T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK GÜÇ DAĞITIM SİSTEMLERİNE BAĞLI MİKRO ŞEBEKELER İÇİN YENİ BİR AKILLI ENERJİ YÖNETİM ALGORİTMASI: ÜNİVERSİTE KAMPÜSÜ ÖRNEK DURUM İNCELEMESİ

Sercan İSÇAN

DOKTORA TEZİ

Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik Tesisleri Programı

Danışman

Doç. Dr. Oktay ARIKAN

Aralık, 2025

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK GÜÇ DAĞITIM SİSTEMLERİNE BAĞLI MİKRO ŞEBEKELER İÇİN YENİ BİR AKILLI ENERJİ YÖNETİM ALGORİTMASI: ÜNİVERSİTE KAMPÜSÜ ÖRNEK DURUM İNCELEMESİ

Sercan İSÇAN tarafından hazırlanan tez çalışması 08.12.2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı, Elektrik Tesisleri Programı **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Oktay ARIKAN
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Oktay ARIKAN, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Altuğ BOZKURT, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Suat İLHAN, Üye
İstanbul Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Bedri KEKEZOĞLU, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Bülent ORAL, Üye
Marmara Üniversitesi _____

Danışmanım Doç. Dr. Oktay ARIKAN sorumluluğunda tarafımca hazırlanan "Elektrik Güç Dağıtım Sistemlerine Bağlı Mikro Şebekeler İçin Yeni Bir Akıllı Enerji Yönetim Algoritması: Üniversite Kampüsü Örnek Durum İncelemesi" başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Sercan İSÇAN

İmza

Kıymetli Eşim, Kızım

ve

Aileme

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim süresince akademik gelişimime yön veren, bilgi birikimi, rehberliği ve sabrıyla bu çalışmanın her aşamasında bana yol gösteren değerli danışmanım Doç. Dr. Oktay ARIKAN'a en içten teşekkürlerimi sunarım. Tez izleme sürecinde yapıcı eleştirileri ve katkılarıyla çalışmanın olgunlaşmasına önemli destek sağlayan Doç. Dr. Altuğ BOZKURT ve Doç. Dr. Suat İLHAN'a teşekkür ederim. Ayrıca, tez yazım süreci boyunca değerli destekleriyle katkılarını esirgemeyen Doç. Dr. Semih ASLAN'a teşekkür ederim.

Bu çalışmanın yürütülmesine olanak sağlayan Boğaziçi Üniversitesi'ne; akademik vizyon ve desteği için Rektör Prof. Dr. Naci İnci'ye ve idari kolaylıkları için Genel Sekreter Dr. Öğr. Üyesi Hasan Fehmi TOPAL'a teşekkür ederim.

Bugün bulunduğum noktaya ulaşmamda en büyük paya sahip olan, her koşulda yanımda olan sevgili annem Birgül İSÇAN'a ve sevgili babam Faruk İSÇAN'a derin minnet duygularımı ifade etmek isterim. Onların emeği, inancı ve sevgisi bu yolculuğun görünmeyen temellerini oluşturmuştur.

Her zaman olduğu gibi bu süreçte de moral, motivasyon ve koşulsuz destekleriyle yanımda olan Gamze İŞCAN, Aysun AYAN ve Ahmet AYAN'a içten teşekkür ederim. Ayrıca, yoğun akademik dönemlerde dostlukları, desteği ve enerjileriyle bana güç veren değerli arkadaşlarım Soner Melih KURAL, Emrah TARLAN, Hasan ATASARAL ve Doç. Dr. Cihad Çağdaş UYDUR'a teşekkür ederim.

Son olarak, doktora sürecinin en zorlu anlarında sabrıyla, anlayışıyla ve sevgisiyle beni her zaman destekleyen, yorulduğumda elimi bırakmayan, can yoldaşım, sevgili eşim Duygu AYAN İSÇAN'a en derin teşekkürlerimi sunarım. Onun varlığı, inancı ve desteği bu sürecin tamamlanmasında en büyük güç kaynağım olmuştur. Ayrıca, sevgili kızım Beste'ye, gülümsemesiyle bana her zaman umut ve motivasyon verdiği için gönülden teşekkür ederim.

Sercan İSÇAN

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ…… ix
KISALTMA LİSTESİ……. xiv
ŞEKİL LİSTESİ…… xxii
TABLO LİSTESİ…… xxvii
ÖZET……..xxix
ABSTRACT……. xxxi
1 GİRİŞ……. 1
1.1 Literatür Özeti 5
1.1.1 Mikroşebekelerde Optimizasyon Temelli Enerji Yönetimine Yönelik Literatür Çalışmaları…….. 5
1.1.2 Mikroşebekelerde BEDS'lerin Optimal Tasarımı, Boyutlandırılması, Entegrasyonu ve İşletimine Yönelik Literatür İncelemesi…….16
1.1.3 MŞ'lerde TTEY'ye Yönelik Literatür Çalışmaları……...21
1.2 Tezin Amacı 40
1.3 Katkı ve Özgün Değer.....43
2 ÇALIŞMADA ELE ALINAN KAMPÜS MİKRO ŞEBEKESİ VE MEVCUT DURUM ANALİZİ…… 46
2.1 Sistem Bileşenleri 46
2.1.1 Sarıtepe Kampüsü Elektrik Enerji Sisteminin Genel Çerçevesi…...47
2.1.2 Kampüs Yük Profili……. 49
2.1.3 Rüzgâr Türbini Özellikleri ve Üretim Profili……55
2.1.4 Ülkemizdeki Elektrik Enerjisi Tarife Modelleri……...61
2.2 Kampüs Tarife Analizi.....64
2.2.1 Teorik Tarife Analizi…… 65
2.2.2 Vaka Çalışmasına Dayalı Tarife Analizi…….. 68
3 KAMPÜS MŞ'NİN DETERMİNİSTİK YAKLAŞIM İLE OPTİMİZASYONU VE ANALİZİ…… 71
3.1 Deterministik Yaklaşım ve Optimizasyon Yöntemi 71
3.2 Problemin Tanımı ve Matematiksel Model 73

3.3 Problemin Matematiksel Modeli.....74
3.3.1 Amaç Fonksiyonu……74
3.3.2 Güç Dengesi…… 76
3.3.3 DJ Modeli……..77
3.3.4 RES Modeli…….. 78
3.3.5 Net Emisyon Modeli……78
3.3.6 Tepe Yük Azaltımı Modeli……...80
3.4 Vaka Çalışmalarının Tanımı 83
3.4.1 Vaka Çalışması 1: Baz Durum…… 83
3.4.2 Vaka Çalışması 2: DJ'nin Yük Beslemesine Dahil Edildiği Durum 83
3.4.3 Vaka Çalışması 3: DJ'nin Tepe Yük Azaltımı Stratejisi Altında Optimal İşletimi……..84
3.4.4 Vaka Çalışması 4: Aylık Bazda Karbon Dengesinin ve Maliyetinin Dâhil Edildiği Senaryo……...84
3.4.5 Vaka Çalışması 5: Saatlik Bazda Karbon Dengesinin ve Maliyetinin Dâhil Edildiği Senaryo……...84
3.5 Optimizasyon Sonuçları ve Değerlendirme 85
3.5.1 Vaka Çalışması 1: Baz Durum Sonuçları……... 86
3.5.2 Vaka Çalışması 2: DJ'nin Yük Beslemesine Dahil Edildiği Senaryo Sonuçları……... 87
3.5.3 Vaka Çalışması 3: DJ'nin Tepe Yük Azaltımı Stratejisi Altında Optimal İşletimi Sonuçları……... 90
3.5.4 Vaka Çalışması 4: Aylık Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Senaryo Sonuçları……. 93
3.5.5 Vaka Çalışması 5: Saatlik Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Senaryo Sonuçları……. 96
3.5.6 Vaka Sonuçlarının Karşılaştırılması……... 100
3.5.7 Vaka Sonuçların Değerlendirilmesi……101
4 OPTİMAL BEDS TASARIMI ALTINDA KAMPÜS MŞ'NİN DETERMİNİSTİK OPTİMİZASYONU VE ANALİZİ…… 103
4.1 Problemin Tanımı ve Matematiksel Model 103
4.1.1 Amaç Fonksiyonu Revizyonu……107
4.1.2 Güç Dengesi Modeli Revizyonu…….108
4.1.3 DJ Modeli Revizyonu……. 108
4.1.4 RES Modeli Revizyonu…….. 108
4.1.5 Net Emisyon Modeli Revizyonu……109
4.1.6 Tepe Yük Azaltımı Modeli Revizyonu……...110
4.1.7 BEDS Modeli……..110

4.2 Optimizasyon Sonuçları 111

4.2.1 Vaka Çalışması 1.1: Baz Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları 112

4.2.2 Vaka Çalışması 2.1: DJ'nin Yük Beslemesine Dahil Edildiği Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları 117

4.2.3 Vaka Çalışması 3.1: DJ'nin Tepe Yük Azaltımı Stratejisi Altında Optimal İşletimi Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları 121

4.2.4 Vaka Çalışması 4.1: Aylık Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları 125

4.2.5 Vaka Çalışması 5.1: Saatlik Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları 129

4.3 Optimizasyon Sonuçları Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi 134

4.3.1 Dikey Kıyaslama 134

4.3.2 Yatay Kıyaslama 139

4.3.3 Vaka Sonuçların Genel Değerlendirilmesi 140

5 METASEZGİSEL ALGORİTMALAR İLE KAMPÜS MŞ'NİN ENERJİ OPTİMİZASYONU ve ANALİZİ 142

5.1 Meta-sezgisel Algoritmalara Genel Bakış 143

5.1.1 Meta-Sezgisel Algoritmaların Sınıflandırılması 143

5.1.2 Tez Çalışmasında Kullanılan Optimizasyon Algoritmaları 147

5.2 Optimizasyon Uygulaması 154

5.2.1 MŞ İşletim Modları 154

5.2.2 Optimizasyon Prosedürü 159

5.2.3 Optimizasyon Sonuçları 160

5.2.4 Sonuçların Değerlendirilmesi 178

6 TAHMİN ENTEGRASYONU İLE KAMPÜS MŞ OPTİMİZASYONU ve ANALİZİ 192

6.1 Veri Setleri ve Özellikleri 192

6.1.1 Kampüs Yük Talebi Veri Seti ve Özellikleri 193

6.1.2 RES Veri Seti ve Özellikleri 199

6.1.3 Meteorolojik Veri Seti ve Özellikleri 210

6.2 Tez Çalışmasında Kullanılan Tahmin Modelleri 211

6.2.1 İstatiksel Yöntemler 212

6.2.2 Yapay Sinir Ağları Yöntemi 218

6.2.3 Uzun Kısa Vadeli Bellek Yöntemi 224

6.3 Yük Tüketim Tahmin Sonuçları 229

6.4 RES Üretim Tahmin Sonuçları 236

6.5 Tahminlerin Optimizasyon Sistemine Entegrasyonu 241
6.5.1 Tahmin Tabanlı Optimizasyon Uygulaması……... 243
6.5.2 Hassasiyet Senaryoları…… 247
6.6 Tahmin Tabanlı Optimizasyon Sonuçları 248
6.6.1 OMH Sınıfına Bağlı Yük Kaydırma Etkileri (Senaryo 1A–1B-1C)…… 248
6.6.2 BEDS Dinamik BŞD Alt Sınırı Etkileri (Senaryo 2A–2B-2C)….. 249
6.6.3 Birleşik Senaryoların Değerlendirmesi (1A+2C ve 1C+2A)……..250
6.7 Değerlendirme 252
7 SONUÇ…… 255
KAYNAKÇA…….. 264
A ÖRNEK KDV VE DİĞER BEDELLER ORANI HESABI……... 290
B DJ YAKIT TÜKETİM KATSAYI HESABI……... 291
C GAMS OPTİMİZASYON KODU…… 292
C.1 Bölüm 3 – GAMS Optimizasyon Kodu 292
D GAMS BEDS OPTİMİZASYON VE BEDS Ş/D DÖNGÜ SAYISI MATLAB KODU…….....300
D.1 Bölüm 4 – GAMS Optimizasyon Kodu..... 300
D.2 Bölüm 4 – BEDS tam şarj-deşarj döngüsünü hesaplama 309
D.3 Bölüm 4 – Yatay ve Dikey Kıyaslama Verileri 311
E MATLAB OPTİMİZASYON KODLARI……312
E.1 Bölüm 5 – MATLAB Optimizasyon Kodları..... 312
E.2 Bölüm 5 – Tablo 5.7'ye Ait Hesaplama Detayı 337
F MATLAB TAHMİN KODLARI……...338
F.1 MATLAB Yük Tüketim Tahmin Kodları 338
F.2 MATLAB RES Üretim Tahmin Kodları 353
TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR……...366

SİMGE LİSTESİ

EB_{TT}	Tek terimli tarife enerji bedeli
AET_t	t zaman dilimindeki aktif enerji tüketimi
İSEB	İlgili saatteki birim enerji bedeli
$EB_{ÇT}$	Çift terimli tarife enerji bedeli
SG	Sözleşme gücü
GB	Güç bedeli
EB_{TT3Z}	Tek terim üç zamanlı tarife enerji bedeli
AET_{T1_t}	T1 zaman diliminde t anındaki aktif enerji tüketimi
İSEB_{T1}	T1 zaman dilimindeki birim enerji bedeli
AET_{T2_t}	T2 zaman diliminde t anındaki aktif enerji tüketimi
İSEB_{T2}	T2 zaman dilimindeki birim enerji bedeli
AET_{T3_t}	T3 zaman diliminde t anındaki aktif enerji tüketimi
İSEB_{T3}	T2 zaman dilimindeki birim enerji bedeli
$EB_{ÇT3Z}$	Tek terim üç zamanlı tarife enerji bedeli
F	Amaç fonksiyonu
$M_{UŞ,t}^{alış}$	t anında şebekeden enerji alım maliyeti
$M_{DJ,t}^{alış}$	t anında dizel jeneratörden enerji alım maliyeti
$G_t^{satış}$	t anında enerji satışından elde edilen gelir
M_{karbon}^{denge}	Karbon denge maliyeti
$P_{UŞ,t}$	t anında şebekeden alınan güç
$\lambda_{UŞ,t}^{alış}$	t anında şebeke enerji birim bedeli
$YT_{DJ,t}$	t anında dizel jeneratör yakıt tüketimi
λ_{Dizel}	Dizel yakıt birim bedeli
α	Dizel jeneratör yakıt tüketim katsayısı
$P_{DJ,t}$	t anında dizel jeneratörden alınan güç

β	Dizel jeneratör yakıt tüketim sabiti
$P_t^{satılan}$	t anında şebekeye satılan güç
$\lambda_t^{satış}$	t anında şebeke satış birim bedeli
λ_{karbon}	Karbon birim bedeli
$E_{aylık}^{net\ toplam}$	Toplam aylık net karbon sanılımı
$E_{aylık}^{sınır}$	Aylık karbon salınım sınır değeri
$P_{RES,t}^{kullanılan}$	t anında RES tarafından üretilen yük beslemesinde kullanılan güç
$P_{kampüs,t}$	t anında kampüs tarafından talep edilen güç
$P_{DJ,t}^{min}$	t anında dizel jeneratörden alınacak minimum güç miktarı
$P_{DJ,t}^{maks}$	t anında dizel jeneratörden alınacak maksimum güç miktarı
$YD_{DJ,t}$	t anında dizel jeneratör yakıt durumu
$YD_{DJ,t-1}$	t-1 anında dizel jeneratör yakıt durumu
$YT_{DJ,t-1}$	t-1 anında dizel jeneratör yakıt tüketimi
$YD_{DJ}^{başlangıç}$	Dizel jeneratör başlangıç yakıt durumu
YD_{DJ}^{min}	Dizel jeneratör minimum yakıt durumu
$P_{RES,t}^{üretim}$	t anında RES üretim gücü
$P_{RES,t}^{verilen}$	t anında şebekeye verilen RES üretim gücü
$P_t^{satılan}$	t anında şebekeye satılan RES üretim gücü
E_t^{net}	t anındaki net karbon salınım miktarı
$E_{UŞ,t}^{salınan}$	t anında şebeke karbon salınım miktarı
$E_{DJ,t}^{salınan}$	t anında dizel jeneratör karbon salınım miktarı
$E_{RES,t}^{engellenen,toplam}$	t anında RES tarafından engellenen karbon salınım miktarı
ξ	Şebeke karbon salınım katsayısı
δ	Dizel jeneratör karbon salınım katsayısı
κ	RES karbon engelleme katsayısı
$E_{aylık}^{net\ toplam}$	Toplam aylık net karbon salınım miktarı
$P_{UŞ,t}^{maks}$	t anında şebekeden alınabilecek maksimum güç miktarı
$M_{UŞ,t}^{alış,yük}$	t anında şebeke yük besleme maliyeti
$M_{DJ,t}^{alış,yük}$	t anında dizel jeneratörden yük besleme maliyeti
$M_{BEDS,t}^{şarj}$	t anında batarya şarj maliyeti

$\text{İ}YM$	Batarya ilk yatırım maliyeti
BOM	Batarya bakım onarım maliyeti
$\eta_{ÇV}$	Batarya çevrimsel verimliliği
$M_{UŞ,t}^{şarj}$	t anında bataryanın şebekeden şarj olma maliyeti
$M_{DJ,t}^{şarj}$	t anında bataryanın dizel jeneratörden şarj olma maliyeti
$M_{RES,t}^{şarj}$	t anında bataryanın RES'ten şarj olma maliyeti
γ_{BEDS}	Batarya birim maliyeti
EK_{BEDS}	Batarya enerji kapasitesi
$SGÖF$	Sermaye geri ödeme faktörü
r	İskonto oranı
YS	Batarya yaşam süresi (ömrü)
$P_{UŞ,t}^{şarj}$	t anında şebeke batarya şarj gücü
$P_{DJ,t}^{şarj}$	t anında dizel jeneratör batarya şarj gücü
$P_{RES,t}^{şarj}$	t anında RES batarya şarj gücü
$P_{UŞ,t}^{yük}$	t anında şebeke yük besleme gücü
$P_{DJ,t}^{yük}$	t anında dizel jeneratör yük besleme gücü
$P_{RES,t}^{yük}$	t anında RES yük besleme gücü
$P_{BEDS.t}^{kullanılan}$	t anında batarya yük besleme gücü
$P_{BEDS,t}^{şarj}$	t anında bataryanın şarj edilmesi için gerekli güç miktarı
$E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam}$	Batarya toplam aylık net karbon salınım miktarı
$E_{BEDS,t}^{net}$	t anında batarya net karbon salınım miktarı
$E_{UŞ,t}^{şarj,salınan}$	t anında bataryanın şebekeden şarj olması durumunda salınan karbon miktarı
$E_{DJ,t}^{şarj,salınan}$	t anında bataryanın dizel jeneratörden şarj olması durumunda salınan karbon miktarı
$E_{BEDS,t}^{engellenen}$	t anında batarya kullanımı neticesinde engellenen karbon salınım miktarı
$P_{BEDS,t}^{deşarj}$	t anında batarya deşarj gücü
DV_{BEDS}	Batarya deşarj verimliliği
$ŞG_{BEDS}$	Batarya şarj gücü

DG_{BEDS}	Batarya deşarj gücü
$U_{BEDS,t}$	t anındaki batarya şarj/deşarj karar değişkeni
$BŞD_{BEDS,t}$	t anındaki batarya şarj durumu
$BŞD_{BEDS,t-1}$	t-1 anındaki batarya şarj durumu
$ŞV_{BEDS}$	Batarya şarj verimliliği
$BŞD_{BEDS,başlangıç}$	Batarya başlangıç şarj durumu
$BŞD_{BEDS,maks}$	Batarya maksimum şarj durumu
$BŞD_{BEDS,min}$	Batarya minimum şarj durumu
Δf	Uygunluk farkı
T	Sıcaklık parametresi
f_1	Toplam maliyet pareto fonksiyonu
f_2	Şebeke pik gücü pareto fonksiyonu
$w1$	Toplam maliyet önem katsayısı
$w2$	Şebeke pik gücü önem katsayısı
$EK_{Maks\ limit}^{Bütçe}$	Bütçe bazlı maksimum batarya sınırı
τ	Batarya yatırım bütçesi
$\Phi_p(B)$	p dereceli otoregresif polinom
B	Gecikme operatörü
$(1-B)^d$	d dereceli fark alma işlemi
y_t	Zaman serisinin t anındaki değeri
$\Theta_q(B)$	q dereceli hareketli ortalama polinom
ε_t	Beyaz gürültü
ϕ_p	Serinin kendi gecikmeli değerlerine ait katsayıları
x_i	Nöron giriş değeri
w_i	Nöron ağırlık katsayısı
b	Bias
$f(\cdot)$	Doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu
y	Nöron çıktısı
$\mathbb{R}^{n_{inputs}}$	Giriş vektörü
$\hat{y}$	Tahmin değerleri
σ	Sigmoid aktivasyon fonksiyonu
h_{t-1}	t-1 anındaki gizli durum

x_t	t anındaki giriş vektörü
i_t	t anındaki girdi kapısı
$\widetilde{C}_t$	t anındaki hücre durumu
$\tan h$	Hiperbolik tanjant aktivasyonu

KISALTMA LİSTESİ

3Z	Üç Zamanlı
AA	Alternatif Akım
AA	Ateşböceği Algoritması
AB-ETS	Avrupa Birliği Emisyon Ticaret Sistemi
ADT	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
AG	Alçak Gerilim
AGA	Aşırı Gradyan Artırımı
AHÖYSA	Aşırı Hızlı Öğrenen Yapay Sinir Ağı
AHS	Analitik Hiyerarşi Süreci
AKO	Arı Kolonisi Optimizasyonu
ATO	Ağaç Tohumu Optimizasyonu
BA	Bükücüler Ayrışması
BEDS	Batarya Enerji Depolama Sistemi
BenTav	Benzetilmiş Tavlama
BHEDS	Basınçlı Hava Enerji Depolama Sistemi
BiyoJen	Biyokütle Jeneratörü
BKO	Bakteri Kolonisi Optimizasyonu
BM	Bulanık Mantık
BO	Bellman Optimizasyonu
BoUN	Boğaziçi Üniversitesi
BSTDE	Bulanık Sıralama Tabanlı Diferansiyel Evrim
BŞD	Batarya Şarj Durumu
BT	Birlik Taahhüdü
BTSGA II	Baskınlık Tabanlı Sıralama Genetik Algoritması II
BTYÇAA	Bellek Tabanlı Yerçekimi Arama Algoritması

