt = float(np.sum(wt))
    total_dg = float(np.sum(dg))
    total_unmet = float(np.sum(unmet))
    total_curtailed = float(np.sum(curtailed))
    total_gen = total_pv + total_wt + total_dg
    lpsp = total_unmet / total_load if total_load > 0 else 1.0
    dg_share = total_dg / total_gen if total_gen > 0 else 1.0
    re_share = (total_pv + total_wt) / total_gen if total_gen > 0 else 0.0
    capex, opex, fuel, lcc = calculate_lcc(P_pv, P_wt, E_bat, P_dg, total_dg)
    coe = lcc / (total_load * LIFETIME_YEARS) if total_load > 0 else np.inf
    return {
        "P_PV": float(P_pv), "P_WT": float(P_wt), "E_BAT": float(E_bat),
```

```
"P_DG": float(P_dg),
            "Load_energy": total_load, "PV_energy": total_pv, "WT_energy": total_wt,
            "DG_energy": total_dg, "Unmet_energy": total_unmet, "Curtailed_energy": total_curtailed,
            "LPSP": float(lpsp), "DG_share": float(dg_share), "Renewable_share": float(re_share),
            "SoC_min": float(np.min(soc)), "SoC_max": float(np.max(soc)), "SoC_mean": float(np.mean(soc)),
            "CAPEX": float(capex), "Annual_OPEX": float(opex), "Annual_fuel_cost": float(fuel),
            "LCC": float(lcc), "COE": float(coe),
            "pv_series": pv, "wt_series": wt, "dg_series": dg, "soc_series": soc,
            "unmet_series": unmet, "curtailed_series": curtailed, "bat_series": bat,
        }
    def pre_cdi(x):
        P_pv, P_wt, E_bat, P_dg = x
        if not (P_PV_MIN <= P_pv <= P_PV_MAX):
            return False
        if not (P_WT_MIN <= P_wt <= P_WT_MAX):
            return False
        if not (E_BAT_MIN <= E_bat <= E_BAT_MAX):
            return False
        if not (P_DG_MIN <= P_dg <= P_DG_MAX):
            return False
        total_power = P_pv + P_wt + P_dg
        return REQUIRED_POWER_WITH_RESERVE <= total_power <= TOTAL_STATION_POWER_MAX
```

```
def post_cdi(results):
    if results["LPSP"] > LPSP_MAX:
        return False
    if results["SoC_min"] < SOC_MIN - 1e-6:
        return False
    if results["SoC_max"] > SOC_MAX + 1e-6:
        return False
    if results["DG_share"] > DG_SHARE_MAX:
        return False
    return True
def clip_solution(x):
    y = np.array(x, dtype=float)
    y[0] = np.clip(y[0], P_PV_MIN, P_PV_MAX)
    y[1] = np.clip(y[1], P_WT_MIN, P_WT_MAX)
    y[2] = np.clip(y[2], E_BAT_MIN, E_BAT_MAX)
    y[3] = np.clip(y[3], P_DG_MIN, P_DG_MAX)
    total = y[0] + y[1] + y[3]
    if total > TOTAL_STATION_POWER_MAX:
        scale = TOTAL_STATION_POWER_MAX / total
        y[[0, 1, 3]] *= scale
    return y



def repair_power_constraint(x):
    y = clip_solution(x)
```

```
    total = y[0] + y[1] + y[3]
    if total < REQUIRED_POWER_WITH_RESERVE:
        y[[0, 1, 3]] *= REQUIRED_POWER_WITH_RESERVE / max(total, 1e-9)
    return clip_solution(y)
def random_solution():
    for _ in range(10000):
        x = np.array([
            np.random.uniform(P_PV_MIN, P_PV_MAX),
            np.random.uniform(P_WT_MIN, P_WT_MAX),
            np.random.uniform(E_BAT_MIN, E_BAT_MAX),
            np.random.uniform(P_DG_MIN, P_DG_MAX),
        ])
        x = repair_power_constraint(x)
        if pre_cdi(x):
            return x
    return np.array([1000.0, 50.0, 2000.0, 250.0])
def evaluate_solution(x, weather, load):
    if not pre_cdi(x):
        return np.inf, None, "pre"
    results = simulate_system(x, weather, load)
    penalty = 0.0
    if results["LPSP"] > LPSP_MAX:
        penalty += 1e8 * (results["LPSP"] - LPSP_MAX)
    if results["DG_share"] > DG_SHARE_MAX:
        penalty += 8e7 * (results["DG_share"] - DG_SHARE_MAX)
    if results["SoC_min"] < SOC_MIN:
```