CMA	Cıvık Mantar Algoritması
ÇAAAO	Çok Amaçlı Afrika Akbabası Optimizasyonu
ÇADPÖ	Çok Ajanlı Derin Pekiştirmeli Öğrenme
ÇAGAO	Çok Amaçlı Güve Alev Optimizasyonu
ÇAİÖ	Çok Amaçlı İç nokta Optimizasyonu
ÇAKKBM	Çarpanlara Ayrılmış Koşullu Kısıtlı Boltzmann Makinesi
ÇAP	Çift Aşamalı Program
ÇAVÇİBTA	Çok Amaçlı ve Çok İşlemcili Benzetimli Tavlama Algoritması
ÇDDR	Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon
ÇDURP	Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Parçaları
ÇGDOP	Çok Girdili Doğrusal Olmayan Programlama
ÇİBA	Çevrim İçi Bilgi Ağı
ÇKTSA	Çok Katmanlı Tekrarlayan Sinir Ağları
ÇKVYT	Çok Kısa Vadeli Yük Tahminleri
ÇKYSA	Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı
ÇMTKM	Çoklu Model Tabanlı Karar Mekanizması
ÇNM	Çarpanlı Nöron Modeli
ÇOA	Çekirge Optimizasyon Algoritması
ÇT	Çift Terimli
ÇT3Z	Çift Terimli Üç Zamanlı
ÇTTZ	Çift Terimli Tek Zamanlı
ÇUİB	Çoklu Uzay İş Birliği
ÇV	Çevrimsel Verimlilik
ÇYKTB	Çift Yönlü Kapılı Tekrarlayan Birim
ÇYYT	Çekirdek Yumuşatma Yoğunluk Tahmini
DA	Doğru Akım
DalDön	Dalgacık Dönüşümü
DalSA	Dalgacık Sinir Ağı
DD	Deşarj Derinliği
DDOBHO	Dışsal Değişkenli Otokorelasyonlu Bütünleşik Hareketli Ortalama Modeli
DDPG	Derin Deterministik Politika Gradyanı

DE	Diferansiyel Evrim
DEA	Diferansiyel Evrim Algoritması
DerÖğ	Derin Öğrenme
DEÜS	Dağıtık Enerji Üretim Sistemleri
DG	Deşarj Gücü
DGDOORM	Dışsal Girdili Doğrusal Olmayan Otoregresif Model
DİA	Derin İnanç Ağları
DJ	Dizel Jeneratörler
DM	Dağıtım Merkezi
DOe	Derin Otoenkoder
DOK	Derin Otomatik Kodlayıcı
DOP	Doğrusal Olmayan Programlama
DP	Doğrusal Programlama
DPÖ	Derin Pekiştirmeli Öğrenme
DQA	Derin Q Ağları
DSA	Derin Sinir Ağı
DTSA	Dalgacık Tabanlı Sinir Ağları
DV	Deşarj Verimliliği
DVR	Destek Vektör Regresyonu
ED	Ekonomik/Çevresel Dağıtım
EKKDVM	En Küçük Kareler Destek Vektör Makinesi
EnYK	Enerji Yönetim Kontrolörü
EnYS	Enerji Yönetim Sistemi
EPDK	Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu
EPİAŞ	Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.
ES	Evrim Stratejileri
ETKüm	Eğri Tabanlı Kümeleme
EvSA	Evrişimli Sinir Ağı
FDÇY	Fonksiyonel Dalgacık-Çekirdek Yöntemi
FS	Fil Sürüsü
FV	Fotovoltaik
GA	Genetik Algoritma

GAKAA	Gradyan Artırmalı Karar Ağacı Algoritması
GAMak	Gradyan Artırma Makinesi
GAMS	Genel Cebirsel Modelleştirme Sistemi (General Algebraic Modeling System)
GBHO	Gazların Brown Hareketi Optimizasyonu
GBO	Goril Birlikleri Optimizasyonu
GEM	Genelleştirilmiş Eklemeli Model
GerYA	Geri Yayılım Algoritması
GJ	Gaz Jeneratörü
GKAA	Guguk Kuşu Arama Algoritması
GKO	Gri Kurt Optimizasyonu
GKTDSA	Geliştirilmiş Kalıntı Tabanlı Derin Sinir Ağı
GP	Genetik Programlama
GRSA	Genelleştirilmiş Regresyonel Sinir Ağı
GT	Gelgit Türbinleri
GTM	Genelleştirilmiş Toplayıcı Model
GYA	Geliştirilmiş Yusufçuk Algoritması
GYYSA	Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı
GZFD	Geliştirilmiş Zaman Füzyon Dönüştürücü
HDS	Hidrojen Depolama Sistemi
HE	Hidro Elektrik
HFA	Havai Fişek Algoritması
HGAMÖA	Hafif Gradyan Artırmalı Makine Öğrenmesi Algoritması
ISO	Uluslararası Standardizasyon Organizasyonu (International Standardization Organization)
İAA	İç Arama Algoritması
İARO	İki Aşamalı Rastsal Optimizasyon
İBSA	İleri Beslemeli Sinir Ağı
İBTOA	Biyocoğrafya Temelli Optimizasyon Algoritması
İÇBGTSY	İdeal Çözüme Benzerliğe Göre Tercih Sıralama Yöntemi
İEMA	İyileştirilmiş Empirik Mod Ayrıştırma
İGAO	İyileştirilmiş Güve Alev Optimizasyonu
İHA	İyon Hareketi Algoritması

İKSO	İkili Parçacık Sürü Optimizasyonu
KA	Kafes Arama
KAO	Karınca Aslanı Optimizasyonu
KarAğ	Karar Ağacı
KarAğR	Karar Ağacı Regresyonu
KayPen	Kayma Penceresi
KDA	Kuantum Destekli Algoritma
KDK	Kapalı Döngü Kümeleme
KDO	Kara Delik Optimizasyonu
KEYKA	K-En Yakın Komşu Algoritması
KKBM	Koşullu Kısıtlı Boltzmann Makinesi
KKO	Karınca Kolonisi Optimizasyonu
KKT	Krush-Kuhn-Tucker
KOJEN	Kojenerasyon
KOKH	Kök Ortalama Kare Hatası
KP	Kuadratik Programlama
KSA	Kurbağa Sıçrama Algoritması
KTB	Kapılı Tekrarlayan Birim
KTDOP	Karma Tam sayılı Doğrusal Olmayan Programlama
KTDP	Karma Tam sayılı Doğrusal Programlama
KVYT	Kısa Vadeli Yük Tahmini
LUA	Levy Uyumu Algoritmasına
MDalSA	Morlet Dalgacık Sinir Ağı
MOBHOM	Mevsimsel Otoregresif Bütünleşik Hareketli Ortalama Modeli
MOHO	Mevsimsel Otokorelasyonlu Hareketli Ortalama
MOREHO	Mevsimsel Otomatik Regresyon Entegre Hareketli Ortalama
MÖ	Makine Öğrenmesi
MÖDÇYA	Makine Öğrenmesine Dayalı Çok Yönlü Algoritma
MSOA	Meyve Sineği Optimizasyon Algoritması
MŞ	Mikro Şebeke
MT	Mikro Türbin
MTDPÖ	Model Tabanlı Derin Pekiştirmeli Öğrenme

MTÖD	Model Tabanlı Öngörü Denetleyicisi
MYMİÖSA	Minimum Yinelemeli Maksimum İlgili Özellik Seçimi Algoritması
NBD	Net Bugünkü Değer
NKOKH	Normalize Edilmiş Kök Ortalama Kare Hata
NOKH	Normalize edilmiş Ortalama Karekök Hata
NOMH	Normalize edilmiş Ortalama Mutlak Hata
OBHOM	Otokorelasyonlu Bütünleşik Hareketli Ortalama Modeli
OG	Orta Gerilim
OHO	Otokorelasyonlu Hareketli Ortalama
OHOM	Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli
OKH	Ortalama Kareler Hatası
OMH	Ortalama Mutlak Hata
OMYH	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
OÖÇ	Otomatik Özellik Çıkarımı
OtoReg	Otoregresif
OtoReg	Oto-Regresyon
OtoRegHO	Oto-Regresif Hareketli Ortalama
OVYT	Orta Vadeli Yük Tahmini
OYT	Olasılıksal Yük Tahmin
ÖMA	Özel Mülkiyetli Algoritma
ÖÖDOA	Öğretme ve Öğrenmeye Dayalı Optimizasyon Algoritması
PD	Parçalı Doğrusallaştırma
PO	Pareto Optimizasyonu
PÖ	Pekiştirmeli Öğrenme
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
RES	Rüzgâr Enerji Santrali
ROA	Rastgele Orman Algoritması
RTF	Radyal Tabanlı Fonksiyonlar
SATADD	Sinirsel Ağ Tabanlı Adi Diferansiyel Denklem
SBM	Seviyelendirilmiş Batarya Maliyeti
SDA	Su Döngüsü Algoritması
SEM	Seviyelendirilmiş Enerji Maliyeti

SG	Sözleşme Gücü
SHT	Sayısal Hava Tahmini
SisTan	Sistem Tanılama
SKO	Sinüs Kosinüs Optimizasyon
SOAA	Simbiyotik Organizma Arama Optimizasyonu
SZSA	Sıvı Zaman Sabiti Ağları
ŞG	Şarj Gücü
ŞV	Şarj Verimliliği
TA	Tabu Arama
TCMB	Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası
TekSA	Tekrarlayan Sinir Ağları
TO	Tümevarımsal Optimizasyon
TÖğ	Topluluk Öğrenmesi
TPA	Takas Piyasası Algoritması
TSO	Tunikat Sürüsü Optimizasyonu
TT	Tek Terimli
TT3Z	Tek Terimli Üç Zamanlı
TTEY	Tahmin Temelli Enerji Yönetimi
TTTZ	Tek Terimli Tek Zamanlı
TTY	Talep Tarafı Yönetimi
TZ	Tek Zamanlı
UAA	Uyum Arama Algoritması
UBBÖA	Uyarlamalı Bölümlenmiş Bağlamsal Öğrenme Algoritması
UBÇS	Uyarlanabilir Bulanık Çıkarım Sistemi
UBSÇS	Uyarlamalı Bulanık Sinir Çıkarım Sistemi
UDalSA	Uyarlanabilir Dalgacık Sinir Ağı
UGTTAKA	Uyarlanabilir Gürültüyle Tümleşik Topluluk Ampirik Kip Ayrıştırması
UKVB	Uzun-Kısa Vadeli Bellek
UNBÇS	Uyarlamalı Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi
UPSO	Uyarlamalı Parçacık Sürü Optimizasyonu
UŞ	Ulusal Şebeke

UVYT	Uzun Vadeli Yük Tahmini
UyAr	Uyarlamalı Artırma
VKA	Varyasyonel Kip Ayrıştırması
VODK	Veri Odaklı Doğrusal Kümeleme
VZvMA	Veri Zenginleştirme ve Model Ayrıştırma
YA	Yarasa Algoritması
YAA	Yıldırım Arama Algoritması
YÇAA	Yerçekimi Arama Algoritması
YD	Yakıt Durumu
YDalDön	Yinelemeli Dalgacık Dönüşümüne
YDP	Yaklaşık Dinamik Programlama
YEAA	Yapay Elektrik Alanı Algoritması
YEAA	Yapay Elektrik Alanı Algoritmasını
YEK	Yenilenebilir Enerji Kaynağı
YH	Yakıt Hücresi
YMHA	Yeni Metasezgisel Harmonik Algoritma
YÖE	Yinelemeli Özellik Eleme
YRA	Yapay Reaksiyon Optimizasyonu
YSA	Yapay Sinir Ağı
YSS	Yapay Sinek Sürüsü
YUÖD	Yuvarlanan Ufuklu Öngörü Denetleyicisi
YZ	Yapay Zekâ

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 Enerji tüketiminin küresel çapta yıllara göre değişimi ve 2050 tahmini (a) Birincil enerji tüketimi (b) Elektrik enerjisi tüketimi (1990-2050) [1], [2], [3] 1

Şekil 1.2 Enerji tüketimi kaynaklı karbondioksit salınımının küresel çapya yıllara göre değişimi [4] 2

Şekil 1.3 Ülkemizde enerji tüketiminin yıllara göre değişimi (a) Birincil enerji tüketimi (b) Elektrik enerjisi tüketimi (1990-2023) [5], [6] 2

Şekil 1.4 Enerji tüketiminin sektörel dağılımı [7] 4

Şekil 2.1 Sarıtepe kampüsü yerleşim planı 47

Şekil 2.2 Sarıtepe kampüsü MŞ mimarisi 48

Şekil 2.3 Sarıtepe kampüsü aylık bazda elektrik tüketimleri 51

Şekil 2.4 Sarıtepe kampüsü 2022 yılı pik yük talepleri 52

Şekil 2.5 Sarıtepe kampüsü saatlik bazda güç talepleri (2022 Ekim) 53

Şekil 2.6 Sarıtepe kampüsü zaman dilimlerine göre enerji tüketimi 54

Şekil 2.7 Sarıtepe kampüsü günlük bazda toplam güç talebi (2022 Ekim) 55

Şekil 2.8 RES teorik güç ve güç katsayısı eğrisi [256] 57

Şekil 2.9 RES yıllık enerji üretimi (2015–2024) 58

Şekil 2.10 RES aylık bazda enerji üretimi (2015–2024) 60

Şekil 2.11 RES gerçek güç üretim saçılmaları, teorik güç eğrisi ve rüzgâr hızı dağılımı (2020-2023) 61

Şekil 2.12 RES saatlik üretilen güç değerleri (2022 Ekim) 68

Şekil 3.1 Önerilen kampüs MŞ EnYS modelinin blok diyagramı 74

Şekil 3.2 Kampüs yük tüketim histogram grafiği (2022 Ekim) 81

Şekil 3.3 Optimizasyon sürecinin akış şeması 82

Şekil 3.4 Vaka 1 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 86

Şekil 3.5 Vaka 1 - kampüsün saatlik talep ve arz gücü dağılımı 87

Şekil 3.6 Vaka 2 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 88

Şekil 3.7 Vaka 2 – kampüsün saatlik talep ve arz gücü dağılımı 89

Şekil 3.8 Vaka 2 – DJ yakıt tüketimi ve yakıt durumu 90

Şekil 3.9 Vaka 3 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 92

Şekil 3.10 Vaka 3 ve Vaka 2 DJ işletim karşılaştırması....92
Şekil 3.11 Vaka 3 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....93
Şekil 3.12 Vaka 3 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....93
Şekil 3.13 Vaka 4 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 94
Şekil 3.14 Vaka 4 ve Vaka 3 DJ işletim karşılaştırması....95
Şekil 3.15 Vaka 4 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....95
Şekil 3.16 Vaka 4 DJ yakıt durumu değişimi....96
Şekil 3.17 Vaka 4 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 97
Şekil 3.19 Vaka 5, Vaka 4 ve Vaka 3'ün 715 – 718 saatleri arasındaki DJ işletim karşılaştırması....98
Şekil 3.20 Vaka 5 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....99
Şekil 3.21 Vaka 5 saatlik bazda karbon salınımı....99
Şekil 4.1 BEDS entegre edilmiş model....104
Şekil 4.2 Vaka 1.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi....113
Şekil 4.3 Vaka 1.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....113
Şekil 4.4 Vaka 1.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 114
Şekil 4.5 Vaka 1.1 BŞD değişimleri....115
Şekil 4.6 Vaka 1.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı 115
Şekil 4.7 Vaka 2.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi....117
Şekil 4.8 Vaka 2.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....118
Şekil 4.9 Vaka 2.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 118
Şekil 4.10 Vaka 2.1 BŞD değişimleri....119
Şekil 4.11 Vaka 2.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı 119
Şekil 4.12 Vaka 2.1 DJ yakıt durumu değişimi....120
Şekil 4.13 Vaka 3.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi....121
Şekil 4.14 Vaka 3.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....122
Şekil 4.15 Vaka 3.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 122
Şekil 4.16 Vaka 3.1 BŞD değişimleri....123
Şekil 4.17 Vaka 3.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı 123
Şekil 4.18 Vaka 3.1 DJ yakıt durumu değişimi....124
Şekil 4.19 Vaka 4.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi....126
Şekil 4.20 Vaka 4.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı....126
Şekil 4.21 Vaka 3.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 127
Şekil 4.22 Vaka 4.1 BŞD değişimleri....127
Şekil 4.23 Vaka 4.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı 128

Şekil 4.24 Vaka 4.1 DJ yakıt durumu değişimi 129
Şekil 4.25 Vaka 5.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi 130
Şekil 4.26 Vaka 5.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı 131
Şekil 4.27 Vaka 5.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları 131
Şekil 4.28 Vaka 5.1 BŞD değişimleri 132
Şekil 4.29 Vaka 5.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı 132
Şekil 4.30 Vaka 5.1 DJ yakıt durumu değişimi 133
Şekil 4.31 Vaka maliyet sonuç karşılatırması 135
Şekil 4.32 Tüm vakalar için BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları 138
Şekil 4.33 Tüm vakalar için BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları 140
Şekil 5.1 Meta-sezgisel algoritmaların sınıflandırılması ve literatürde yaygın kullanılan örnekler 144
Şekil 5.2 Mod-1 Akış Şeması 156
Şekil 5.3 Mod-2 Akış Şeması 157
Şekil 5.4 Mod-3 Akış Şeması 158
Şekil 5.5 Algoritmaların Mod-1'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA 162
Şekil 5.6 Mod 1 kaynak dağılımı (a) Yük beslemesinde, (b) BEDS şarjında 163
Şekil 5.7 Mod-1 UŞ'den alınan güç miktarları 164
Şekil 5.8 Mod-1 BŞD değerleri 164
Şekil 5.9 Mod-1 BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları 165
Şekil 5.10 Mod-1 DJ yakıt durumu değerleri 165
Şekil 5.11 Algoritmaların Mod-2'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA 168
Şekil 5.12 Mod 2 kaynak dağılımı (a) Yük beslemesinde – (b) BEDS şarjında 169
Şekil 5.13 Mod-2 UŞ'den alınan güç miktarları 170
Şekil 5.14 Mod-2 BŞD değerleri 170
Şekil 5.15 Mod-2 BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları 171
Şekil 5.16 Mod-2 DJ yakıt durumu değerleri 172
Şekil 5.17 Algoritmaların Mod-1'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA 174
Şekil 5.18 Mod 3 kaynak dağılımı (a) Yük beslemesinde – (b) BEDS şarjında 175
Şekil 5.19 Mod-3 UŞ'den alınan güç miktarları 176
Şekil 5.20 Mod-3 BŞD değerleri 177
Şekil 5.21 Mod-3 BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları 178
Şekil 5.22 Mod-3 DJ yakıt durumu değerleri 178

Şekil 5.23 Tüm işletim modlarına ait toplam maliyet sonuçları.....180
Şekil 5.24 Mod-1 ve Mod-2 BŞD karşılaştırması (TA algoritması) 181
Şekil 5.25 İşletim modları bazında BEDS'lerin yük besleme katkıları (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO) 182
Şekil 5.26 İşletim modları bazında DJ yakıt tüketimleri (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO).....183
Şekil 5.27 İşletim modları bazında toplam karbon emisyon salınımları (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO) 184
Şekil 5.28 İşletim modları bazında saatlik karbon emisyon salınımları (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO) 184
Şekil 5.29 Algoritmaların puanlamaya dayalı ısı haritası.....188
Şekil 6.1 Saatlik bazda kampüs ortalama güç talepleri. 193
Şekil 6.2 Ortalama günlük yük eğrisi 194
Şekil 6.3 Sarıtepe kampüsünde haftanın günlerine ve aylara göre ortalama güç talebi dağılımı (kW).....195
Şekil 6.4 Sarıtepe Kampüsü'nün haftanın günleri ve saatlik bazda ortalama yük talebi dağılmı (kW).....196
Şekil 6.5 Hafta içi/hafta sonu ve mevsimsel bazda ortalama güç talebi (kW) 197
Şekil 6.6 Eğitim-Öğretim Dönemine Göre Haftalık Ortalama Yük Dağılımı (kW) 198
Şekil 6.7 Eğitim-Öğretim Dönemi ve Dönem Dışı Saatlik Ortalama Yük Dağılımı 199
Şekil 6.8 RES veri seti kesiti 200
Şekil 6.9 Rüzgâr türbini yıllık çıkış gücü dağılımı.....201
Şekil 6.10 Türbin noktasında yıllık rüzgâr hızı dağılımı.....202
Şekil 6.11 Türbin noktasında rotor hızlarının zamansal dağılımı 202
Şekil 6.12 Türbin noktasında nacelle pozisyonu dağılımı.....204
Şekil 6.13 Türbin noktasında nacelle pozisyonu rüzgâr gülü.....204
Şekil 6.14 RES saatlik ortalama güç eğrisi.....205
Şekil 6.15 Gün/ay bazında RES güç dağılımı (kW).....206
Şekil 6.16 Hafta Günü ve Saat Bazlı RES Güç Dağılımı (kW) 207
Şekil 6.17 Hafta içi/hafta sonu ve mevsimsel bazda RES güç dağılımı (kW) 208
Şekil 6.18 RES rüzgâr hızı-güç eğrisi (2022).....209
Şekil 6.19 RES rüzgâr hızı-rotor hızı eğrisi (2022).....210
Şekil 6.20 Meteoroloji veri seti kesiti 211
Şekil 6.21 Meteoroloji veri seti kesiti 216
Şekil 6.22 RES veri seti korelasyon matrisi 222

Şekil 6.23 Yük test verisi gerçek-tahmin dağılım grafikleri; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB 232

Şekil 6.24 En yüksek OMH değerlerin elde edildiği dönemlere ait gerçek ve tahmin edilen değerler; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB 233

Şekil 6.25 OBHOM – 2022 Ekim ayına ait gerçek ve tahmin edilen yük değerleri 234

Şekil 6.26 OBHOM yöntemi ile tahmin edilen yük değerlerine ait OMH (kW) dağılımının gün ve saat bazında ısı haritası 235

Şekil 6.27 RES üretim test verisi gerçek-tahmin dağılım grafikleri; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB 237

Şekil 6.28 En yüksek OMH değerlerin elde edildiği dönemlere ait gerçek ve tahmin edilen değerler; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB 238

Şekil 6.29 OBHOM – 2022 Ekim ayına ait gerçek ve tahmin edilen RES üretim değerleri 239

Şekil 6.30 OBHOM yöntemi ile tahmin edilen RES üretim değerlerine ait OMH (kW) dağılımının gün ve saat bazında ısı haritası 240

Şekil 6.31 OBHOM yöntemi ile tahmin edilen yük ve RES üretim değerlerine ait OMH (kW) dağılımlarının süperpoze gün ve saat bazında ısı haritası 242

Şekil Ek.2 DJ karakteristik güç-yakıt tüketim grafiği 291

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1 Yerleşim planının ayrıntıları 47
Tablo 2.2 Kampüs MŞ enerji bileşenleri 48
Tablo 2.3 RES teknik özellikleri [256] 57
Tablo 2.4 RES kapasite faktörü 59
Tablo 2.5 Ülkemizdeki tarife modelleri 62
Tablo 2.6 2022 yılı Ekim ayı enerji birim bedelleri [259] 65
Tablo 2.7 Tarife modellerinin karşılaştırmalı teorik maliyet analizi 67
Tablo 2.8 Tarife modellerinin karşılaştırmalı vaka maliyet analizi 70
Tablo 3.1 Vaka analizi özet tablosu 85
Tablo 3.2 Vaka 1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 86
Tablo 3.3 Vaka 2 toplam ve kaynak bazında maliyet sonuçları 88
Tablo 3.4 Vaka 2 toplam ve kaynak bazında emisyon sonuçları 88
Tablo 3.5 Vaka 3 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 91
Tablo 3.6 Vaka 4 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 94
Tablo 3.7 Vaka 5 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 96
Tablo 3.8 Vaka analizleri sonuç özetleri 101
Tablo 4.1 Optimal BEDS tasarımı ile vaka analizi özet tablosu 112
Tablo 4.2 Vaka 1.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 112
Tablo 4.3 Vaka 1.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM 116
Tablo 4.4 Vaka 1.1 sonuç özet tablosu 116
Tablo 4.5 Vaka 2.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 117
Tablo 4.6 Vaka 2.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM 120
Tablo 4.7 Vaka 2.1 sonuç özet tablosu 120
Tablo 4.8 Vaka 3.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 121
Tablo 4.9 Vaka 3.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM 124
Tablo 4.10 Vaka 3.1 sonuç özet tablosu 125
Tablo 4.11 Vaka 4.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 125
Tablo 4.12 Vaka 4.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM 128
Tablo 4.13 Vaka 4.1 sonuç özet tablosu 129

Tablo 4.14 Vaka 5.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları 130
Tablo 4.15 Vaka 5.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM..... 133
Tablo 4.16 Vaka 5.1 sonuç özet tablosu 133
Tablo 5.1 Optimizasyon parametreleri..... 159
Tablo 5.2 Mod-1 algoritma sonuçları ve puanlama tablosu..... 161
Tablo 5.3 Mod-2 algoritma sonuçları ve puanlama tablosu..... 167
Tablo 5.4 Mod-3 algoritma sonuçları ve puanlama tablosu..... 173
Tablo 5.5 Algoritmaların puanlandırılmış çözüm süresi performansları 185
Tablo 5.6 Algoritmaların puanlandırılmış yakınsama performansları 186
Tablo 5.7 Algoritmaların puanlandırılmış amaç fonksiyonu performansları..... 187
Tablo 5.8 Algoritmaların puanlandırılmış BEDS boyutlandırma performansları 187
Tablo 5.9 Algoritmaların puanlandırılmış nihai performansları ve sıralaması ... 189
Tablo 5.10 Önceki vaka çalışmaları ile karşılaştırma özet tablosu 190
Tablo 6.1 Yük tahmin sonuçları..... 231
Tablo 6.2 RES üretim tahmin sonuçları..... 236
Tablo 6.3 Tahmin tabanlı optimizasyon uygulamasına ait senaryo bazlı sonuçlar 251
Tablo Ek.2 DJ güç ve yakıt tüketim değerleri 291
Tablo Ek 5.2.1 Tablo 5.7'ye Ait Hesaplama Detayı..... 337
Tablo Ek 5.2.2 Tablo 5.8'e Ait Hesaplama Detayı..... 337

ÖZET

Elektrik Güç Dağıtım Sistemlerine Bağlı Mikro Şebekeler İçin Yeni Bir Akıllı Enerji Yönetim Algoritması: Üniversite Kampüsü Örnek Durum İncelemesi

Sercan İSÇAN

Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı

Doktora Tezi

Danışman: Doç. Dr. Oktay ARIKAN

Bu tez çalışmasında, kampüs tipi mikroşebekelerde enerji yönetimini pasif, aktif ve proaktif yaklaşımları bütünleştirerek ele alan tahmin tabanlı bir model geliştirilmiştir. Çalışmanın temel amacı, enerji tüketim ve üretim verileriyle birlikte karbon maliyetini de dikkate alan, ekonomik, çevresel ve operasyonel açıdan dengeli bir yönetim stratejisi ortaya koymaktır.

İlk aşamada, 2019–2022 yıllarına ait gerçek kampüs verileri kullanılarak yük ve üretim profilleri analiz edilmiştir. Türkiye'deki yükseköğretim kurumları için geçerli tarife modelleri karşılaştırılmış ve ekonomik analiz sonucunda ÇT3Z tarifesi, kampüs yük karakteristiğiyle en uyumlu model olarak belirlenmiştir. Bu bulgu, sonraki optimizasyon çalışmalarının ekonomik referansını oluşturmuştur.

Aktif enerji yönetimi aşamasında, GAMS ortamında geliştirilen KTDP modeli kullanılarak farklı işletme senaryoları değerlendirilmiştir. Ekim 2022 dönemi temel alınarak yürütülen bu analizlerde, ekonomik işletme, karbon dengesi ve pik yük azaltımı hedefleri bir arada ele alınmıştır. Ardından, BEDS entegrasyonu tasarım

ve optimizasyon boyutuyla incelenmiş; kapasite değişimlerinin sistem maliyeti, pik yük ve karbon emisyonu üzerindeki etkileri analiz edilmiştir. Bulgular, optimal BEDS kapasitesinin 10–15 kWh aralığında yoğunlaştığını ve her senaryoda ekonomik performansı iyileştirdiğini göstermiştir. Böylelikle minimum BEDS yatırım maliyeti ile elde edilebilecek kazanımlar optimal biçimde analiz edilmiştir.

Gerçek zamanlı uygulanabilirliği güçlendirmek amacıyla, beşinci bölümde KTDP sonuçları akış temelli bir karar mantığına dönüştürülmüş ve bu yapı altı farklı meta-sezgisel algoritma ile test edilmiştir. Karşılaştırmalar sonucunda Mod-3 (saatlik karbon ticareti senaryosu) altında PSO algoritmasının en dengeli performansı sağladığı görülmüştür.

Tezin son aşamasında, enerji yönetim yapısı tahmin tabanlı bir biçime dönüştürülmüş; yük ve rüzgâr enerjisi üretimi için geliştirilen Geliştirilmiş-OBHOM, Geliştirilmiş-MOBHOM, Geliştirilmiş-YSA ve Çift Katmanlı-UVKB modelleri karşılaştırılmıştır. OMH hata ölçütü üzerinden yapılan değerlendirmelerde en başarılı sonuçlar OBHOM modeliyle elde edilmiş; bu model akış temelli karar mekanizmasına t+1 öngörüler şeklinde entegre edilmiştir. Böylece sistem, yalnızca geçmiş verilere tepki veren deterministik bir yapıdan çıkıp, kısa vadeli tahminlere dayalı proaktif bir karar destek sistemine dönüşmüştür.

Elde edilen sonuçlar, en yüksek tahmin doğruluğuna sahip OBHOM modelinin entegre edilmesiyle, kararların dinamik ve öngörüye dayalı biçimde optimize edilebildiğini ortaya koymuştur. Tahmin verilerinin kural tabanlı yapıya dahil edilmesi sayesinde, fiyat, yük ve üretim değişkenlerinin eş zamanlı değerlendirilerek daha dengeli enerji akışları ve ekonomik olarak iyileştirilmiş işletme performansı sağlamıştır. Bu kapsamda geliştirilen model, kampüs tipi MŞ'lerde ekonomik verimlilik, enerji güvenliği ve çevresel sürdürülebilirliği bir arada gözeten akıllı ve proaktif bir enerji yönetim yaklaşımı sunmuştur.

Anahtar Kelimeler: Mikroşebeke, Enerji Yönetim Sistemi, Batarya Enerji Depolama Sistemi, Tahmin Tabanlı Optimizasyon, Karbon TicaretiKampüs Enerji Sistemleri, Proaktif Karar Verme

ABSTRACT

A New Smart Energy Management Algorithm for Microgrids Connected to Electric Power Distribution Systems:

Case Study of University Campus

Sercan İSÇAN

Department of Electrical Engineering.
Doctor of Philosophy Thesis

Supervisor: Doç. Dr. Oktay ARIKAN

This dissertation develops a forecast-based energy management framework that integrates passive, active, and proactive approaches for campus-type microgrids. The main goal is to design a strategy that optimizes economic, environmental, and operational performance by using real consumption and generation data together with carbon costs.

In the first stage, actual campus data from 2019 to 2022 were analyzed to characterize load and renewable generation patterns. Several electricity tariff models applicable to Turkish university campuses were compared, and the Three-Period Time-of-Use (3P-ToU) tariff was identified as the most suitable option for the campus load profile. This finding provided the economic reference for subsequent optimization analyses.

In the active management stage, multiple operational scenarios were modeled using Mixed-Integer Linear Programming (MILP) in the GAMS environment. Using data from October 2022, the optimization jointly considered economic operation, carbon

balance, and peak load reduction. A Battery Energy Storage System (BESS) was then integrated into the system, and its optimal capacity and operational effects were evaluated. Results indicated that capacities between 10–15 kWh improved economic performance across all cases, revealing the potential gains achievable with minimum BESS investment cost.

To improve practical applicability, the MILP-based model was transformed into a flow-based dynamic control structure and tested with six metaheuristic algorithms. Among them, Mod-3, representing the hourly carbon trading scenario, produced the most balanced results under the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm.

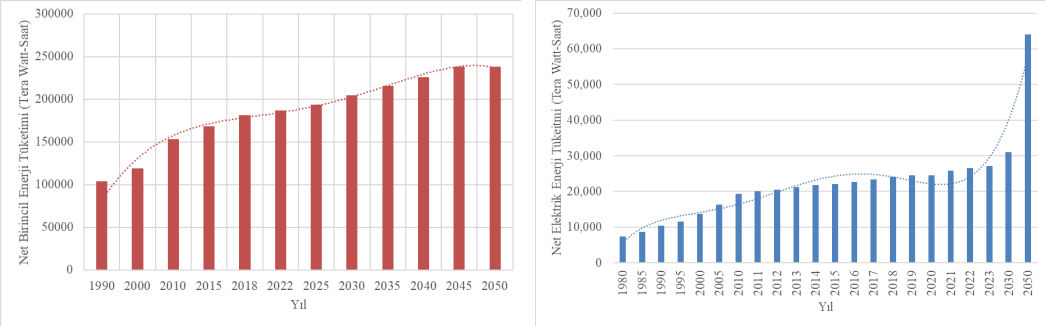
In the final stage, the system evolved into a forecast-driven decision-making model. Short-term (t+1) forecasts for load and wind power generation were produced using Modified-ARIMA, Modified-SARIMA, Modified-ANN, and Bi-Layer-LSTM models. Based on the Mean Absolute Error (MAE) metric, the Modified-ARIMA model achieved the highest accuracy and was integrated into the flow-based management logic as a predictive input. This integration transformed the system from a deterministic structure into a proactive decision-support mechanism capable of anticipating short-term variations.

The results show that incorporating the Modified-ARIMA model enabled operational decisions to be optimized dynamically and predictively. The rule-based use of forecast outputs allowed price, load, and generation variables to be evaluated simultaneously, leading to balanced energy flows and improved economic performance. Overall, the proposed model provides an intelligent and proactive energy management framework for campus-type microgrids, addressing economic efficiency, operational reliability, and environmental sustainability together.

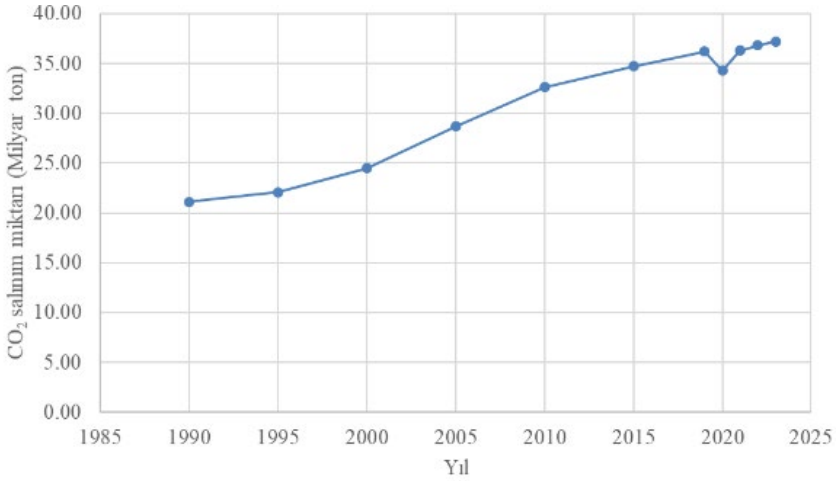
Keywords: Microgrid, Energy Management System, Battery Energy Storage System , Forecast-Based Optimization, Carbon Trading, Campus Energy Systems, Proactive Decision Making

1
GİRİŞ

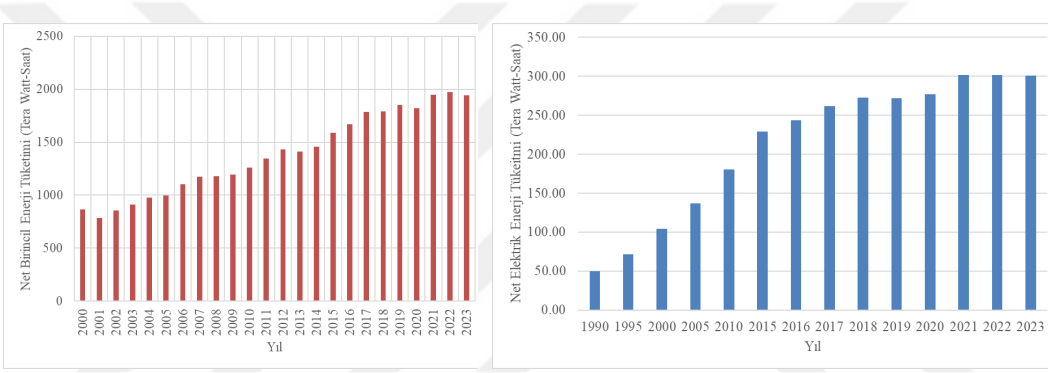
Günümüzde enerji sistemlerinin karşı karşıya olduğu en temel sorun, artan talebin sürdürülebilir, ekonomik ve çevresel açıdan kabul edilebilir biçimde karşılanma zorunluluğudur. Son otuz yılda dünya genelindeki enerji tüketimi belirgin şekilde artmış, fosil yakıtlara olan bağımlılık, enerji fiyatlarında dalgalanmalara ve sera gazı emisyonlarının kritik seviyelere ulaşmasına yol açmıştır. Şekil 1.1'de belirtildiği gibi 1990 yılından 2022 yılına kadar küresel çapta birincil enerji tüketimi %79,78 artış göstermiştir. Bu tüketimin 2022 yılından 2050 yılına kadar %27,56 seviyesinde artış göstermeye devam etmesi beklenmektedir [1]. Yine aynı şekilde belirtildiği gibi küresel çapta elektrik enerjisi tüketimide bu süreçte %160,18 artış göstermiştir. Bu tüketiminde 2022 yılından 2050 yılına kadar %136,4 oranında artması beklenmektedir [2], [3]. Buna paralel olarak, enerji tüketimine bağlı karbon salınımlarındaki artış ise Şekil 1.2'de belirtildiği gibi 1990 yılından günümüze kadar küresel çapta %76,30 artmıştır [4]. Ülkemizde ise bu süreçte birincil enerji tüketimi Şekil 1.3'te belirtildiği gibi gerçekleşerek günümüze kadar %124,92, elektrik enerjisi tüketimi ise %500 oranında artış göstermiştir [5], [6].



Şekil 1.1 Enerji tüketiminin küresel çapta yıllara göre değişimi ve 2050 tahmini (a) Birincil enerji tüketimi (b) Elektrik enerjisi tüketimi (1990-2050) [1], [2], [3]



Şekil 1.2 Enerji tüketimi kaynaklı karbondioksit salınımının küresel çapya yıllara göre değişimi [4]



Şekil 1.3 Ülkemizde enerji tüketiminin yıllara göre değişimi (a) Birincil enerji tüketimi (b) Elektrik enerjisi tüketimi (1990-2023) [5], [6]

Enerjiye olan bu talep, yalnızca kaynak temelli bir kriz değil, aynı zamanda çevresel, ekonomik ve sistemsel bir dönüşüm gerektirmektedir. Bu dönüşüm gereksinimi, enerji sistemlerinde daha akıllı, daha verimli ve daha sürdürülebilir yaklaşımların benimsenmesini zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, Enerji Yönetim Sistemleri (EnYS), Mikro Şebekeler (MŞ), Dağıtık Enerji Üretim Sistemleri (DEÜS) ve Yenilenebilir Enerji Kaynak (YEK) entegrasyonu gibi kavramlar enerji altyapılarının geleceğini şekillendirmektedir. Enerji verimliliğini yalnızca enerji tasarrufu olarak değil, aynı zamanda sistem düzeyinde optimizasyon, karbon salınımının azaltılması, maliyet etkinliği ve kullanıcı konforunu birlikte ele alan bir enerji yönetim anlayışı olarak yeniden tanımlamak gerekmektedir.

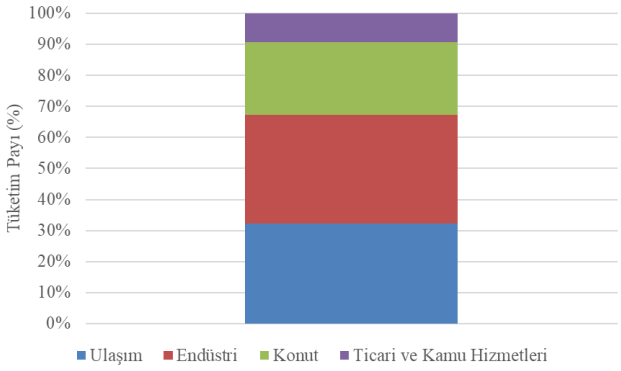
Yukarıda bahsedilen hususlardan anlaşılacağı üzere enerji tüketiminde geleneksel eğilimlerden vazgeçilmesi için başlıca üç neden vardır;

- Talepte beklenen büyümeyi karşılayacak yeterli hazır enerji kaynağı bulunmamaktadır ve yeni kaynaklar ile altyapının zamanında hazır olması zor bir ihtimaldir.
- Fosil yakıtlar insan, bitki ve hayvanların sağlığına zarar veren çevresel kirliliğe neden olmaktadır.
- Fosil yakıtlar aynı zamanda iklim değişikliğine neden olmaktadır.

Dolayısıyla enerjideki bu ikilem hem basit hem de çözülmesi karmaşık bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Önümüzde çözülmesi gereken önemli hususlar vardır; artan enerji talebini karşılamak, optimize etmek ve bunu yaparken sera gazı emisyon oranlarını azaltmak. Özetle, dünyanın daha azıyla daha fazlasını yapması gerekmektedir. Bu sebeple, yeni teknolojilerin bu ikilemi tek başına çözmesini ve artan talebi karşılamasını bekleyemeyiz. Sonuç olarak, enerji ikilemi tek bir aksiyonun kendi başına kesin ve yeterli çözüm üretmediği durum olarak karşımıza çıkmaktadır.

Enerji ikileminin çözümüne yönelik olarak, mevcut teknolojilerin iyileştirilmesi, yeni teknolojilerle entegrasyonunun sağlanması, sistemlerin verimli hale getirilmesi ve bütünsel bir şekilde yönetilmesi, günümüz enerji politikalarının temelini oluşturmaktadır. Bu bağlamda, enerji verimliliği ve enerji yönetimi yalnızca teknik bir gereklilik değil, aynı zamanda stratejik bir zorunluluk olarak ön plana çıkmaktadır. Ancak bu noktada temel bir soru gündeme gelmektedir. Eğer çözüm enerji verimliliği ve yönetimi ise, bu stratejinin uygulanmasında odak noktamız neresi olmalıdır?

Kamuoyuna ve güncel tartışmalara bakıldığında, genellikle ulaşım sektörü enerji dönüşümünün başlıca gündem maddesi olarak yer almakta; elektrikli veya hibrit araçlara geçiş, fosil yakıt kullanımının azaltılması ve havayolu taşımacılığına yönelik sınırlamalar ön plana çıkarılmaktadır. Bununla birlikte, bu yaklaşım enerji tüketiminin sektörel dağılımı ile kıyaslandığında önemli bir eksikliği barındırmaktadır. Nitekim mevcut veriler, ulaşım sektörünün toplam enerji tüketimi içerisindeki payının yaklaşık %31 olduğunu, buna karşın sanayi, konut ve ticari binaların toplamda %69 oranında bir enerji tüketim yükü oluşturduğunu göstermektedir [7]. Bu oran Şekil 1.4'te gösterildiği üzere ulaşım sektörüne kıyasla yaklaşık 2,5 kat daha fazla bir enerji talebine karşılık gelmektedir.