```
        penalty += 5e7 * (SOC_MIN - results["SoC_min"])
    if results["SoC_max"] > SOC_MAX:
        penalty += 5e7 * (results["SoC_max"] - SOC_MAX)
    status = "valid" if post_cdi(results) else "post"
    return results["LCC"] + penalty, results, status
def tournament_selection(population, fitness, k=3):
    ids = np.random.choice(len(population), size=k, replace=False)
    return population[ids[np.argmin(fitness[ids])]].copy()
def crossover(parent1, parent2):
    alpha = np.random.rand()
    return clip_solution(alpha * parent1 + (1.0 - alpha) * parent2)
def mutate(x):
    ranges = np.array([P_PV_MAX - P_PV_MIN, P_WT_MAX - P_WT_MIN,
                       E_BAT_MAX - E_BAT_MIN, P_DG_MAX - P_DG_MIN])
    return clip_solution(x + np.random.normal(0.0, 0.04, 4) * ranges)
def run_optimization(weather, load):
    population = np.array([random_solution() for _ in range(POP_SIZE)])
    velocity = np.zeros_like(population)
    fitness = np.full(POP_SIZE, np.inf)
    pbest = population.copy()
    pbest_fit = np.full(POP_SIZE, np.inf)
    gbest = None
    gbest_fit = np.inf
    gbest_results = None
    history = []
    stats = {"pre_cdi": 0, "post_cdi": 0, "valid": 0, "simulated": 0}
```

```
start_time = time.time()
for it in range(MAX_ITER):
    for i in range(POP_SIZE):
        population[i] = repair_power_constraint(population[i])
        fit, results, status = evaluate_solution(population[i], weather, load)
        if status == "pre":
            stats["pre_cdi"] += 1
            continue
        stats["simulated"] += 1
        stats["post_cdi"] += int(status == "post")
        stats["valid"] += int(status == "valid")
        fitness[i] = fit
        if fit < pbest_fit[i]:
            pbest_fit[i] = fit
            pbest[i] = population[i].copy()
        if fit < gbest_fit and results is not None:
            gbest_fit = fit
            gbest = population[i].copy()
            gbest_results = results
    safe_fitness = np.nan_to_num(fitness, nan=np.inf, posinf=np.inf)
    new_population = [pbest[np.argmin(pbest_fit)].copy()]
    while len(new_population) < POP_SIZE:
        p1 = tournament_selection(population, safe_fitness)
        p2 = tournament_selection(population, safe_fitness)
        child = crossover(p1, p2) if np.random.rand() < CROSSOVER_RATE
else p1.copy()
```

```
                if np.random.rand() < MUTATION_RATE:
                    child = mutate(child)
                new_population.append(repair_power_constraint(child))
            population = np.array(new_population)
            if gbest is not None:
                r1 = np.random.rand(POP_SIZE, 4)
                r2 = np.random.rand(POP_SIZE, 4)
                velocity = W_INERTIA * velocity + C1 * r1 * (pbest - population) + C2 * r2 * (gbest - population)
                population = np.array([repair_power_constraint(x) for x in population + velocity])
            history.append({
                "iteration": it + 1,
                "best_LCC": gbest_results["LCC"] if gbest_results else np.nan,
                "best_LPSP": gbest_results["LPSP"] if gbest_results else np.nan,
                "best_P_PV": gbest_results["P_PV"] if gbest_results else np.nan,
                "best_P_WT": gbest_results["P_WT"] if gbest_results else np.nan,
                "best_E_BAT": gbest_results["E_BAT"] if gbest_results else np.nan,
                "best_P_DG": gbest_results["P_DG"] if gbest_results else np.nan,
            })
        stats["elapsed_s"] = time.time() - start_time
        if gbest_results is None:
            raise RuntimeError("Gecerli optimizasyon cozumu bulunamadi.")
        return gbest, gbest_fit, gbest_results, pd.DataFrame(history), stats