Şekil 1.4 Enerji tüketiminin sektörel dağılımı [7]

Dolayısıyla, enerji verimliliği ve yönetimi politikalarının etkinliğini artırmak ve anlamlı sonuçlar elde edebilmek için stratejik odak noktasının, seyahat odaklı çözümlerle birlikte, insanların yaşadığı, çalıştığı, üretim yaptığı ve eğitim aldığı fiziksel mekânlara kaydırılması önem arz etmektedir. Bu kapsamda, üniversite kampüsleri, hem farklı fonksiyonlara sahip bina türlerinin bir arada bulunduğu, hem de yüksek miktarda enerji tüketiminin gerçekleştiği yapılarıyla, enerji yönetimi çalışmalarında özgün bir araştırma sahası sunmaktadır. Özellikle kampüs ölçekli MŞ; üretim, tüketim, depolama ve kontrol bileşenlerinin bütünleşik olarak değerlendirilebildiği, gerçek zamanlı veriyle desteklenen ve gelişmiş modelleme yöntemleri ile test edilebilen deneysel laboratuvar ortamları olarak değerlendirilmelidir.

Son yıllarda gelişen teknoloji, MŞ mimarisini, Batarya Enerji Depolama Sistemi (BEDS) ve akıllı yönetim yaklaşımlarını birlikte ele alan kapsamlı modellerin geliştirilmesini mümkün kılmıştır. MŞ'ler, YEK'ler ile şebekeye entegre olan, enerji güvenliği ve çevresel sürdürülebilirlik hedeflerine katkı sağlayan bir çözüm olarak öne çıkmaktadır. Ancak bu sistemlerin verimli çalışabilmesi; üretim ve tüketim verilerinin EnYS kapsamında sistematik analizine, üretim ve tüketim tahminlerinin doğruluğuna, belirsizliklerin yönetimine ve çoklu hedeflerin dengeli bir şekilde optimize edilmesine bağlıdır.

Bu tez çalışması, kampüs tipi MŞ'lerde artan enerji talebinin sürdürülebilir biçimde karşılanması amacıyla, enerji üretim ve tüketim süreçlerinde karşılaşılan belirsizlikleri dikkate alan bir enerji yönetimi modeli geliştirmeyi amaçlamaktadır. Rüzgâr gibi değişken YEK'lerin, BEDS ile birlikte sistem bütününe entegre

edilmesi, bu yapının esnek ve ekonomik bir şekilde yönetilebilmesi çalışmanın temel odaklarından biridir. Ayrıca, deterministik yaklaşımların hesaplama verimliliği ile metasezgisel algoritmaların geniş çözüm uzayını tarayabilme kapasitesi birlikte değerlendirilmiştir. Bu yöntemlerin çok amaçlı optimizasyon problemlerinde sağladığı avantajlar karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Tahmine dayalı üretim ve tüketim modelleri geliştirilerek, bu modellerin dinamik enerji yönetimi kararları üzerindeki etkileri ortaya konmuştur. Tüm bu süreçlerde, Boğaziçi Üniversitesi (BOUN) Sarıtepe Kampüsüne ait gerçek üretim, tüketim miktarları ile Kandilli Rasathanesi meteorolojik verileri temel alınmıştır. Geliştirilen yaklaşımlar, maliyet, karbon salımı ve ticareti, BEDS entegrasyonu ile boyutlandırması, şebeke bağımlılığı, eş zamanlı olarak optimize edecek biçimde kurgulanmıştır.

Tez kapsamında geliştirilen istatiksel, Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Derin Öğrenme (DerÖğ) tabanlı tahmin algoritmaları, kampüs tipi MŞ'lerde kısa vadeli üretim ve tüketim senaryolarını dikkate alarak, karar destek sistemlerinin dinamik yapılandırılmasına olanak tanımaktadır. Böylece, yalnızca geçmişe dayalı değil, geleceğe dönük öngörülerle şekillenen, reaktif değil proaktif bir enerji yönetim yaklaşımı önerilmektedir.

Sonuç olarak, bu tez çalışması, ülkemizde ve dünyada hızla yaygınlaşmakta olan özellikle kampüs tipi MŞ uygulamaları için teorik ve pratik katkılar sunmayı, literatürdeki optimizasyon–tahmin bütünleşmesini derinleştirmeyi ve sürdürülebilir, düşük emisyonlu enerji sistemlerinin kurgulanmasına katkıda bulunmayı amaçlamaktadır.

1.1 Literatür Özeti

Bu bölümde, tez konusuyla ilişkili olarak literatürde yer alan mevcut çalışmalar incelenmiş ve sunulmuştur.

1.1.1 Mikroşebekelerde Optimizasyon Temelli Enerji Yönetimine Yönelik Literatür Çalışmaları

MŞ'lerde optimizasyon temelli enerji yönetimi, son yıllarda artan enerji talebi, YEK'lerin şebekeye entegrasyonu ve sürdürülebilirlik hedefleri doğrultusunda enerji sistemlerinin karşılaştığı problemlerin çözümünde önemli bir araştırma alanı

haline gelmiştir. Bu bağlamda yapılan çalışmalar, MŞ'lerin üretim, tüketim ve enerji depolama bileşenlerinin koordineli ve optimize biçimde tasarlanmasını hedeflemektedir. Ayrıca bu sistemlerin etkin biçimde işletilmesine yönelik çeşitli yöntem ve stratejiler de önerilmektedir. Literatürde enerji yönetimi problemlerine yönelik geliştirilen optimizasyon yaklaşımları geleneksel, metasezgisel, Yapay Zekâ (YZ) ve hibrit yöntemler olmak üzere temelde dört gruba ayrılmaktadır [8]. MŞ'lerde optimizasyon tabanlı enerji yönetimi çalışmaları, amaçlarına göre iki ana grupta incelenmektedir: tasarım ve boyutlandırmaya yönelik optimizasyon ile ekonomik işletimi hedefleyen optimizasyon. EnYS yaklaşımı temelinde ise dört alt gruba ayrılmaktadır: Birlik Taahhüdü (BT), Talep Tarafı Yönetimi (TTY), Ekonomik/Çevresel Dağıtım (ED) ve Tahmin Temelli Enerji Yönetimi (TTEY). Bu bölümde, MŞ'lerde optimizasyon temelli enerji yönetimine ilişkin mevcut literatür incelenerek; yöntemsel eğilimler, uygulama alanları, amaç fonksiyonları, MŞ bileşenleri ve yapısı analiz edilmiştir.

MŞ'lerde deterministik optimizasyon yaklaşımları, üretim, tüketim ve depolama bileşenlerinin belirli koşullar altında en uygun şekilde işletilmesini hedeflemektedir. Bu yöntemler, enerji maliyetlerini azaltmak ve sistem verimliliğini artırmak amacıyla yaygın biçimde kullanılmaktadır. Literatürde bu kapsamda yapılan çalışmalar oldukça yaygındır. Aşağıda deterministik yaklaşımla gerçekleştirilen MŞ optimizasyon çalışmaları özetlenmiştir.

Lei ve ark. [9]'da Karma Tamsayılı Doğrusal Programlama (KTDP) kullanarak MŞ'lerde merkezi yaklaşımla, iletim seviyesinde enerji üretim planlama optimizasyonu yapmışlardır. Çalışmanın odak noktası ekonomik işletme olup iletim kayıpları, hat kapasite limitleri, jeneratör rampa kısıtları vb. dikkate alınmıştır. Xue ve ark. [10]'da, şebeke bağlantılı MŞ'lerde ekonomik yük dağıtımı problemini çözmek amacıyla dağıtık yaklaşım ile Yaklaşık Dinamik Programlama (YDP) algoritması önermişlerdir. Bu yöntem ile Fotovoltaik (FV) paneller, Rüzgâr Enerji Santrali (RES), Dizel Jeneratörler (DJ) ve BEDS içerikli MŞ IEEE-6 ve IEEE-123 baralı sistemlerde test edilmiş ve maliyet yaklaşık %11,89 oranında azaltılmıştır. [11]'de ise Dini ve ark. MŞ'lerde EnYS problemini hiyerarşik bir mimariyle ele alarak işletme maliyetlerini minimize ederken sistem esnekliği ve güvenirliğini optimize etmeyi amaçlamışlardır. Problemin çözümünde Doğrusal Programlama (DP) ile Doğrusal Olmayan Programlama (DOP) yöntemleri birlikte

kullanılmıştır. Önerilen yöntem, FV ve RES gibi YEK'lerle birlikte Mikro Türbin (MT), Yakıt Hücresi (YH) ve Kojenerasyon (KOJEN) gibi yenilenebilir olmayan kaynaklardan oluşan 32-baralı bir MŞ üzerinde durum çalışmaları olarak test edilmiştir. Yapılan nümerik analizlerde işletme maliyetleri %132 oranında azaltılmıştır.

Helal ve ark. [12]'de, şebeke bağımsız bir MŞ için teknik kısıtlar ve kullanıcı konforunu dikkate alarak günlük bazda ekonomik işletim optimizasyonu çalışması yapmışlardır. Çalışmada hiyerarşik EnYS yaklaşımı benimsenerek KTDP yöntemi kullanılmış hem üretim hem de tüketim tarafında gerçek zamanlı kontrol sağlanarak MŞ'nin en iyi şekilde çalışması hedeflenmiştir. Önerilen yöntem; FV, biyokütle ve DJ'ler, su arıtma üniteleri ve evsel cihazlar'dan oluşan IEEE-38 baralı sistem kullanılarak MŞ düzeyinde uygulanmıştır. Önerilen yöntem ile maliyetler %48 azaltılmıştır. Çalışma [13]'de ise Jabari ve ark. şebeke bağımsız MŞ için Karma Tamsayılı Doğrusal Olmayan Programlama (KTDOP) yöntemi kullanarak merkezi yaklaşım ile günlük bazda işletme maliyetlerini minimize etmeyi hedeflemişlerdir. Çalışmada önerilen yöntem petrol sondaj platformunda kurulu DJ'ler, Gelgit Türbinleri (GT) ve BEDS'den oluşan MŞ için uygulanmıştır. Çalışmada kesin çözüm yaklaşımı benimsenmiş ve problem General Algebraic Modeling System (GAMS) programı kullanılarak çözülmüştür. Sonuç olarak, BEDS entegrasyonu ve TTY uygulamaları ile DJ yakıt tüketimleri azaltılarak yaklaşık %13,3 ekonomik iyileştirme elde edilmiştir. Bir başka çalşmada ise Mosa ve ark. [14] merkezi yaklaşımla bir MŞ'nin teknik, ekonomik ve çevresel performansını çoklu amaç senaryoları üzerinden KTDOP yöntemi kullanılarak değerlendirilmiştir. Çalışmada ele alınan MŞ'de tüketici profili evsel ve küçük ticari yükler olup sistem bileşenleri FV, DJ, MT, YH ve BEDS'dir. Çalışmanın amaç fonksiyonları olan maliyet ve emisyon optimizasyonu için BARON çözümleyicisi kullanılmıştır. Sonuç olarak çalışmada önerilen yöntem ile maliyet %17, emisyonlar ise %27 oranında azaltılmıştır.

Zhang ve ark. [15]'te hem MŞ tasarım ve boyutlandırması hem de işletme optimizasyonu çalışmışlardır. Bunun için merkezi kontrol yaklaşamıyla Çift Aşamalı Program (ÇAP) yöntemini kullanarak hiyerarşik EnYS mimarisi önermişlerdir. Çalışmada ele alınan MŞ şebeke bağımsız olup FV, RES, DJ, Basınçlı Hava Enerji Depolama Sistemi'nden (BHEDS) oluşmaktadır. Sonuç

olarak önerilen yöntem neticesinde maliyetler %3,8 ile %5,3 arasında azaltılmıştır. Aynı yöntem [16] ve [17] no.lu çalışmalarda da kulanılmış, merkezi kontrol yaklaşımı benimsenerek şebeke bağlantılı MŞ ele alınmıştır. [16] no.lu çalışmada Feijoo ve ark. enerji yöntemini ED temelli ele alırken [17] nolu çalışmada Wu ve ark. BT temelli ele almışlardır. [16] no.lu çalışmada optimizasyon probleminde teknik, ekonomik ve çevresel hususlar emisyon minimizasyonu olarak dikkate alınırken [17] no.lu çalışmada sadece teknik ve ekonomik hususlar ele alınmıştır. Her iki çalışmada da problem dağıtım seviyesinde ele alınmış olup belirli tüketici grubuna odaklanılmamıştır.

Literatürde evrimsel ve sürü zekâsı tabanlı metasezgisel algoritmalar, çok amaçlı optimizasyon problemlerinde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Aşağıda metasezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilen MŞ optimizasyon çalışmaları özetlenmiştir. Younes ve ark. çalışmalarında ED temelli optimizasyon problemini merkezi yaklaşım ile ele almışlar ve metasezgisel algoritma kullanarak işletme maliyetlerini en aza indirmeyi hedeflemişlerdir [18]. Çalışmada metasezgisel algoritma olarak Bellek Tabanlı Yerçekimi Arama Algoritması (BTYÇAA) kullanılmış ve elde edilen sonuç diğer metasezgisel algoritmalar ile elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Benzer şekilde [19], [20], [21], [22], [23], [24], [25], [26] no.lu çalışmalarda da metasezgisel algoritmalar kullanılarak MŞ'lerde optimizasyon yapılmıştır. [22] ve [25] no.lu çalışmalarda tasarım ve boyutlandırma ekonomik işletim ile birlikte ele alınırken diğer çalışmalarda sadece var olan MŞ'nin ekonomik işletimi çalışılmıştır. Bu çalışmalardan sadece [24] ve [25] no.lu çalışmalar maliyeti ile birlikte çevresel etkileri de dikkate alarak karbon salınımlarını en aza indirmeyi hedeflemiştir.

Şebekeye bağlı MŞ'nin ekonomik işletimini [27]'de Vaish ve ark. tarafından çalışılmıştır. Optimizasyon süreci merkeziyetçi bir kontrol yapısıyla yürütülmüş ve çeşitli metasezgisel algoritmalar kullanılarak sonuçlar karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntemin başarı değerlendirmesi maliyet, batarya kullanımı ve algoritma yakınsama süresi gibi metriklerle yapılmıştır. Çalışmada Kara Delik Optimizasyonu (KDO) toplam sistem maliyetini minimize etmede etkili olurken, Yıldırım Arama Algoritması (YAA) özellikle batarya şarj süreçlerinde daha yüksek ekonomik verimlilik sunmuştur. [28]'de Patty ve ekibi şebekeye bağlı bir MŞ'de DEÜS'lerin ekonomik ve çevresel maliyetlerini minimize etmeye yönelik

merkeziyetçi bir EnYS sunmuşlardır. Optimizasyon problemi Yapay Elektrik Alanı Algoritması (YEAA) kullanılarak çözülmüş ve sonuçlar diğer metasezgisel algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Benzer şekilde [29] no.lu çalışmada, Rana ve ekibi merkeziyetçi kontrol yaklaşımı ve Diferansiyel Evrim Algoritması (DEA) kullanılarak şebekeye bağlı MŞ için ekonomik işletim odaklı model sunmuşlardır. Çalışmada kullanılan yöntem ile işletme maliyeti ve enerji depolama sistemlerinin bozulma maliyeti birlikte optimize edilmiştir. TTEY ve ED olarak ele alınan model, tek ve çok amaçlı senaryolarda test edilmiştir. Önerilen yöntemin başarı değerlendirmesi maliyet, BEDS ömrü ve yakınsama hızı metrikleri üzerinden diğer algoritmalar ile kıyaslanmıştır.

MŞ optimizasyon çalışmalarında kullanılan bir diğer metasezgisel yaklaşım ise sürü zekâsına dayalı algoritmalardır. Bu doğrultuda yapılan literatür taramasında birçok yöntemin kullanıldığı görülmüştür. Bu yaklaşımlardan, Karınca Kolonisi Optimizasyon (KKO) algoritması [30], [31] ve [32] numaralı çalışmalarda merkezi kontrol yaklaşımı ile hem şebeke bağlantılı hem de şebeke bağlantısız MŞ'ler için kullanılmıştır. Bu çalışmalarda enerji yönetimi BT, TTY ve ED temelli ele alınmıştır. Benzer şekilde Arı Kolonisi Optimizasyonu (AKO) algoritması [33], [34] ve [35] no.lu çalışmalarda merkezi kontrol yaklaşımı ile hem şebeke bağlantılı hem de şebeke bağlantısız MŞ'ler için kullanılmıştır. Bu çalışmalarda ED ve BT problemleri öncelikli hedefler arasında yer alırken, TTEY ve TTY temelli bir çalışma yapılmamıştır. Bu algoritma ile yapılan çalışmalarda da tıpkı KKO gibi karar alma süreçlerinde ekononomik işletmeye odaklanmıştır.

Yapay Sinek Sürüsü (YSS) algoritması [36], merkezi yaklaşımla şebekeye bağlı MŞ'için uygulanmıştır. Çalışmada optimizasyon problemi ED ve BT temelli ele alınmıştır. Bakteri Kolonisi Optimizasyonu (BKO) algoritması [37], merkezi denetim altında ve şebekeye bağlı bir MŞ için uygulanmıştır. Bu çalışmada da optimizasyon problemi ED ve BT temelli ele alınmıştır. Yarasa Algoritması (YA) [38], diğer çalışmalara benzer şekilde şebeke bağlantılı bir MŞ'de ED ve BT temelli optimizasyon problemi için kullanılmıştır. [39], [40], [41] no.lu çalışmalarda ise Guguk Kuşu Arama Algoritması (GKAA) kullanılarak merkezi denetim yapısı altında ve şebekeye bağlı MŞ ele alınmıştır. Bu çalışmalarda hem AA [41] hem DA [40] yapısındaki MŞ'ler kullanılmış olup [39] no.lu çalışmada her iki modda çalışan bir MŞ ele alınmıştır. Bu üç çalışmada da optimizasyon problemi ED temelli ele

alnırken [39]'da ayrıca BT bazlı [41]'de ise TTEY bazlı ele alınmıştır. [42] ve [43] no.lu çalışmalarda Ateşböceği Algoritması (AA) merkezi denetim ve şebeke bağlantılı bir MŞ'de ED ve BT temelli optimizasyon probleminde kullanılmıştır. Bir başka çalışmada ise [44] Havai Fişek Algoritması (HFA) kullanılarak hem AA hem de DA modda çalışan bir MŞ sisteminde, şebeke bağlantılı ve şebeke bağlantısız durumlar için optimizasyon çalışması yapılmıştır. Merkezi yaklaşım altında uygulanan modelde opitmizasyon problemi ED ve BT temelli ele alınmıştır.

Çekirge Optimizasyon Algoritması (ÇOA) [45], [46] no.lu çalışmalarda merkezi yaklaşım altında şebeke bağlantılı MŞ'lerde BT temelli optimizasyon çalışmalarında kullanılmıştır. Gri Kurt Optimizasyonu (GKO) algoritması ise [47], [48], [49] no.lu çalışmalarda farklı denetim ve işletim modlarında kullanılmıştır. [48]'de şebeke bağımsız MŞ ele alınırken [47] ve [49]'de şebele bağlantılı MŞ'ler ele alınmıştır. Ayrıca [49] numaralı çalışmada diğer iki çalışmadan farklı olarak merkezi olmayan yaklaşım benimsenmiştir. Bu çalışmalarda optimizasyon problemi ED ve BT temelli ele alınmıştır. [50] no.lu çalışmada ise Kurbağa Sıçrama Algoritması (KSA) merkezi yaklaşım altında şebekeye bağlı bir MŞ'için ED temelli optiimzasyonu probleminde kullanılmıştır. Benzer şekilde [51]'de Yeni Metasezgisel Harmonik Algoritma (YMHA) merkezi yaklaşım altında şebekeye bağlı bir MŞ için yalnızca BT temelli optimizasyon probleminde kullanılmıştır. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritmasına dayalı incelenen çalışmalarda ise [52], [53], [54] yine merkezi yaklaşım benimsenerek şebekeye bağlı MŞlerde'de ED ve BT temelli optimizasyon çalışması yapılmıştır.

Sürü zekâsı ve evrimsel algoritmalara dayalı metasezgisel yöntemlerin yanı sıra, literatürde MŞ'lerin optimizasyon çalışmalarında kullanılan bazı farklı metasezgisel algoritmalar da mevcuttur. Örneğin, Niknam ve ekibi, YEK'ler ile birlikte elektriksel ve ısıl yüklerin kümelendiği şebeke bağlantılı bir MŞ'de işletme maliyetlerini optimize etmek için Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA) kullanmıştır [55]. Çalışmada merkezi yaklaşım altında TTEY ve ED temelli optimizasyon çalışması yapılmştır. Aynı yöntem, Marzband ve ark. tarafından şebeke bağımsız MŞ'nin gerçek zamanlı enerji yönetiminde kullanılmıştır. Hazırladıkları yayında, yük tüketimindeki değişkenlikler ve BEDS optimizasyonu için problem BT ve TTY temelli ele alınmıştır [56]. Yine aynı yöntem, YEK ve BEDS'den oluşan bir MŞ'nin optimal tasarım ve boyutlandırması ile yönetimini

içeren bir başka çalışmada da kullanılmıştır [57]. Bu yayında ise diğer iki çalışmada olduğu gibi merkezi yaklaşım benimsenmiş ve optimizasyon problemi BT temelli ele alınmıştır.

Lazar ve ekibi, şebeke bağımsız bir MŞ için gün öncesi planlama problemini çözmek amacıyla Uyum Arama Algoritması (UAA) tabanlı bir yöntem geliştirmiştir [58]. Bu çalışmada optimizasyon problemi ED ve BT temelli ele alınmıştır. Yakıt tüketimi ile karbon salınımını minimize etmeyi hedefleyen, sezgisel yaklaşıma dayalı yeni bir optimizasyon tekniği, Alvarez ve ekibi tarafından [59]'da MŞ kaynak kullanımı ile toplam maliyetin optimizasyonunda uygulanmıştır. Benzer yöntem Mallol-Poyato ve ark. tarafından optimal BEDS planlamasını için kullanmıştır [60]. İki çalışma arasındaki en temel fark [59]'da optimizasyon problemi ED temelli ele alınırken [60]'da BT temelli ele alınmıştır.

El-Hendawi ve arkadaşları, gerçek bir MŞ ele alıp değişken yük modelleriyle saatlik gün öncesi planlama problemini optimize etmek için İç Arama Algoritması (İAA) kullanmıştır [19]. Aynı yöntem, Trivedi ve arkadaşları tarafından ekonomik kaynak tahsisi ve ekonomik-emisyon kombinasyonlu yük optimizasyonu probleminde kullanılmıştır [61]. Her iki çalışmada da ele alınan MŞ'ler şebeke bağlantılı olup merkezi yaklaşım benimsenmiştir. [19]'da optimizasyon problemi ED ve BT temelli ele alınırken [61]'de sadece ED temelli ele alınmıştır.

Bir başka çalışmada [62], Li ve ekibi, MŞ optimizasyon çalışmasını BT temelli ele almış ve Levy Uyumu Algoritmasına (LUA) kullanarak tasarım ve boyutlandırma optimizasyonu yapmışlardır. Cau ve arkadaşları, Hidrojen Depolama Sistemi (HDS) içeren bir MŞ'de kısa vadeli üretim planlaması ve ekonomik dağıtım problemini senaryoya dayalı bir yaklaşımla ele almıştır [63]. Aynı yaklaşım ise [64]'te iki aşamalı senkronize programlama modeliyle TTEY temelli ele alınmıştır. Öğretme ve Öğrenmeye Dayalı Optimizasyon Algoritması (ÖÖDOA) [65]'de TTY [66]'da ise ED temelli optimizasyon problemlerini çözmek amacıyla kullanılmıştır. Lee ve ark. [67], geçmiş veriye ihtiyaç duymadan en uygun BT planlamasını öğrenen ve toplam işletme maliyetini minimize eden, Uyarlamalı Bölümlenmiş Bağlamsal Öğrenme Algoritması (UBBÖA) geliştirmiştir. Kumar ve arkadaşları ise kırsal MŞ tasarımını HOMER PRO yazılımı üzerinden geliştirilen Analitik Hiyerarşi Süreci (AHS) çift seviyeli bir yöntem önermiştir [68]. Her iki çalışmada

da merkezi yaklaşım benimsenmiş ve optimizasyon problemi ED ve BT temelli ele alınmıştır.

Literatürde şimdiye kadar yukarıda bahsedilen geleneksel ve metasezgisel temelli yaklaşımlar zaman zaman hibritlenerek kullanılmıştır. Örneğin, Rodriguez ve ekibi [69]'da şebeke bağımsız MŞ için merkeziyetçi yaklaşımla Bulanık Mantık (BM) temelli bir hibrit metasezgisel algoritma önermişlerdir. Optimizasyon problemini TTEY ve ED temelli ele almışlardır. Önerilen yöntem performans, maliyet, batarya yük durumu süreleri, FV kayıpları ve DJ döngüleri gibi metriklerle değerlendirilmiştir. Benzer şekilde [70]'de Nazar ve ekibi tarafından MŞ optimizasyonu TTEY ve ED temelli ele almışlardır. Çalışmalarında hiyerarşik yaklaşım ile KTDOP ve Genetik Algoritma (GA) yöntemlerini birlikte kullanarak hibrit bir model önermişlerdir. Çalışmanın amaç fonksiyonu işletme maliyetlerini en aza indirgemek olmuştur. Bir başka çalışmada ise Elkazaz ve arkadaşları [71], YEK kullanımını makisimize ve gerçek zamanlı BEDS programlamasını optimize ederek MŞ işletme maliyetini en aza indirmeyi amaçlayan iki katmanlı bir model sunmuştur. Önerilen modelin üst katmanında, her 15 dakikada bir ana şebekeden çekilmesi gereken optimum gücü belirlemek için Dışbükey Optimizasyon (DO) tekniği kullanılmıştır. Alt katmanda ise, BEDS'nin çalışmasını optimize etmek amacıyla Yuvarlanan Ufuklu Öngörü Denetleyicisi (YUÖD) ve Model Tabanlı Öngörü Denetleyicisi (MTÖD) birlikte kullanılmıştır. Murugaperumal ve ekibi tarafından yapılan [72] no.lu çalışmada ise, MŞ'nin optimum tasarımı ve ekonomik işletimi birlikte ele alınmıştır. Önerilen modelde, çok amaçlı optimizasyon problemini çözmek için Uyarlamalı Bulanık Sinir Çıkarım Sistemi (UBSÇS) ve Geliştirilmiş Yusufçuk Algoritması (GYA) birlikte kullanılmıştır. Geliştirilen hibrit yöntem ile, MŞ çalışma modlarını optimize edilerek hem yük talebinin etkin bir şekilde karşılanması hem de yakıt maliyetlerinin azaltılması hedeflenmiştir. Ayrıca, UBSÇS yöntemi yük talebini doğru bir şekilde tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır.

Hasani ve ark. [73]'te FV, RES ve KOJEN'den oluşan MŞ'de PSO ile YAA birleştirerek %6,43 oranında maliyet azaltımı ve %8,21 oranında emisyon azaltımı elde etmişlerdir. Heydari ve ark. [74]'te FV, RES, DJ ve BEDS'den oluşan konut tipi MŞ için Taguchi Yöntemi (TY), BM ve Çok Amaçlı Güve Alev Optimizasyonu'nu (ÇAGAO) bir arada kullanarak çok katmanlı bir hibrit yaklaşım

sunmuşlardır. Bu yöntemle MŞ'nin seviyelendirilmiş enerji maliyeti, güç kaybı olasılığı en aza indirilmiş olup YEK kullanım oranı en üst düzeye çıkarılmıştır. Güven ve ekibi FV, RES, DJ ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı kampüs tipi MŞ için GKO ile GKAA birlikte kullanarak yıllık ve seviyelendirilmiş enerji maliyeti optimizasyonu çalışmışlardır [75]. Bir başka çalışmada ise FV, RES ve BEDS'den oluşan MŞ'de optimizasyon problemi için birçok metasezgisel yöntemi karşılaştırmalı olarak değerlendirmiş, en iyi sonucu Ağaç Tohumu Optimizasyonu (ATO) ile HFA birleştirerek elde etmiştir [22]. Çalışmada maliyet minimizasyonu ve güvenirlik hususları bir arada ele alınmıştır. [76]'da ise yine Güven ve ekibi GA ve PSO birleşimini PSO ve YÇAA birleşimi ile karşılaştırmalı olarak ele almıştır. Çalışmada FV, RES, DJ ve BEDS'den oluşan kampüs tipi MŞ'nin yıllık sistem maliyeti, toplam net bugünkü değer ve seviyelendirilmiş enerji maliyeti gibi ekonomik kriterlerin en aza indirilmesini hedeflemiştir.

Yazdani ve ark. [77]'de Pareto Optimizasyonu (PO) ve İdeal Çözüme Benzerliğe Göre Tercih Sıralama Yöntemi (İÇBGTSY) tekniklerini birlikte kullanarak net bugünkü maliyet, enerji kesintisi kayıpları ve karbon emisyonlarını azaltmayı hedeflemiştir. Çalışmada ele alınan şebeke bağlantılı MŞ sanayi tipi yük profiline sahip olup FV, RES, BEDS, MT ve YH'den oluşmaktadır. [78]'de GA ile AA'nın birleşiminden oluşan hibrit optimizasyon yaklaşımı ile FV, RES, biyogaz, YH ve HDS'den içerikli kampüs tipi bir MŞ'nin yıllık sistem maliyetini ve güvenilirliğini optimize etmeyi hedeflemiştir. [79]'da ise Zahraoui ve ark. Bellman Optimizasyonu (BO) ile GA'yı birleştirerek FV, RES, MT ve BEDS'den oluşan kırsal yük profiline sahip MŞ'ler için günlük enerji maliyeti ve karbon emisyonlarının optimize etmek hedeflenmiştir. [80]'de Jirdehi ve ark. FV, RES, MT ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı MŞ için ε-kısıtları yaklaşımını BM ve KTDP yöntemiyle birleştirerek maliyet ve emisyon optimizasyonu çalışmıştır. Bir başka çalışmada ise FV, RES, MT, DJ ve BEDS'den oluşan MŞ optimizasyonu için Roy ve ekibi ÇOA ile PSO ve YSA yöntemlerini birleştirmiştir [81]. Çalışmada yakıt tüketimi, işletme ve bakım maliyetleri ile emisyonların azaltılması amaçlanmıştır.

Hassan ve Atia [82]'de FV, RES, BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı hastane tipi yük profiline sahip bir MŞ'nin optimizasyon problemini ED temelli ele almışlar ve GKO, PSO ve ATO algoritmalarını karşılaştırmalı olarak değerlendirmişlerdir. Çalışmada elektrik kesintisi olasılığı ve seviyelendirilmiş enerji maliyeti gibi

güvenilirlik ve ekonomik kriterlerin iyileştirilmesi amaçlanmıştır. Atawi ve ark. [83]'te Çok Amaçlı Afrika Akbabası Optimizasyonu (ÇAAAO), Baskınlık Tabanlı Sıralama Genetik Algoritması II (BTSGA II) ve Çok Amaçlı PSO algoritmalarını maliyet ve güvenilirlik optimizasyonu için kullanmış ve performans açısından değerlendirmiştir. Çalışmada ele alınan MŞ FV, RES ve hibrit depolama sistemlerinden oluşmaktadır. [84]'te ise Ding ve ark. KTDP temelli hibrit deterministik/olasılıksal bir modelle enerji maliyetini %3,51 ve karbon emisyonunu %2,36 oranında azaltmıştır. [85]'te ise Gounder ve Subramanian konut tipi ve esnek yükler için KTDP ile Hibrit Knapsack yaklaşımını birleştirerek BEDS ömrünü artırmayı, işletme maliyetlerini ve emisyonları azaltmayı hedeflemiştir. Jadoun ve ark. ise [86]'da Fil Sürüsü (FS), PSO ve geliştirilmiş FS algoritmalarını karşılaştırarak MŞ işletme maliyetlerini düşürmeye ve sistem güvenilirliğini artırmaya çalışmışlardır. Bir başka çalışmada ise Dey ve ark. GKO, Sinüs Kosinüs Optimizasyon (SKO) ve GKAA algoritmalarını kullanarak ayarlanabilir yük profiline sahip konut tipi MŞ'lerde maliyetleri %9–17 oranında azaltmıştır [87]. [88]'de ise Shukla ve Pandit tarafından önerilen Bulanık Sıralama Tabanlı Diferansiyel Evrim (BSTDE) yaklaşımı ile MŞ'lerde maliyet, karbon emisyonu ve kayıpların en aza indirilmesini hedeflemiştir. Başka bir çalışmada ise Periasamy ve Kaliannan İyileştirilmiş Güve Alev Optimizasyonu (İGAO) ile BM'yi birleştirerek FV, RES ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı MŞ'nin işletme maliyetini, kayıplarını ve karbon emisyonunu optimize etmişlerdir [89]. Taghikhani ve Khamseh [90]'da Su Döngüsü Algoritması'nı (SDA) KTDP, GA ve PSO gibi yöntemlerle karşılaştırarak FV, RES, YH, MT ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı MŞ'de maliyet ve karbon emisyonu optimizasyonu çalışmıştır.

Yukarıda bahsedilen yöntemlere ek olarak son yıllarda YZ temelli yöntemlerin MŞ optimizasyonunda giderek daha fazla benimsendiği ve bu doğrultuda gerçekleştirilen çalışmaların önemli ölçüde arttığı görülmektedir. Örneğin Lin ve ark. Derin Deterministik Politika Gradyanı (DDPG) ve Uzun-Kısa Vadeli Bellek (UKVB) teknikleriyle desteklenen bir Derin Pekiştirmeli Öğrenme (DPÖ) yöntemi kullanılmışlardır [91]. Önerilen yöntem, FV, RES, BEDS, DJ ve MT bileşenlerinden oluşan, şebekeden bağımsız bir MŞ'de gerçek verilerle test edilmiş; sonuçta %3,8–7,4 oranında maliyet azaltımı elde edilmiştir. Elkholy ve ark. [92]'da Tunikat Sürüsü Optimizasyonu (TSO), Goril Birlikleri Optimizasyonu (GBO) ve

Uyarlanabilir Bulanık Çıkarım Sistemi (UBÇS) teknikleri içeren hibrit bir YZ yaklaşımı sunmuşlardır. Çalışmada önerilen yöntem ile FV, RES, BEDS ve HDS içeren MŞ'de maliyet ve güvenilirlik optimizasyonu çalışılmıştır. Önerilen yöntem ile %4,05 oranında maliyet azaltımı sağlanmıştır. Ji ve ekibi [93]'te DPÖ temelli bir yöntem olan Derin Q Ağları (DQA) yöntemi ile FV ve RES'ten oluşan bir MŞ'de gerçek verileri kullanarak maliyet optimizasyonu çalışmıştır. Aynı yöntem Alabdullah ve Abido tarafından [94]'te gerçek veriler kullanılarak başka bir MŞ için uygulanmış ve işletme maliyeti %2 azaltılmıştır.

Upadhyay ve ark. [95]'te Pekiştirmeli Öğrenme (PÖ) temelli Yakın Politika Optimizasyonu (YPO) ve Makine Öğrenme (MÖ) yöntemlerini birlikte kullanarak FV ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı sanayi tipi yük proifline sahip MŞ'nin işletme maliyetlerini en aza indirmeyi hedeflemişlerdir. Uygulanan yöntem ile MŞ'nin işletme maliyeti %20 oranında azaltılmıştır. Patty ve Malakar [96]'da Mevsimsel Otomatik Bütünleşik Hareketli Ortalama Modeli (MOBHOM), Kapılı Tekrarlayan Birim (KTB) ve Yapay Elektrik Alanı Algoritmasını (YEAA) birlikte kullanarak FV, RES, MT, YH ve BEDS içerikli şebeke bağlantılı bir MŞ'nin işletme maliyetlerini optimize etmişlerdir. Başka bir çalşmada ise Witharama ve ekibi GA ve Hafif Gradyan Artırmalı Makine Öğrenmesi Algoritması (HGAMÖA) yöntemlerini birlikte kullanarak FV ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı kampüs tipi MŞ'de işletme maliyetini %14,22 azaltmışlardır.

Abid ve ark. MŞ ekonomik kaynak planlaması optimizasyonu için Çok Ajanlı Derin Pekiştirmeli Öğrenme (ÇADPÖ) ile ÇAAAO'yu birlikte kullanmışlardır [97]. Önerilen yöntem YEK'ler ve BEDS'den olaşan şebeke bağlantılı bir MŞ optimizasyonunda kullanılmıştır. Çalışmada önerilen yöntem ile gerçek veriler ve simülasyon ortamında maliyet, emisyon ve teknik göstergelerde iyileşmeler sağlamıştır. Vaish ve ark. [98]'de FV, RES, YH ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı MŞ'nin işletme maliyeti optimize etmek amacıyla meta-sezgisel algoritmalar ile PÖ yöntemlerini birlikte kullanmıştır. Nasir Uddin ve Tabrizi [99]'da FV, RES, KOJEN ve BEDS'den oluşan bir MŞ'de optimizasyon problemini maliyet ve emisyon azaltımı açısından ele almışlar ve çözüm için ÇADPÖ ve Çok Katmanlı Tekrarlayan Sinir Ağları (ÇKTSA) yöntemlerini birlikte kullanmışlardır.

Lin ve ark. [100]'de DPÖ ve DP yöntemlerini birlikte kullanarak FV ve BEDS'den oluşan şebeke bağlantılı sanayi tipi yük profiline sahip bir MŞ'de %121 güç tasarrufu, %61 kayıp azaltımı ve %4 enerji verimliliği artışı sağlamıştır. Wang ve ark. [101]'de MŞ optimizasyon problemini gerçek veriler altında maliyet ve karbon emisyonu azaltımı odaklı ele almışlar ve DPÖ yöntemini kullanarak maliyette %15,62 ile %56,74 arasında değişen iyileşme elde etmişlerdir. [102]'de ise Xu ve arkadaşları FV ve BEDS'den oluşan şebekeye bağlı konut tipi yük profiline sahip bir MŞ'nin işletme maliyetlerinive FV öz tüketiminin optiimze etmek amacıyla Model Tabanlı Derin Pekiştirmeli Öğrenme (MTDPÖ) yaklaşımı geliştirmiştir. Çalışmada gerçek veriler kullanılmış ve önerilen yöntem ile MŞ işletme maliyetleri %17,82 oranında azaltılmıştır. Aynı zamanda, FV öz tüketimi %0,86 oranında artırılmıştır. Esan ve ark. tarafından gerçek veriler kullanılarak Pareto-Q yöntemiyle yürütülen çalışmada ise FV ve BEDS'den oluşan şebeke bağımsız MŞ'nin işletme maliyetlerinde %40–43 arasında azalma sağlanmıştır [103]. [104]'te ise Zhang ve ark. ÇADPÖ yöntemiyle birden fazla MŞ arasında koordinasyon sağlayarak işletme maliyetleri %0,09–8,02 aralığında azaltmıştır. Bolaños ve ark. [105], RES ile DJ'den oluşan şebeke bağlantılı bir MŞ'de YSA, GA ve PSO yaklaşımlarını birlikte kullanarak maliyet, emisyon ile güç kaybını optimize etmiştir. Çalışma IEEE 69 baralı sistemde gerçek veriler kullanılarak simüle edilmiştir. [106]'da ise Abunima ve ark İki Aşamalı Rastsal Optimizasyonu (İARO) ile YSA yöntemini birlikte kullanarak FV ve BEDS'den oluşan şebeke bağımsız MŞ'nin işletme maliyetini %18,8, yük atmayı ise %19,4 azaltmışlardır.

1.1.2 Mikroşebekelerde BEDS'lerin Optimal Tasarımı, Boyutlandırılması, Entegrasyonu ve İşletimine Yönelik Literatür İncelemesi

Günümüzde YEK'lerin artan kullanımı birlikte MŞ'lerde BEDS'lerin tasarımı ve boyutlandırılması hem ekonomik hem de teknik açıdan önem kazanmıştır. Bu kapsamda, literatürde MŞ'lerde optimal BEDS tasarımı, boyutlandırması, entegrasyonu ile işletimine yönelik çeşitli yaklaşım ve yöntemlerin ele alındığı çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu alt başlıkta, MŞ'lerde BEDS optimizasyonuna yönelik çalışmalar incelenmiştir.

Adhikari ve ark. [107]'de FV, RES, DJ ve BEDS'den oluşan kırsal tip yük profiline sahip MŞ'lerde işletme maliyetinin azaltılmasına ve sistem güvenilirliğinin artırılmasına yönelik optimal BEDS boyutlandırması için GA temelli bir yaklaşım

kullanmışlardır. Önerilen yöntem ile güç kaybı olasılığı %41,87'den %2.51'e düşürülerek sistem güvenilirliği artırılmıştır. Yaptıkları yayında farklı BEDS teknolojileri karşılaştırılarak en ekonomik kapasite aralığı belirlenmiş ve kırsal bölgelerde YEK'lere entegre edilen BEDS sistemlerinin uygulanabilirliği ile maliyet etkinliği vurgulanmıştır. Zamora-Muñoz ve ark. [108]'de şebeke bağlantısız topluluk tipi yük profiline sahip bir MŞ için optimal BEDS boyutlandırılmasına yönelik KTDP yöntemini kullanmıştır. Söz konusu çalışmada, sistem güvenilirliği korunurken BEDS kapasitesinin azaltılması hedeflenmiş; böylece maliyet etkinliği sağlanmıştır. Önerilen yöntem ile güvenirlikten taviz verilmeden mevcut durumdaki BEDS boyutu %83,33 oranında azaltılmıştır. Alharbi ve Bhattacharya şebeke bağlantısız MŞ'lerde en iyi BEDS boyutlandırmasına ve işletimine yönelik ayrıştırma temelli iki aşamalı KTDP yaklaşımı geliştirmiştir [109]. Bu kapsamda, özellikle belirsizlik altında maliyet etkinliği sağlamak amacıyla Net Bugünkü Değer (NBD) üzerinden maliyet minimizasyonu hedeflenmiştir.

Muduli ve Das [110]'da FV ve RES içerikli şebeke bağlantılı MŞ'de BEDS'nin optimal boyutlandırılması, konumlandırılması ve işletilmesine yönelik yük akışı temelli yeni bir analitik teknik geliştirmiştir. Söz konusu araştırmada maliyet ve enerji kayıplarının azaltılması, gerilim profilinin iyileştirilmesi ve kârın artırılması hedeflenmiştir. [111]'de Kamble ve ark. FV ve DJ'den oluşan kampüs tipi MŞ'de BEDS'nin optimal boyutlandırılmasına yönelik PSO algoritması kullanmışlardır. Araştırmacılar, bu çalışmada optimal BEDS boyutlandırması için toplam yıllıklaştırılmış maliyetin en aza indirilmesi hedeflemiştir. Mohy-ud-din ve ekibi ise [112]'de FV içerikli şebeke bağlantılı endüstriyel tip yük profiline sahip MŞ'lerde BEDS'nin ekonomik işletimi için entegre bir EnYS yaklaşımı geliştirmiştir. Bu kapsamda, belirsizlik altında karar verme süreçlerini modellemek amacıyla Rastsal DP yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemle, sistemin toplam işletme maliyeti minimize edilmiştir. [113]'te Arias ve ekibi, şebekeye bağlı MŞ'ler için BEDS'nin çok amaçlı boyutlandırmasını ele almıştır. Tümevarımsal Optimizasyon (TO) yaklaşımı kullanılarak BEDS'nin geri ödeme süresi, batarya ömrü, şebeke üzerindeki etkisi, frekans regülasyonu ve pik yük azaltımı gibi çoklu performans kriterleri değerlendirilmiştir.

Li ve Wu [114]'te ticari yük profiline sahip sadece FV'lerden oluşan şebeke bağlantılı bir MŞ için BEDS'in optimal boyutlandırılmasını ele almışlardır. Araştırmalarında, KTDP ve DP yöntemleri birlikte kullanılmıştır. Sonuçta %29,3 oranında maliyet azaltımı sağlanmış ve sistemin geri ödeme süresi 66 ay olarak hesaplanmıştır. Ayrıca, BEDS'nin yaşlanma etkileri ve yaşam döngüsü maliyetleri dikkate alınarak uzun vadeli ekonomik fizibilite analizleri gerçekleştirilmiştir. Abid ve ekibi [115]'de FV, RES ve DJ içerikli bir MŞ'ye BEDS entegrasyonuna yönelik çok amaçlı optimizasyon yaklaşımı geliştirmiştir. Bu kapsamda, Çok Amaçlı ve Çok İşlemcili Benzetimli Tavlama Algoritması (ÇAVÇİBTA) kullanılarak teknik, ekonomik ve çevresel performans kriterleri eşzamanlı olarak optimize edilmiştir. Önerilen yöntem ile seviyelendirilmiş enerji maliyeti 0.0383–0.0469 $/kWh aralığında gerçekleşmiş ve karbon emisyon salınımı %87–89 oranında azaltılmıştır. Bir başka çalışmada ise Yang ve ark. RES üretimindeki dalgalanmaların MŞ üzerindeki olumsuz etkisini azaltmak amacıyla optimal BEDS boyutlandırılması için duyarlılık analizine dayalı iteratif eniyileme yaklaşımı kullanmıştır [116]. RES gücü dalgalanmalarının azaltılması sonucu sistem kararlılığı artırılmıştır.