    def save_summary(best_results, history, stats):
```

```
        summary = {
            "Optimum PV gucu (kW)": best_results["P_PV"],
            "Optimum ruzgar gucu (kW)": best_results["P_WT"],
            "Optimum batarya kapasitesi (kWh)": best_results["E_BAT"],
            "Optimum dizel jeneratör gucu (kW)": best_results["P_DG"],
            "Toplam yuk enerjisi (kWh)": best_results["Load_energy"],
            "PV enerji uretimi (kWh)": best_results["PV_energy"],
            "Ruzgar enerji uretimi (kWh)": best_results["WT_energy"],
            "Dizel enerji uretimi (kWh)": best_results["DG_energy"],
            "LPSP": best_results["LPSP"],
            "Dizel enerji payi": best_results["DG_share"],
            "Yenilenebilir enerji payi": best_results["Renewable_share"],
            "CAPEX (USD)": best_results["CAPEX"],
            "LCC (USD)": best_results["LCC"],
            "COE (USD/kWh)": best_results["COE"],
            "Pre-CDI elenen cozum sayisi": stats["pre_cdi"],
            "Post-CDI elenen cozum sayisi": stats["post_cdi"],
            "Gecerli cozum sayisi": stats["valid"],
            "Hesaplama suresi (saniye)": stats["elapsed_s"],
        }
        pd.DataFrame(list(summary.items()), columns=["Gosterge", "Deger"]).to_csv(
            os.path.join(OUTPUT_FOLDER, "optimizasyon_ozet_sonuclari.csv"), index=False, encoding="utf-8-sig")
        history.to_csv(os.path.join(OUTPUT_FOLDER, "yakinsama_gecmisi.csv"), index=False, encoding="utf-8-sig")
        with open(os.path.join(OUTPUT_FOLDER, "optimizasyon_ozet_sonuclari.json"), "w", encoding="utf-8") as f:
```

```
        json.dump(summary, f, ensure_ascii=False, indent=4)
    return summary
def main():
    weather = load_weather_data(MLP_FOLDER)
    load = create_hourly_load_profile(weather["timestamp"])
    _, _, best_results, history, stats = run_optimization(weather, load)
    summary = save_summary(best_results, history, stats)
    for key, value in summary.items():
        print(f"{key}: {value}")
if __name__ == "__main__":
    main()
```

ÖZGEÇMİŞ

Kira KARABANOVA

ÖĞRENİM BİLGİLERİ

Doktora 2020-2026	Akdeniz Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Antalya, Türkiye
Yüksek Lisans 2015-2017	Saint Petersburg State University of Architecture and Civil Engineering Faculty of Engineering Systems and Ecology, Department of Electrical Power Supply and Electrical Engineering, Saint Petersburg, Russia
Lisans 2011-2015	Saint Petersburg State University of Architecture and Civil Engineering Faculty of Engineering Systems and Ecology, Department of Electrical Power Supply and Electrical Engineering, Saint Petersburg, Russia

MESLEKİ VE İDARİ GÖREVLER

Serbest Elektrik Mühendisi 2020-Devam Ediyor	İnProekt Ltd. Şti. (Podolsk, Rusya) SK Askendum Ltd. Şti. (Sankt Petersburg, Rusya) GeoProekt Ltd. Şti. (Moskova, Rusya) İnvara Ltd. Şti. (Moskova, Rusya) Elektrik ve enerji sistemleri projelendirme hizmetleri

ESERLER

Uluslararası hakemli dergilerde yayımlanan makaleler

1- Carlak, H.F.; Karabanova, K. Integration of Machine-Learning Weather Forecasts into Photovoltaic Power Plant Modeling: Analysis of Forecast Accuracy and Energy Output Impact. Energies 2026, 19, 318. https://doi.org/10.3390/en19020318

2- Carlak, H.F.; Karabanova, K. Evaluation of Machine Learning Algorithms for Weather Forecasting in Two Climatic Zones for Solar PV Modeling. International Journal of Photoenergy 2026. https://doi.org/10.1155/ijph/1979582