Vaka ve Matam [117], MŞ'lerde optimal BEDS boyutlandırması ile yönetimine odaklanarak işletme maliyetleri ve tepe yük azaltımını optimize etmiştir. Çalışmada hem metasezgisel algoritmalar hem de DP teknikleri bir arada kullanılmıştır. Alsaidan ve ekibi [118]'de FV, RES, Gaz Türbini (GT) içerikli şebeke bağlantılı MŞ'de optimal BEDS boyutlandırma problemini maliyet azaltımı ve güvenirlik eniyileme kapsamında ele almış ve çözüm için KTDP yöntemini kullanmışlardır. Hassanzadeh ve ekibi ise [119]'da Uyarlamalı Parçacık Sürü Optimizasyonu (UPSO) ile BM yöntemleirni birleştirerek MŞ'lerde frekans dalgalanmalarının azaltılması, gerilim profilinin iyileştirilmesi ve enerji kayıplarının minimize edilmesine yönelik optimal BEDS boyutlandırması çalışmışlardır. Javadi ve ekibi KTDP ve Bükücüler Ayrışması (BA) yöntemlerini birlikte kullanarak FV içerikli şebeke bağlantılı bir MŞ'de BEDS optimizasyon problemini işletme maliyetinin en aza indirilmesi, FV kullanımının en üst düzeye çıkarılması ve frekans düzenlenmesi kapsamında ele almışlardır [120]. [121]'de Jayasekara ve ark., Çok Amaçlı İç Nokta (ÇAİÖ) yöntemini kullanarak Orta Gerilim (OG) ile Alçak Gerilim (AG) seviyelerinde optimal BEDS boyutlandırma problemini ele almıştır. Çalışmada

maliyetlerin düşürülmesi, gerilim profilinin iyileştirilmesi, enerji kayıplarının azaltılması ve tepe yüklerin azaltılması hedeflenmiştir.

Shi ve ekibi [122]'de RES ve DJ içerikli şebeke bağlantılı konut tipi yük profiline sahip MŞ'de optimal BEDS boyutlandırma problemini maliyet azaltımı kapsamında ele alarak çözüm için İyileştirilmiş Biyocoğrafya Temelli Optimizasyon Algoritması (İBTOA) yöntemi kullanmışlardır. Ferrario ve ark. [123], şebekeden bağımsız konut tipi bir MŞ için en uygun BEDS tasarımı problemini maliyet azaltımı ile güvenirlik iyileştirmesi kapsamında ele almış; çözüm yöntemi olarak PSO'yu kullanmıştır. [124]'de ise Santos ve ekibi, FV ile DJ içeren, şebekeye bağlı ticari yük profiline sahip bir MŞ'de BEDS boyutlandırma problemini sermaye ile işletme giderlerinin optimizasyonu kapsamında ele almış; çözümde KTDP ve KTDOP yöntemlerini birlikte kullanmıştır. Çalışmada ayrıca Pareto analizleri ile çok amaçlı karar verme süreci değerlendirilmiştir. Bir başka çalışmada ise Khamharnphol ve ekibi ticari yük profiline sahip şebeke bağlantılı bir ada için optimal MŞ ve BEDS tasarımını birlikte ele alarak seviyelendirilmiş enerji maliyetlerinin eniyilemesini hedeflemişlerdir [125]. Bu kapsamda, FV, RES ve DJ içeren bir MŞ için en uygun BEDS boyutlandırması gerçekleştirilmiş; yöntem olarak Kafes Arama (KA) ile Özel Mülkiyetli Algoritma (ÖMA) birlikte kullanılmıştır. Benzer şekilde Alhumaid ve ekibi, MŞ'nin BEDS tasarımını ve boyutlandırma problemini birlikte incelemişler, en uygun çözümü elde etmek için Çok Girdili Doğrusal Olmayan Programlama (ÇGDOP) yöntemini kullanmıştır [126]. Çalışmalarında maliyet ve güvenirlik optimizasyonu birlikte ele alınmıştır.

Khalili ve ark. [127]'de FV, RES ve DJ içerikli şebeke bağlantısız konut ve ticari yük profiline sahip MŞ'lerde enerji arz güvenliğini ve enerji satışlarını maksimize etmek amacıyla optimak BEDS seçimi için senaryo tabanlı olasılıksal modelleme ve Takas Piyasası Algoritması (TPA) yöntemlerini kullanmışlardır. [128]'de Khan ve ekibi toplam maliyetin azaltılması, enerji özerkliği, karşılanamayan yük oranının azaltılması ve karbon emisyonlarının düşürülmesi için FV, RES ve DJ'den oluşan şebeke bağlantılı bir MŞ'de opitmal BEDS tasarımını KTDP ve Destek Vektör Regresyonu (DVR) yöntemlerini birlikte kullanarak ele almıştır. Alsaidan ve ekibi ise [129]'da FV, RES ve MT içeren, konut ile ticari yük profiline sahip şebekeye bağlı bir MŞ'de ekonomik işletim ile güvenirlik optimizasyonu problemini ele almıştır. Optimal BEDS tasarımı için KTDP ve Parçalı Doğrusallaştırma (PD)

yöntemlerinden yararlanmıştır. Takano ve ekibi FV ile DJ'den oluşan şebeke bağlantısız bir MŞ'de optimal BEDS tasarım için Krush-Kuhn-Tucker (KKT) koşullarına dayalı yaklaşım, İkili Parçacık Sürü Optimizasyonu (İKSO) ve Kuadratik Programlama (KP) yöntemlerini birlikte kullanmıştır [130]. Çalışmada toplam maliyetin azaltılması, tepe talep yüklerinin düşürülmesi ve enerji arz-talep dengesinin korunması hedeflenmiştir.

Sufyan ve ark. [131]'de FV, RES, DJ ve BEDS içeren, konut tipi yük profiline sahip MŞ'lerde optimal BEDS entegrasyonu problemini ele almıştır. Çalışmada, BEDS'nin Deşarj Derinliği (DD), güç dengesi ve yedek güç temini gibi teknik kısıtlar dikkate alınmıştır. Tayab ve ekibi [132], PV, Hidroelektrik (HE), Gaz Jeneratörü (GJ) ve BEDS içeren, sanayi tipi yük profiline sahip bir MŞ'de optimal BEDS boyutlandırması ile entegrasyonunu incelemiştir. Çalışmada Cıvık Mantar Algoritması (CMA) tabanlı iki katmanlı eniyileme tekniği ile güvenilirlik ve ekonomik hedeflere ulaşılmaya çalışılmıştır. [133]'te ise, RES, MT ve BEDS içeren bir MŞ'de kurşun-asit ile lityum-iyon batarya teknolojilerini incelemiştir. KTDP yöntemi kullanılarak, enerji satışını artırmak ve toplam maliyeti azaltmak amacıyla gerçek veriler üzerinden optimizasyon çalışması yürütülmüştür. Zahraoui ve ekibi [134]'de FV ve KOJEN içerikli MŞ'de optimal BEDS boyutlandırması için kurşun-asit batarya teknolojisini tercih etmiş, ÖÖDOA ile KP yöntemlerini birlikte kullanmışlardır. Gerçek ve sentetik veri kullanılarak gerçekleştirilen analizlerde, enerji dengesizlikleri ve arıza senaryoları dikkate alınmıştır. Başka bir çalışmada ise, yalnızca FV ve BEDS içeren bir MŞ'de optimal BEDS boyutlandırması ile entegrasyonunu gerçekleştirmek amacıyla PSO yönteminden yararlanmıştır [135].

Kumar ve ekibi [136]'da FV, Biyokütle Jeneratörü (BiyoJen), DJ ve BEDS içerikli bir MŞ'de çeşitli tüketici grupları (sanayi, sağlık, üniversite kampüsü) için analizler yapmıştır. Bu çalışmada DP yöntemi kullanılarak ekonomik, çevresel ve güvenilirlik hususları eşzamanlı optimize edilmiştir. Ayrıca tepe yüklerin azaltılması, güç dalgalanmalarının yumuşatılması ve yedek enerji sağlanması hedeflenmiştir. Salman ve ark. [137]'de RES, DJ ve BEDS içeren MŞ'lerde DP ile KP yöntemlerini kullanarak ekonomik işletim sağlamak ve tepe yükleri azaltmak amacıyla BEDS optimizasyonu konusunda çalışmışlardır. Ayrıca, çalışmada konut, ticari, üniversite kampüsünden oluşan gerçek yük profili verileri kullanılarak RES kullanımının artırılması ve DJ kullanımının azaltılması dikkate alınmıştır. Murty ve

ekibi ise FV, RES, DJ, MT ve YH içerikli MŞ'de BEDS kullanarak KTDP yöntemiyle işletme maliyeti, tepe yük ve DJ kullanımının azaltılması gibi kriterleri içeren analizler gerçekleştirmiştir [138]. [139]'da ise Boutros ve ekibi tarafından gerçekleştirilen çalışmada PV, DG ve BESS içerikli şebeke bağlantısız MŞ modeli ele alınmış, optimal BEDS tasarımı problemi için konut tipi tüketiciler dikkate alınmıştır. Yöntem olarak GA ve KTDP birlikte kullanılmıştır. Çalışmada toplam maliyetin en aza indirilmesi, güç arz-talep dengesinin sağlanması, yaşam döngüsü boyunca karbon emisyonlarının azaltılması ve DEÜS kullanımının minimize edilmes hedeflenmiştir.

1.1.3 MŞ'lerde TTEY'ye Yönelik Literatür Çalışmaları

Günümüzde EnYS süreçlerinde esneklik ve öngörülebilirlik MŞ sistemlerinin temel gereksinimleri arasında yer almaktadır. Bu gereksinimleri karşılayabilmek amacıyla, üretim ve/veya tüketimin önceden tahmin edilmesine dayalı stratejiler önem kazanmaktadır. Tahmin tabanlı enerji yönetimi, özellikle YEK'lerin değişkenliği ve talep tarafı belirsizlikleri karşısında, MŞ'lerin kararlı ve ekonomik işletimini sağlamada kritik bir rol oynamaktadır. Bu bölümde, MŞ'lerde TTEY'ye yönelik çalışmalar talep ve üretim odaklı tahmin çalışmalar olmak üzere iki ana başlık altında incelenmiştir.

1.1.3.1 MŞ'lerde Talep (Tüketim/Yük) Tahmini Özelinde Yapılan Literatür Çalışmaları

MŞ'lerde talep/yük tahmini, proaktif bir EnYS yaklaşımı açısından kritik bir öneme sahip olup, MŞ'lerde kaynakların optimum kullanılmasına katkı sağlamaktadır. Bu başlık altında, MŞ'lerde tüketim tahminine odaklanan literatür çalışmaları incelenmiştir. Talep tahmine yönelik çalışmalar literatürde genel olarak kullanılan yöntem ve tahmin zaman ölçeği bakımından çeşitlilik göstermektedir. Literatürdeki çalışmalar yöntem açısından başlıca; geleneksel yöntemler, kümeleme tabanlı yöntemler, YZ tabanlı yöntemler, zaman serisi tabanlı yöntemler ve meta-sezgisel yöntemler olarak 5 gruba ayrılırken, tahmin zaman ölçeği bakımından; ultra kısa (1dk-1 saat), kısa (1 saat – 1 hafta), orta (1 hafta – 1 yıl) ve uzun vadeli (> 1 yıl) olmak üzere dört gruba ayrılmaktadır [140], [141]. Aşağıda verilen çalışmalar bu çerçevede ele alınarak sistematik bir şekilde sunulmuştur.

Geleneksel yük tahmin teknikleri, farklı zaman ölçeklerinde gelecekteki talebi öngörmek amacıyla kullanılan yöntem ve algoritmalaın temelini oluşturmaktadır. Bu teknikler, elektrik üretim ve dağıtım sistemlerinin planlanması ve yönetimi amacıyla elektrik hizmeti sağlayıcıları ve güç sistemi operatörleri tarafından uzun süredir kullanılmaktadır. Alberg ve ekibi [142]'ta elektrik yükünü tahmin etmek amacıyla, mevsimsel ve mevsimsel olmayan zaman serisi modelleri kullanarak Çevrim İçi Bilgi Ağı (ÇİBA) metodolojisini birleştiren Kayma Penceresi (KayPen) tabanlı bir algoritma geliştirmiştir. Önerilen yöntem ile saatlik bazda yük tahmini yapmışlardır. Massana ve ark. [143]'de konut tipi yükler için Kısa Vadeli Yük Tahmini (KVYT) yapmıştır. Çalışmada yöntem olarak Otoregresif (OtoReg) tabanlı modeller kullanılmıştır. Kullanılan tahmin modeli, yalnızca bina doluluk bilgisine dayalı olarak birkaç ay öncesinden saatlik bazda talep tahmini yapmaktadır. Ayrıca farklı bina doluluk oranları incelenmiş ve çeşitli doluluk oranlarına göre modeller karşılaştırılmış ve en etkin modeller belirlenmiştir. Li ve ekibi [144]'de bina elektrik tüketiminin tahmini amacıyla sistem özellikleri kullanan Sistem Tanılama (SisTan) yaklaşımını kullanarak yeni bir MTÖD önermişlerdir. Modelin amacı, bina enerji sistemlerinin verimliliğini ve dayanıklılığını artırmaktır. Yapılan deneysel analizlerde, 60 saniyelik hesaplama süresiyle %90'a varan doğruluk oranına ulaşılabildiği raporlanmıştır.

Kaneriya ve ark. [145]'de KVYT ölçeğinde hava durumu verilerine dayalı zaman tabanlı model geliştirmiştir. Model, özellikle konut ve ticari uygulamalarda elektrik talebinin tahmininde yüksek doğruluk sağlamıştır. Çalışmada kullanılan yaklaşım, meteorolojik değişkenlerin zaman serisi analiziyle talep tahmini yapmakta ve MŞ'lerde operasyonel planlama açısından katkılar sunmaktadır. Elde edilen sonuçlar, veri odaklı modellerin daha esnek ve uyarlanabilir olduğunu göstermektedir. Ancak, yüksek doğruluk için geniş ve kaliteli veri setlerine ihtiyaç duyulduğu vurgulanmıştır. Zhang ve ekibi [146]'da talep tahmini doğruluğunu artırmak amacıyla geliştirdikleri hibrit modelde, İyileştirilmiş Empirik Mod Ayrıştırma (İEMA), Otokorelasyonlu Bütünleşik Hareketli Ortalama Modeli (OBHOM) ve Dalgacık Sinir Ağı (DalSA) yöntemlerini birlikte kullanmışlardır. Model, Meyve Sineği Optimizasyon Algoritması (MSOA) ile optimize edilerek, her bir bileşenin avantajlarından faydalanılmıştır. Bu çalışma, geleneksel tahmin yöntemlerinin yetersizliklerini gidermeye yönelik olarak, çok bileşenli ve veri

odaklı bir tahmin çerçevesi sunarak, özellikle KVYT uygulamaları açısından alternatif bir yaklaşım ortaya koymuştur.

Talep tahmininde kullanılan bir diğer yaklaşım ise kümeleme tabanlı tahmin teknikleridir. Bu yöntemler geçmiş yük verilerindeki benzer desenleri gruplayarak gelecekteki talebi tahmin etmeye yönelik geliştirilmiş yöntemlerdendir. Bu teknikler özellikle doğrusal olmayan ve karmaşık tüketim davranışlarının modellenmesinde başarı sağlamaktadır. Literatürde yapılan çalışmalar, bu yaklaşımın kısa vadeli ve uzun vadeli tahmin senaryolarında doğruluk oranlarını artırdığını ve model genelleme kabiliyetini güçlendirdiğini göstermektedir. Örneğin Quilumba ve ark. [147]'te bireysel hane tüketim verileri kullanarak benzer yük desenlerine sahip kullanıcıların gruplandırmışlar ve bu gruplar üzerinden KVYT yapmışlardır. Yöntem olarak iki farklı kümeleme stratejisi benimsemişlerdir. Bunlardan boylamsal gruplama, zaman içinde benzer yük desenlerinin sınıflandırılmasını, kesitsel gruplama ise farklı kullanıcıların benzer tüketim profillerine göre eşleştirilmesi için kullanılmıştır. Jiao ve ekibi [148]'da konut dışı kullanıcıların KVYT amacıyla K-ortalama kümeleme, Spearman korelasyon katsayısı ve UKVB yöntemlerini birlikte kullanmışlardır. [149]'de ise Cugliari ve ark. elektrik tüketim verilerini alt bileşenlere ayırarak her bir bileşen için ayrı tahminler yapıp daha hassas sonuçlar elde etmişlerdir. Çalışmada, benzer tüketim profillerine sahip kullanıcılar 'süper tüketici' olarak tanımlanmış ve bu kullanıcıların yük eğrileri üzerinde Eğri Tabanlı Kümeleme (ETKüm) uygulanmıştır. Daha sonra, farklı kümeleme düzeylerini içeren hiyerarşik bir bölütleme yapısı oluşturulmuş ve bu yapılar, tahmin doğruluğu açısından karşılaştırılarak en uygun bölütleme belirlenmiştir.

Chaouch ve arkadaşları [150]'de konut tipi tüketiciler için KVYT gerçekleştirmek amacıyla iki farklı zaman serisi temelli yöntem kullanmıştır. Bunlar Fonksiyonel Dalgacık-Çekirdek Yöntemi (FDÇY) ve kümeleme tabanlı FDÇY yöntemleridir. Çalışmada, konut tüketim eğrilerinin yüksek varyans göstermesi ve bireysel kullanıcı davranışlarının gün içi ve günler arası değişkenliği dikkate alınarak, tahmin doğruluğunu artırmak için tüketim profillerinin benzerliklerine göre ön işlem olarak kümeleme uygulanmıştır. FDÇY yöntemi her bir küme için ayrı ayrı uygulanarak tahmin yapılmıştır. Li ve ark. [151]'da şehir bazında tüketicilerin Uzun Vadeli Yük Tahmini (UVYT) doğruluğunu artırmak amacıyla Veri Odaklı

Doğrusal Kümeleme (VODK) adlı yeni bir yaklaşım önermiştir. Bu yöntemde, şehirdeki transformatörlere ait yük verileri, VODK algoritması ile ön işleme tabi tutulmuş ve benzer yük desenlerine sahip alt gruplar oluşturulmuştur. Her bir küme için ayrı ayrı optimum OBHOM modelleri oluşturulmuş ve sistem düzeyinde yük tahmini, tüm kümelere ait tahminlerin toplamı üzerinden elde edilmiştir. [152]'de ise Hamed KVYT doğruluğunu artırmak amacıyla kümeleme temelli hibrit modelleme yaklaşımı geliştirmiştir. Farklı tüketim desenlerine sahip kullanıcı gruplarını ayrıştırmak için Kalman filtreleme, YSA ve Dalgacık Tabanlı Sinir Ağları (DTSA) gibi farklı modelleme teknikleri birlikte kullanılmıştır. Önerilen yöntem çeşitli bölgelerden elde edilen veri setleri üzerinde test edilmiştir. Bu çalışma, özellikle bölgesel farklılıkların belirgin olduğu dağıtık sistemlerde, kümeleme ile desteklenen hibrit yaklaşımların KVYT performansını artırabileceğini ortaya koymuştur. Bir başka çalışmada ise, talep tahmin performansını artırmak amacıyla Kapalı Döngü Kümeleme (KDK) algoritması geliştirmiştir [153]. Bu yaklaşım, kümeleme ve tahmin süreçlerini entegre eden geri besleme mekanizması ile çalışmakta ve tahmin doğruluğu da kümeleme kriteri olarak kullanılmaktadır. Bu sayede, önerilen model yalnızca veri benzerliğine değil, aynı zamanda tahmin başarımına dayalı bir kümeleme gerçekleşmiş ve bu durum tahmin doğruluğunu artırmıştır. Literatürdeki mevcut hiyerarşik yük tahmin yöntemleriyle karşılaştırıldığında, önerilen yöntemin daha düşük hata oranlarına sahip olduğu raporlanmıştır.

Geleneksel yöntemler, doğrusal olmayan ve karmaşık ilişkileri modellemede çoğu zaman yetersiz kalmaktadır. YZ tabanlı yöntemler bu tür durumlar ile başa çıkabilme yeteneklerinden olayı son yıllarda tahmin yöntemi olarak yaygın şekilde kullanılmaktadır. Özellikle YSA, DVR, Karar Ağaçları (KarAğ) ve DerÖğ modelleri gibi Makine Öğrenmesi (MÖ) algoritmaları, talep tahmini için kullanılan girdi değişkenleri arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenme ve genelleme yetenekleri sayesinde tahmin performansını artırmaktadır. Bu yöntemler, MŞ'lerde kısa vadeli, orta vadeli ve uzun vadeli tahmin senaryolarında yüksek doğruluk oranları ile öne çıkmaktadır. Örneğin Yu ve arkadaşları [154]'de bina enerji talebinin tahmini amacıyla KarAğ tabanlı bir yöntem kullanmıştır. Çalışmada, C4.5 algoritması kullanılarak bina enerji performansına etki eden parametreler otomatik biçimde sınıflandırılmış ve bu parametrelerin eşik değerleri belirlenerek tahmin modelleri

geliştirilmiştir. Önerilen yöntem ile eğitim verisi üzerinde %93, test verisi üzerinde ise %92 doğruluk oranı elde edilmiştir. Chou ve ark. [155]'te KVYT doğruluğunu artırmak amacıyla DVR ve GA tabanlı bir hibrit model geliştirmiştir. Çalışmada, DVR algoritmasında kullanılan parametrelerinin optimizasyonu için GA kullanılmıştır. Böylece modelin genelleme yeteneği ve tahmin başarımı iyileştirilmiştir. Önerilen yöntem, gerçek veriler üzerinde test edilmiş ve geleneksel DVR ile karşılaştırılmış ve daha düşük hata oranları elde edilmiştir. GA, DVR'nin kernel parametreleri ve regularizasyon katsayısını optimize ederek aşırı öğrenme riskini azaltmış ve modelin farklı tüketim desenlerine uyum sağlama kapasitesini artırmıştır. [156]'te ise Sha ve ark. sadeleştirilmiş bir KVYT yöntemi geliştirmiştir. Yöntem olarak Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon (ÇDDR), DVR ve YSA kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, DVR ve YSA modellerinin ÇDDR'ye kıyasla daha yüksek doğruluk sağladığını göstermiştir.

Peng ve ekibi [157]'te binalarda soğutma yüklerini tahmin bazlı optimize etmek amacıyla hem denetimli hem de denetimsiz MÖ tekniklerini içeren bir yaklaşım geliştirmiştir. Çalışmada, bina kullanıcılarının davranışlarını modellemek üzere öğrenilen bilgiler, bir dizi karar yöntemi ile gerçek zamanlı sıcaklık ayar noktalarının belirlenmesinde kullanılmıştır. Bu sayede, soğutma sistemlerinin enerji tüketimi tahmin edilerek, kullanıcı müdahalesine gerek kalmaksızın dinamik biçimde yönetilmiştir. Fan ve ark. [158]'da Veri Zenginleştirme ve Model Ayrıştırma (VZvMA), DVR ile Otokorelasyon yöntemlerini bir araya getirerek hibrit bir tahmin modeli önermiştir. Bu model, dengesiz veri yapıları ve karmaşık sistemler için geleneksel DVR algoritmasına kıyasla daha üstün performans sergilemiştir. Bir başka çalışmada ise yine Fan ve ekibi bina soğutma yükü tahmini için DerÖğ tekniklerinin uygulanabilirliğini iki temel açıdan incelemiştir: anlamlı özelliklerin çıkarılması ve tahmin modellerinin geliştirilmesi [159]. Çalışmada, doğrusal ve doğrusal olmayan tahmin yöntemleri karşılaştırılmış; sonuçlar, doğrusal olmayan yaklaşımların doğrusal modellere kıyasla daha yüksek tahmin başarımı sağladığını göstermiştir. Özellikle, Aşırı Gradyan Artırımı (AGA) algoritması, diğer yöntemlere kıyasla en yüksek doğruluk seviyelerine ulaşmıştır. Bununla birlikte, Derin Otoenkoder (DOe) gibi denetimsiz MÖ modelleriyle elde edilen özelliklerin AGA modellerine entegre edilmesi, tahmin performansını

artırmıştır. Bu entegrasyon sayesinde, model hem öğrenme kapasitesini genişletmiş hem de veri temsili açısından daha zengin bir yapı kazanmıştır.

Alazab ve arkadaşları [160]'te KVYT doğruluğunu artırmak amacıyla DerÖğ tabanlı bir yaklaşım geliştirmiştir. Çalışmada, elektrik tüketim verilerinin zaman serisi özelliklerini dikkate alarak, UKVB mimarisi kullanılmış ve bu mimari, geleneksel YSA ile karşılaştırılmıştır. Modelin performansı, doğruluk ve hata oranları açısından değerlendirildiğinde, UKVB tabanlı yaklaşımın YSA'ya kıyasla daha düşük Ortalama Mutlak Yüzde Hata (OMYH) sunduğu raporlanmıştır. Ayrıca, UKVB modeli, veri genelleme kabiliyeti açısından daha istikrarlı sonuçlar üretmiş ve AşÖğ riskini azaltmıştır. Marinescu ve ekibi [161]'de küçük ölçekli yük tahmini üzerine odaklanarak, tek bir transformatöre karşılık gelen yük verilerini analiz etmişlerdir. Bu kapsamda, altı farklı yöntem kullanılarak yük tahmini gerçekleştirilmiştir: YSA, BM, Oto-Regresyon (OtoReg), Oto-Regresif Hareketli Ortalama (OtoRegHO), OBHOM ve DTSA. Çalışmanın temel bulgusu, farklı yöntemlerin benzer doğruluk seviyelerinde sonuçlar verdiği ve küçük ölçekli yük tahmini için birbirlerine yakın performans sergiledikleridir. Bu durum, düşük ölçekli yük verilerinin tahmininde kullanılan yöntemlerin seçiminin, model karmaşıklığından ziyade uygulama bağlamına ve veri özelliklerine bağlı olarak yapılması gerektiğini göstermektedir. [162]'de Badr ve ark. KVYT doğruluğunu artırmak amacıyla, hibrit bir DerÖğ modeli geliştirmiştir. Bu model, UKVB ve Evrişimli Sinir Ağı (EvSA) mimarilerini birleştirerek, zaman serisi verilerinin hem zamansal hem de yapısal özelliklerini öğrenmeyi hedeflemektedir. Çalışmada, önerilen yöntem, geleneksel yöntemler ve tekil DerÖğ modellerle karşılaştırılmış ve daha yüksek tahmin doğruluğu elde edilmiştir. Ayrıca, modelin genel performansı farklı veri kümeleri üzerinde test edilerek genelleme kabiliyeti değerlendirilmiştir.

Yük tahmininde kullanılan bir diğer yöntem olan zaman serisi analiz teknikleri ise belirli aralıklarla (saatlik, günlük vb.) toplanan geçmiş verileri kullanmaktadır. Bu yöntemler literatürde genellikle sistem planlamasına ve güvenilirliğin artırılmasına yönelik yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Örneğin Mocanu ve ark. [163]'de KVYT için zaman serisi tabanlı iki yeni model geliştirmiştir: Koşullu Kısıtlı Boltzmann Makinesi (KKBM) ve Çarpanlara Ayrılmış Koşullu Kısıtlı Boltzmann Makinesi (ÇAKKBM). Bu modeller, klasik YSA, DVR, Tekrarlayan Sinir Ağları

(TekSA) gibi geleneksel yöntemler ile kıyaslanmıuş ve daha doğru sonuçlar elde edildiği raporlanmıştır. Bir başka çalışmada ise yine Mocanu ve ark. bina enerji tüketiminin KVYT amacıyla iki farklı pekiştirmeli öğrenme algoritması geliştirmiştir [164]. Bu çalışmada, Derin İnanç Ağları (DİA) mimarisi ile Otomatik Özellik Çıkarımı (OÖÇ) birleştirilerek, etiketlenmemiş veriler üzerinden bina enerji tüketimini modelleyen bir çerçeve sunulmuştur. Bu model geleneksel yöntemler ile kıyaslanmış ve üstünlüğü vurgulanmıştır. DİA ön işleme adımı sayesinde, Kök Ortalama Kare Hatası (KOKH) %91,42 olarak elde edilmiştir. Khan ve ekibi [165]'te çok haneli konutlarda KVYT amacıyla DerÖğ modeli ile istatistiksel modeli birleştirmişler ve hibrit bir tahmin mimarisi önermiştir. Çalışmada DerÖğ yüksek seviyeli özellik çıkarımı, istatiksel yöntem ise modelin genelleme kabiliyetini artırmak için kullanılmıştır.

Sala ve ark.'te [166]'te akıllı binalardaki ısıtma ve soğutma sistemlerinin KVYT için TekSA ve Uyarlamalı Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi (UNBÇS) yöntemlerini birlikte kullanarak hibrit bir yaklaşım geliştirmiştir. UNBÇS, TekSA ile elde edilen tahminleri dış ortam sıcaklığı ve dönüş suyu sıcaklığı ile ilişkilendirerek soğutma sisteminin enerji talep tahminini artırmak için kullanılmıştır. Bouktif ve ark. [167]'te KVYT ve Orta Vadeli Yük Tahmini (OVYT) uygulamalarını kapsayan tek değişkenli bir UKVB-TekSA modeli kullanmıştır. Önerilen model, yedi farklı makine öğrenmesi tekniğine kıyasla OMYH ve KOKH oranlarında en düşük değerleri elde etmiştir. Agrawal ve ark. [168]'da UVYT için saatlik çözünürlüklü bir TekSA modeli kullanmıştır. Model, diğer modellere kıyasla %6,54 OMYH ve %2,25 güven aralığı değerleri ile daha iyi sonuçlar vermiştir. [169]'de ise Ahmad ve ark. OVYT ve UVYT için aylık, mevsimlik ve yıllık çözünürlükte YSA, ÇDDR ve adaptif güçlendirme yöntemlerini kullanmıştır. Önerilen modeller, her üç zaman aralığında da geleneksel yöntemlere kıyasla daha düşük hata oranları sunmuştur.

Massaoudi ve ark. [170]'de KVYT için yığılmış genelleştirme temelli hibrit bir yöntem geliştirmişlerdir. Model, HGAMÖA ve AGA yönteminden üretilen ara tahminleri meta-özellik olarak alıp çok katmanlı algılayıcı sinir ağına besleyerek nihai yük tahminleri yapmıştır. Birden fazla vaka çalışmasında diğer hibrit yaklaşımlarla karşılaştırılan yöntem hata oranlarında iyileşme sağlamıştır. Wang ve ark. [171]'da bireysel tüketiciler için hem KVYT hem de UVYT için yük profillerindeki belirsizlikleri ve değişkenlikleri ele alan Olasılıksal Yük Tahmin

(OYT) yöntemi önermiştir. YSA ve UKVB yöntemleri birlikte kullanılarak doğruluk artırılmış; elde edilen sonuçlar, klasik yöntemlere kıyasla daha düşük hata oranları göstermiştir. Brégère ve ekibi [172]'te farklı hane grupları düzeyinde talep tahmini için üç aşamalı bir yöntem önermiştir. Bu yaklaşım, ilk olarak Genelleştirilmiş Eklemeli Modeller (GEM) ile başlangıç tahminlerinin oluşturulmasını, ardından Makine Öğrenmesine Dayalı Çok Yönlü Algoritma (MÖDÇYA) ile bu tahminlerin optimal doğrusal kombinasyonunun elde edilmesini, son olarak da tahminlerin hiyerarşik kısıtları sağlayacak şekilde ayarlanmasını içermektedir. Dan ve ark. ise [173]'de saatlik yük zaman serilerini tahmin etmek için Geliştirilmiş Zaman Füzyon Dönüştürücü (GZFD) modeli önererek OVYT yapmışlardır. İki gerçek veri setiyle yapılan testlerde, önerilen modelin geleneksel yöntemlere kıyasla daha güvenilir ve dar tahmin aralıkları sunduğu raporlanmıştır. [174]'de ise Mancuso ve ark. hiyerarşik yapıya sahip zaman serileri için YSA ve DerÖğ yöntemlerini birlikte kullanmıştır. Derin Sinir Ağı (DSA) ismini verdikleri bu yöntem üç farklı gerçek veri setiyle yapılan testlerde, mevcut yöntemlere kıyasla daha yüksek doğruluk ve tutarlılık göstermiştir.

Metasezgisel teknikler, yük tahmini problemlerinin doğasında bulunan karmaşıklık ve belirsizlik gibi zorlukları etkili şekilde ele alabilme yetenekleri nedeniyle talep tahmininde özellikle hiperparametre optimizasyonunda sıklıkla kullanılmaktadır. Bu sayede hem tahmin doğruluğunu hem de işlem süresini iyileştirmektedir. Bu teknikler arasında GA, PSO ve Benzetilmiş Tavlama (BenTav) gibi yöntemler yer almakta olup, özellikle klasik yöntemlerin yetersiz kaldığı durumlarda alternatif çözümler sunmaktadır. Bu yöntemlerin kullanımına ilişkin çeşitli örnekler literatürde yer almaktadır.

Noradin ve ark. [175]'te Ridgelet YSA ve Elman YSA yönemlerini içeren iki aşamalı bir tahmin motoru ile yeni bir özellik seçme yöntemi entegre eden hibrit yaklaşım sunmuştur. Öznitelik seçimi ile ön işleme yapılan yük verileri, algoritmalarla optimize edilen tahmin motoruna aktarılmış ve çeşitli hata metrikleriyle ölçülen yüksek doğruluk elde edilmiştir. Sun ve ark. [176]'te KVYT için UKVB ile Değiştirilmiş SKA birleştiren bir yöntem önermiştir. UKVB'nin kısa ve uzun vadeli bilgileri işleyebilme yeteneği DSKA ile optimize edilerek, tahmin doğruluğu ve kararlılığı artırılmıştır. Ahmad ve ekibi [177]'te üç aşamalı bir DerÖğ

yöntemi önermiştir. İlk aşamada AGA ve KarAğ ile özellik seçimi yapılmış, ikinci aşamada Yinelemeli Özellik Eleme (YÖE) ile gereksiz değişkenler ayıklanmış, son aşamada ise GA ile optimize edilmiş AşÖğ makinesi ve IA ile parametre optimizasyonu yapılmıştır. Optimize edilen parametreler ile DVR kullanılarak sınıflandırma ve tahmin gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, AşÖğMak-GA için %96,3 ve DVM-GA için %93,25 doğrulukla, önerilen yöntemin mevcut tekniklere kıyasla daha yüksek performans sunduğunu raporlanmıştır. [178]'de ise Huafeng ve ark. model seçimini optimize etmek amacıyla Çoklu Uzay İş Birliği (ÇUİB) adlı bir yöntem önermiştir. Bu yaklaşım, alt uzaylarda model seçimi yaparak en iyi parametre alanlarına odaklanmayı sağlayan ayrıştırma ve eleme stratejileri içermektedir. Gerçek veri setleri ve simülasyonlarla test edilen yöntem, geleneksel sezgisel algoritmalara kıyasla daha yüksek doğruluk ve sağlamlık sunmuştur. Bir başka çalışmada ise gerçek verilerle test edilen Kuantum Destekli Algoritma (KDA) yönteminin hiperparametre optimizayonunda geleneksel modellere kıyasla daha iyi sonuçlar verdiği raporlanmıştır [179]. Öte yandan [180]'de, KVYT için çift ayrıştırmalı hibrit öğrenme modeli kullanarak tekli, çiftli ve ayrıştırılmamış modellerle yapılan karşılaştırmalarda DVM'ye göre daha doğru ve güvenilir tahminler elde edilmiştir.

Literatürde Çok Kısa Vadeli Yük Tahminleri (ÇKVYT) genellikle yük-frekans kontrolü gibi anlık EnYS uygulamaları için çalışılmıştır. Son yıllarda ÇKVYT için farklı yöntemlerin uygulandığı birçok çalışma gerçekleştirilmiştir. Örneğin [181]'de Walther ve ekibi bir tesise ait gerçek veriler kullanarak ÇKVYT için MÖ yaklaşımını kullanmıştır. Ancak çalışmada, modelin bazı pik noktalarını tahmin edemediği ve R^2 değerini 0,73 olduğu raporlanmıştır. Gonzalez ve ekibi [182]'de Derin Otomatik Kodlayıcı (DOK) modeli kullanılarak konutlara yönelik MŞ'lerde ÇKVYT gerçekleştirmiştir. Modelin 0,51 kW Ortalama Mutlak Hata (OMH) oranı ile sonuç verdiği bildirilmiştir. Bir başka çalışmada ise ise yine konut tipi yüklere yönelik MŞ ele alınmış ve Çarpanlı Nöron Modeli (ÇNM) yöntemi kullanılarak ÇKVYT çalışması yapılmıştır [183]. Bu model, geleneksel çok katmanlı ağlara kıyasla hem AşÖğ riskini hem de hesaplama karmaşıklığını azaltmıştır. Çalışmada modelin 0,002 Ortalama Kareler Hatası (OKH) değerini verdiği rapor edilmiştir.

Literatürde KVYT genellikle MŞ'lerde DEÜS'lerinin ekonomik olarak en verimli şekilde çalıştırılması için günlük veya haftalık yük eğrilerini tahmin etmek için

kullanılmaktadır. Bu doğrultuda yapılan literatür araştırmasında öne çıkan çalışmalar şöyledir. Hong ve ark. [184]'te konutlara yönelik bir MŞ'nin gerçek verilerini kullanarak KVYT için Geliştirilmiş Kalıntı Tabanlı Derin Sinir Ağı (GKTDSA) yöntemini kullanmıştır. Model, yük verileri arasındaki uzamsal-zamansal korelasyonları dikkate alarak KVYT performansını artırmayı hedeflemektedir. Çalışmada, tahmin performansı OMYH değeri üzerinden değerlendirilmiş ve bu değer 0,6159 olarak rapor edilmiştir. Yi ve ekibi [185]'te Sinirsel Ağ Tabanlı Adi Diferansiyel Denklem (SATADD) ve UKVB bileşiminden oluşan hibrit bir YSA modeli geliştirmiştir. Bu yöntem ile saatlik bazda çeşitli kullanıcı gruplarına ait yük verileri kullanarak KVYT yapmıştır. Önerilen yönten sanayi, konut ve bina tipi yük profillerinin saatlik talep tahmini bazında değerlendirilmiştir. Çalışmada kullanılan modelin OMYH değerinin 0.164-0.351 arasında değiştiği raporlanmıştır. Bir başka çalışmada ise bir bölgeye ait saatlik yük verileri kullanılarak Cheng ve ekibi tarafından KVYT için DİA yöntemi uygulanmıştır [186]. Çalışmada modelin OMH değeri 0,234 olarak raporlanmıştır. [187]'de ise Zhang ve ark. tarafından AşÖğMak yöntemi kullanmıştır. Modelin hata oranı %3,93 olarak raporlanmıştır.

Xuan ve ark. [188]'de EvSA ve Çift Yönlü Kapılı Tekrarlayan Birim (ÇYKTB) tabanlı hibrit bir model geliştirmişler. Ayrıca, çalışmada Rastgele Orman Algoritması (ROA) kullanılarak özellik seçimi yapılmıştır. Konut tipi yük veri setleri üzerinde test edilen modelin tahmin performansı OMYH değeri üzerinden değerlendirilmiş ve bu değerin farklı senaryolarda %4,22-%5,08 arasında değiştiği görülmüştür. Shilpa ve ekibi tarafından [189]'da konut tipi yük verileri kullanılarak Otokorelasyonlu Hareketli Ortalama (OHO), OBHOM ve Dışsal Değişkenli Otokorelasyonlu Bütünleşik Hareketli Ortalama Modeli (DDOBHO) modelleri karşılaştırılmıştır. Çalışmada, OHO'nun hata oranı %17,7, OBHOM'un %4, DDOBHO'un ise %3,6 olarak bildirilmiştir. Son ve ark. [190]'da ülke bazında ve tatil günlerine ait yük profilini dikkate alarak KVYT için Regresyon, Mevsimsel Otokorelasyonlu Hareketli Ortalama (MOHO) ve Topluluk Öğrenmesi (TÖğ) teknikleri uygulanmıştır. Çalışmada modelin performansı OMYH değeri üzerinden değerlendirilmiş ve %1,76-%2,62 arasında değiştiği rapor edilmiştir. [191]'de ise Zeng ve ekibi 3 farklı bölgedeki konut tipi yük profillerini ele alarak KVYT için

Çoklu Model Tabanlı Karar Mekanizması (ÇMTKM) yöntemi kullanmışlardır. Çalışmada, tahmin performanı OMYH cinsinden %0,5979 olarak bildirilmiştir.

Literatürde OVYT genellikle kapasite tahsisi ve rezerv planlaması gibi uygulamalarda kullanılmaktadır. Bu doğrultuda yapılan literatür araştırmasında öne çıkan çalışmalar şöyledir. Tang ve ekibi [192]'de Karınca Aslanı Optimizasyonu (KAO) ile En Küçük Kareler Destek Vektör Makinesi (EKKDVM) yöntemlerini birlikte kullanarak bir yerleşim bölgesine ait veriler OVYT çalışması yapmışlardır. Çalışmada modelin hata oranı OMYH cinsinden %0,65 olarak elde edilmiştir. Wang ve ekibi [193]'te Kantitatif Regresyon (KReg) yöntemi kullanarak bir ülkeye ait gerçek veriler üzerinde noktasal tahminler gerçekleştirilmiştir. Çalışmada modelin hata oranı OMYH cinsinden %1,753 olarak hesaplanmıştır. [194]'te ise Zare-Noghabi ve ekibi tarafından yapılan çalışmada DVR ile Simbiyotik Organizma Arama Optimizasyonu (SOAA) yöntemleri birleştirilerek hibrit bir model geliştirilmiştir. Modelin hata oranı OMYH cinsinden %1,39 olarak raporlanmıştır. Imam ve ekibi ise [195]'te Genelleştirilmiş Regresyonel Sinir Ağı (GRSA), İleri Beslemeli Sinir Ağı (İBSA) ve Radyal Tabanlı Fonksiyonlar (RTF) yöntemlerini kullanmıştır. Çalışmada elektrik dağıtım şirketi verileri üzerinde test edilen modellerin hata oranlarının OMYH cinsinden %0,51- %4 arasında değiştiği bildirilmiştir. Jin ve ekibi [196]'da UKVB ve Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı (GYYSA) yöntemlerini birlite kullanarak bir önceki yılın verisi ile karşılaştırmalı aylık tepe yük tahmini yapmışlardır. Çalışmada, tahmin performansı OMYH değeri üzerinden değerlendirilmiş ve bu değer %1,47 olarak elde edilmiştir. [197]'de ise Yaprakdal ve ark. KarAğ, ROA, Gradyan Artırma (GraArt), Uyarlamalı Artırma (UyAr), TekSA ve UKVB öğrenme yöntemleri karşılaştırmış ve DerÖğ tabanlı modellerin geleneksel regresyon tekniklerine göre üstünlük sağladığı gösterilmiştir. Çalışmada öne çıkan modelin ortalama hata oranı OMYH cinsinden %1,61 olarak raporlanmıştır. Bir başka çalışmada ise Setiawan ve ekibi iklim koşullarının yük tahmini üzerindeki etkileri incelemiş ve YSA, doğrusal regresyon ve DVR gibi yöntemlerin karşılaştırmalı analizini yapmışlardır [198]. Çalışmada modelin hata oranı OMYH cinsinden %2,63 olarak raporlanmıştır. Son olarak OVYT'ye yönelik [199]'da gerçek yük verilerine dayalı olarak doğrusal regresyon, DVR ve KarAğ yöntemler karşılaştırılmış ve tahmin başarımı açısından DVR'nin üstünlük

sağladığı ifade edilmiştir. Çalışmada modelin OMYH değeri %1,7 olarak elde edilmiştir.

Literatürdeki UVYT çalışmaları, genellikle yıllık düzeyde talep projeksiyonları üretmeye yönelik enerji altyapısının planlanması, üretim kapasitesinin artırılması ve yatırım kararlarının desteklenmesi gibi amaçlarla gerçekleştirilmektedir. Literatürde bu alana yönelik geliştirilen modeller, geleneksel regresyon yaklaşımlarından YSA ve DerÖğ tabanlı yöntemlere kadar geniş bir yelpazeye yayılmaktadır. Bu doğrultuda yapılan literatür araştırmasında öne çıkan çalışmalar şöyledir.

Daneshi ve ekibi [200]'de Regresyon modeli, YSA ve Bulanık YSA modellerini gerçek yük verileri üzerinde uygulayarak karşılaştırılmıştır. Bulanık YSA modeli, %5,73 hata oranı ile en iyi sonuçları verirken, klasik YSA modelinin hata oranı %8,30 ve regresyon modelin ise %26,09 olarak raporlanmıştır. Agrawal ve ekibi [168]'de UKVA-TekSA temelli bir yöntem kullanmışlardır. Beş yıllık yük verisi kullanarak test edilen modelin OMYH değeri %6,54 olarak hesaplanmıştır. [201]'de ise İBSA, DVR, TekSA, Genel Regresyonel Sinir Ağı (GRSA) ve Gauss Süreci Tabanlı Regresyon (GSTR) yöntemleri kıyaslanmıştır. Araştırma sonucunda, YSA tabanlı modellerin daha yüksek doğruluk sunduğu görülmüş; OMYH değerlerinin %1,5 ile %2,3 aralığında olduğu tespit edilmiştir.

Essallah ve ekibi [202]'de UVYT için Box-Jenkins (BJ), OBHOM, Dışsal Girdili Doğrusal Olmayan Otoregresif Model (DGDOORM), ÇDDR, Doğrusal Olmayan Otoregresif Sinir Ağı (DOOSA) ve DVR gibi çok sayıda modeli test etmiş ve performanslarını karşılaştırmıştır. Çalışmada DGDOORM yönteimnin %0,58 OMYH değeri ile en düşük hatayı verirken, BJ yönteminin %4,76 OMYH değeri ile en kötü performansı sergilediği sonucuna varılmıştır. Nalçacı ve ark. ise [203]'de Türkiye elektrik dağıtım sisteminden aldıkları verileri kullanarak UVYT için Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Parçaları (ÇDURP), YSA ve doğrusal regresyon modellerini karşılaştırmıştır. Çalışmada karşılaştırılan modellerin hata oranlarının OMYH cinsinden %4,5–4,7 aralığında değiştiği raporlanmıştır. [204]'da Son ve ekibi Güney Kore'de ticari binalara ait yük verilerini kullanarak UVYT için DSA ve UKVB yöntemlerini karşılaştırmıştır. Çalışmada, DSA'nın %0,21, UKVB yönteminin ise %0,48 OMYH değerlerine sahip olduğu belirtilmiştir. Zhang ve ark. [205]'te EvSA ile birlikte ROA, Geri Yayılım

Algoritması (GerYA), Karar Ağacı Regresyonu (KarAğR) ve DVR algoritmalarını kullanarak çeşitli hibrityöntemler oluşturmuş ve bu yöntemleri karşılaştırmıştır. Çalışmada, EvSA-RGR kombinasyonun OMYH'nın %9,64 ile en iyi performansı gösterdiği, diğer kombinasyonların ise (GerYA: %10,33, KarAğR: %15,03, DVR: %15,20) daha yüksek OMYH değerlerine sahip olduğu görülmüştür. Bir başka çalışmada ise Jingying ve ekibi Fonksiyonel Parametrik Olmayan GerYA ve OBHOM yöntemleri birlikte kullanarak, yıllık bazda klasik yöntemler kullanarak yapılan tahminlerin iyileştirilmesini hedeflemişlerdir. Önerilen hibrit yöntem geleneksel OBHOM'a göre trend saptama ve sezonluk bileşenlerin işlenmesinde %1,93 daha başarılı olmuştur [206]. Son olarak Mohammed ve ekibi [207]'de Irak'a ait 2011–2020 yılları arasındaki aylık yük verileri kullanılarak, YSA, GerYA ve YSA tabanlı Uyarlamalı Bakteri Otlama Parçacık Algoritması (YSA-UBOPA) modellerini karşılaştırmıştır. Çalışmada, YSA-UBOPA yaklaşımının değişken talep desenlerini başarıyla yakalayarak %4,5 OMYH değeri ile öne çıktığı, GerYA yönteminin ise %26 OMYH değeri ile en kötü performansa sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

1.1.3.2 MŞ'lerde RES Üretim Tahmini Özelinde Yapılan Literatür Çalışmaları

MŞ'lerde RES entegrasyonu, temiz enerji üretiminin artırılması ve karbon salımının azaltılması açısından oldukça önemlidir ve kullanımını hızla yaygınlaşmaktadır. Bununla birlikte rüzgâr üretiminin doğası gereği değişken ve öngörülmesi güç olması, enerji yönetiminde belirsizlikleri beraberinde getirmektedir. Bu nedenle, rüzgâr üretiminin güvenilir şekilde tahmin edilmesi oldukça önemlidir. Çünkü RES enerji üretimi tahmin performansı MŞ'lerde enerji arz-talep dengesinin sağlanması, BEDS boyutlandırması, yük planlaması ve şebeke kararlılığı gibi kritik karar süreçlerinde temel belirleyicidir. Literatürde, rüzgar enerjisi üretiminin çok kısa (<30 dk), kısa (30 dk – 6 saat), orta (6 saat – 1 gün) ve uzun (>1 gün) vadeli tahminine yönelik geliştirilen çok sayıda yöntem yer almakta olup, bu çalışmalar; fiziksel modellemeler, geleneksel istatistiksel modeller, YZ tabanlı istatiksel yöntemler ve hibrit yaklaşımlar gibi geniş bir yelpazeye yayılmaktadır [208]. Bu alt başlık kapsamında, MŞ'lerde RES üretim tahminine odaklanan çalışmalar incelenmiştir.

Fiziksel modellere dayalı yöntemler arasında Sayısal Hava Tahmini (SHT) yöntemi, en yaygın şekilde kullanılan yaklaşım olarak öne çıkmaktadır ve diğer yöntemlerinde temelini oluşturmaktadır. SHT yönteminde, rüzgâr yönü, rüzgâr hızı, basınç ve nem gibi gerçek zamanlı atmosferik veriler kullanılarak tahminler üretilmektedir. Bu yöntem, özellikle meteorolojinin uzun vadeli rüzgâr tahminlerinde kullanılmaktadır. MŞ'lerde yapılan çalışmalarda ise SHT yöntemi ile elde edilen veriler; rüzgârın hız, yön ve şiddeti gibi meteorolojik değişkenleri içerdiğinden, RES'lere yönelik üretim tahmini yöntemlerinde temel girdi verileri olarak kullanılmaktadır. Örneğin, Zang ve ekibi [209]'da çok değişkenli zaman serisi kümeleme yöntemini DerÖğ ile birleştiren bir tahmin modeli geliştirmiştir. Model, SHT verileri ile RES'lere ait tarihsel veriler girdi olarak kullanmaktadır ve sıralı veri işleme temelli bir YSA mimarisi üzerine kurulmuştur. Çalışmada bu yaklaşımla geliştirilen yöntemin, DİA ve ROA yöntemlerine kıyasla ortalama %39 daha başarılı sonuçlar verdiği rapor edilmiştir. Wang ve ark. ise [210]'de SHT verilerini kullanarak rüzgâr enerjisi tahmini için DİA tabanlı bir model geliştirmiştir. Geliştirilen modelinin GYYSA ve Morlet Dalgacık Sinir Ağı (MDalSA) yöntemlerine kıyasla %44'ün daha iyi sonuç verdiği raporlanmıştır. [211]'de Eseye ve ekibi kısa vadeli rüzgâr gücü tahmini için GA ile eğitilmiş hibrit YSA (GA-YSA) modeli önermiştir. Önerilen yöntem ile tahmin doğruluğu artırılmış ve OMYH değeri %10,893 olarak raporlanmıştır. Çalışmada birinci aşamada SHT kaynaklı meteorolojik parametreler, ikinci aşamada ise rüzgâr hızı ile güç arasındaki ilişki modellenmiştir. [212]'de ise He ve ekibi SHT analizine dayalı kısa vadeli rüzgâr enerjisi tahmini için model geliştirmiştir. Önerilen modelde, SHT'nin çok değişkenli verileri arasından alakalı parametreleri Minimum Yinelemeli Maksimum İlgili Özellik Seçimi Algoritması (MYMİÖSA) ile seçilmiştir. Ardından, elde edilen özellikler farklı kategorilere ayrılmış ve EvSA ile UKVB yöntemleri birlikte kullanılarak, mevcut yöntemlere kıyasla %8,06 OMYH değeri ile daha yüksek doğrulukta tahminler elde edilmiştir.

Literatürde rüzgâr enerjisi tahmininde yaygın olarak kullanılan yöntemlerden bir diğeri ise istatistiksel yaklaşımlardır. Literatürde bu kapsamda yapılan çalışmalar genel olarak zaman serisi analizine dayalı geleneksel istatistiksel modeller ve YZ tabanlı istatistiksel modeller olmak üzere iki ana başlık altında sınıflandırılmaktadır. Bu yöntemler, literatürde hem bağımsız hem de hibrit

modeller olarak sıklıkla kullanılmaktadır. Örneğin, Durán ve ark. [213]'de kısa vadeli rüzgâr gücü tahmini için istatistiksel zaman serisi yöntemlerini incelemiş ve karşılaştırmalı analizler sunmuştur. Çalışmada hem yalnızca rüzgâr gücü verilerini kullanan OtoReg model hem de rüzgâr hızı gibi dışsal değişkenleri içeren DGDOORM değerlendirilmiştir. Farklı zaman ufuklarında (6, 12 ve 24 saat) yapılan tahminlerde, DGDOORM modelin ortalama %45 hata oranı ile en iyi sonucu verdiği görülmüştür. Çalışmada daha sonra hiperparametre optimizasyonu yapılarak tahmin performansı %10 artırılmıştır. Ayrıca en iyi sonuçların genellikle bir yıllık eğitim verisiyle elde edildiği belirtilmiştir. Aasim ve ekibi [214]'de çok kısa vadeli rüzgâr hızı tahmininde OBHOM ve Dalgacık Dönüşümü (DalDön) modellerinin hata oranlarını analiz etmiştir. Daha sonra her iki modelin güçlü yönlerini birleştirerek Yinelemeli Dalgacık Dönüşümüne (YDalDön) dayanan bir model geliştirmişlerdir. Çalışmada önerilen modeli farklı zaman dilimlerinde diğer zaman serisi modelleriyle karşılaştırarak test etmiş ve modelin rüzgâr hızı tahmininde ortalama %3,5 OMYH değeri elde edilmiştir. Lv ve ekibi ise [215]'te rüzgâr hızı zaman serisi verilerini DalDön yöntemi ile önce bileşenlere ayırmıştır. Sonra her bir bileşen için OBHOM yöntemini uygulayarak serideki değişen varyans etkisini dikkate alıp OBHOM tabanlı bir Koşullu Değişen Varyanslı Otoregresif Model (OBHOM-KDVOtoRegM) oluşturmuşlardır. Daha sonra her bir bileşen için elde edilen tahmin değerleri birleştirilerek rüzgâr hızı tahmini gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemi gerçek rüzgâr hızı verileri üzerinde uygulayarak tahmin doğruluğunda geleneksel OBHOM yöntemlerine göre ortalama %50 iyileşme sağladığını ve OMYH değerinin %8,72 olduğu tespit edilmiştir.

Kariniotakis ve ekibi [216]'da YSA ve OBHOM yöntemlerini hem ayrı ayrı hem de her iki yöntemin birleşiminden oluşan hibrit bir model kullanarak kullanmıştır. Önerilen modelin giriş verisi, üç yıla ait saatlik aralıklarla ölçülmüş rüzgâr hızı değerlerinden oluşmaktadır. Önerilen hibrit modelin KOKH cinsinden hata oranının %9-18 aralığında değiştiği ve YSA ile OBHOM modellerine kıyasla daha iyi performans sergilediği görülmüştür. Cao ve ark. [217]'de çok kısa vadeli rüzgâr gücü tahmini için hibrit bir yaklaşım önermiştir. Çalışmada, önceki günün verilerine dayalı desen eşleme yöntemi ile 0–24 saatlik tahmin yapılmakta; ardından Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli (OHOM) ile 0–1 saatlik tahmin elde edilmektedir. Daha sonra, bu iki yöntemin çıktıları birleştirilerek 0–6 saatlik

nihai tahmin oluşturulmaktadır. Gerçek veri setiyle yapılan uygulamalarda, önerilen yöntemin OMYH değerinin %19,9 olduğu ve geleneksel OHOM'a kıyasla daha yüksek tahmin doğruluğu sağladığı tespit edilmiştir. [218]'de ise Milligan ve ekibi tarafından OHOM ve OBHOM modelleri kullanılarak hem saatlik hem de 10 dakikalık tahminler yapmıştır. Kullanılan modellerin farklı zaman dilimlerinde farklı performanslar sergilediği görülmüştür. Çalışma, kısa vadeli tahminlerde istatistiksel modellerin belirli koşullar altında etkili olabileceğini sonucuna varılmıştır. Başka bir çalışmada ise Khazaei ve ark. rüzgâr yönü tahmini, rüzgâr hızı tahmini ve rüzgâr enerjisi tahmininden oluşan üç aşamalı bir hibrit tahmin yöntemi kullanmıştır [219]. Önerilen yöntem; aykırı değer tespiti, zaman serilerinin dalgacık dönüşümüyle ayrıştırılması, özellik seçimi ve ÇKTSA süreçlerini içermektedir. Önerilen yöntem ile tahmin performansında Normalize Edilmiş Kök Ortalama Kare Hata (NEKOKH) metriği üzerinden 0,102 olarak olarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonucun diğer yöntemlerden daha iyi olduğu vurgulanmıştır.

Zaman serisi analizine dayalı geleneksel istatistiksel modellerin ardından, literatürde son yıllarda önem kazanan bir diğer tahmin yaklaşımı ise YZ tabanlı istatistiksel yöntemlerdir. Bu yöntemler, veriye dayalı öğrenme yetenekleri sayesinde rüzgâr enerjisi tahmininde literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. Örneğin Mabel ve ark. [220]'de üç yıl boyunca topladıkları saha verilerini analiz etmiş ve tahmin için YSA yöntemi kullanmıştır. Modelde giriş değişkeni olarak rüzgâr hızı, bağıl nem ve üretilen enerji verileri dikkate alınmıştır. Çalışmada tahmin performansı OMH metriği üzerinden değerlendirilmiş ve bu değer 0.0586 olarak raporlanmıştır. Ansari ve ekibi de rüzgâr türbini güç üretimini tahmin etmek amacıyla YSA yöntemi kullanmışlar ve %80'in üzerinde doğruluk sağladıkları görülmüştür [221]. Benzer şekilde YSA yöntemi Sahay ve ekibi tarafından kısa vadeli rüzgâr hızı tahmini amacıyla [222]'de kullanılmıştır. Modelde, saatlik geçmiş rüzgâr yönü ve rüzgâr hızı verileri girdi olarak kullanılmıştır. Çalışmada modelin tahmin performansı OMYH metriği üzeriden değerlendirilmiş ve %12,2 ile %23,8 arasında değişen değerler elde edilmiştir.

Literatürde YSA'nın farklı türlerine dayalı çeşitli uygulamaların hem kısa hem de uzun vadeli tahminlerde kullanıldığı görülmektedir. Bu çerçevede farklı YSA mimarileri, veri çözünürlükleri ve hata metrikleri açısından öne çıkan çalışmalar

şöyledir. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı (ÇKYSA) tabanlı çalışmalar, çok sayıda girdi değişkeniyle esnek yapı sunması açısından sıkça tercih edilmektedir. Pelletier ve ekibi [223]'te 140 türbinden 12 aylık veriyle çok aşamalı ÇKYSA modelini eğitmiş ve 15,3–15,9 kW aralığında OMH sonuçları elde etmiştir. Benzer şekilde Bilal ve ark. [224]'te rüzgâr hızı ve sıcaklık verilerini kullanarak %14,85 Normalize edilmiş Ortalama Mutlak Hata (NOMH) ve 0,98 R^2 sonuçlarını elde etmişlerdir. Carolin ve Fernandez 36 aylık veriyle %8.06 RMSE elde ederek modelin enerji planlamasında kullanılabileceğini göstermiştir [220]. Bir başka YSA tabanlı yöntem olan Aşırı Hızlı Öğrenen Yapay Sinir Ağı (AHÖYSA), model performansını artırmak amacıyla literatürde sıklıkla tercih edilmiştir. [225]'da Zhao ve ekibi çift yönlü AHÖYSA modelini kullanmış ve elde ettikleri %16,61 NEOMH değeriyle, ileri ve geri beslemeli YSA modeline göre daha iyi performans elde etmişlerdir. Jyothi ve Rao ise [226]'da sadece 15 günlük veriyi kullanarak %16,47 NEOMH değeri ile kısa vadeli tahminlerde Uyarlanabilir Dalgacık Sinir Ağı (UDalSA) modelinin başarısını ortaya koymuştur. Radyal Tabanlı Fonksiyon Sinir Ağı (RTFSA) kullanan Sideratos ve ark. SHT verilerini modele entegre ederek 1–48 saatlik tahminlerde %5–14 NEOMH değeri elde etmişlerdir [227]. Geliştirilmiş Sinir Ağı (GSA) yaklaşımını kullanan De Giorgi ve ekibi [228] ve Xu & Mao [229], sırasıyla 12 aylık ve 6 günlük veri setlerini kullanarak model eğitmişlerdir. De Giorgi ve ekibi %15 NEOMH ile uzun vadeli tahminlerde basınç ve sıcaklık gibi meteorolojik değişkenlerin etkisini vurgularken; Xu ve Mao, PSO ile %10,52 OMH ve %16,55 OKH değerleriyle doğruluk artışı sağlamıştır. [230]'da ise GYSA kullanan Chang sadece rüzgâr gücünü girdi olarak kullanarak %0,278 OMH değeri elde etmiştir. Son olarak, ÇKYSA yöntemi kullanan Catalão ve ekibi, 4 günlük veriyle %7,26 OMYH değeri elde etmiş ve modelin 5 saniyeden kısa sürede tahmin üretme kapasitesiyle, hesaplama verimliliği açısından öne çıktığını göstermiştir [231].

Yukarıda değinilen YSA tabanlı rüzgâr enerjisi tahmin yöntemlerine ek olarak, literatürde araştırmacılar, üstün doğrusal olmayan modelleme yetenekleri nedeniyle son yıllarda DSA yöntemlerini de yaygın olarak tercih etmektedir. Bu kapsamda, özellikle UKVB temelli yaklaşımlar, çeşitli çalışmalarda öne çıkan yöntemler arasında yer almaktadır. Örneğin, Yuan ve ark. [232]'de UKVB yöntemini doğrudan deterministik rüzgâr gücü tahmininde kullanmıştır. Benzer şekilde Banik

ve ekibi [233]'te UKVB tabanlı bir model geliştirmiş ve PSO ile hiperparametre optimizasyonu yaparak daha doğru sonuçlar elde etmişlerdir. Araya ve ekibi ise [234]'te gün öncesi saatlik bazda tahmin için Beta-PSO ile parametre optimizasyonu yapılmış UKVB modelini kullanarak diğer yöntemlerle karşılaştırmışlarıdır. Çalışmada önerilen Beta-PSO-UKVB yönteminin performansı OMH cinsinden 540 kW olarak raporlanmıştır. Önerilen yöntemin klasik UKVB yaklaşımına göre %50 daha iyi sonuç verdiği belirtilmiştir. [235]'te Mora ve ark. UKVB modelleri kullanılarak 1 ila 3 saatlik kısa vadeli rüzgâr enerjisi tahmini yapılmıştır. En iyi sonuç, 1 saatlik tahminler için Yığılmış UKVB ile 2–3 saatlik tahminler için Çift Yönlü UKVB ile elde edilmiştir. Ayrıca, çalışmada tek adımlı UKVB tahmininde OMYH %4,30 olarak raporlanmış ve modelin klasik yöntemlere göre %6 ila %49 arasında iyileştirme sağladığı belirtilmiştir. Ziaei ve Goudarzi ise [236]'da 1 dakika ile 1 saat aralığındaki çok kısa ve kısa vadeli tahminler için UKVB ve Evrişimli UKVB modellerini kullanmış ve tüm modellerde R^2 değerinin 0.92'nin üzerinde olduğunu bildirmişlerdir. Sathyaraj ve Sankardoss ise [237]'de 1 saatlik kısa vadeli tahmin için UKVB, DVR, Gradyan Artırmalı Karar Ağaçları Algoritması (GAKAA) ve ROA yöntemleri karşılaştırmıştır. Çalışmada UKVB yönteminin %4,57 OMYH değeri ile en iyi performansı gösterdiği raporlanmıştır. [238]'de ise Papazek ve Schicker, çok kısa ve orta vadeli tahminler için Diziden Diziye UKVB (DDUKVB) yapısı kullanmıştır. Önerilen yöntemin OMYH değeri %2,5 olarak hesaplanmış ve klasik yöntemlere kıyasla daha iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir.

Marulanda ve ekibi [239]'da istatistiksel yöntemlerle UKVB'nin birleşiminden oluşan TÖğ modeli 1 ila 3 saatlik tahminler yapmışlardır. Çalışmada önerilen modelin %5,1 OMYH değeri ile en iyi performansı gösterdiği bildirilmiştir. Shi ve ekibi ise [240]'ta zaman-mekân etkileşimli UKVB modelini kullanarak rüzgâr hızı tahmini yapmıştır. Çalışmada önerilen yöntemden elde edilen KOKH değeri 0,49 m/s, OMH 0,28 m/s ve OMYH %2,57 olarak bildirilmiştir. Shahid ve ark. [241]'de DalSA tabanlı UKVB kullanarak kısa vadeli tahmin gerçekleştirmiş; OMYH için %30'a varan iyileşme sağlamış, tahminin %95 güven aralığında yalnızca %0.02 sapma gösterdiği belirtilmiştir. Liu ve ekibi ise [242]'de Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADT) ile UKVB'yi birleştirerek hibrit bir model önermişlerdir. Çalışmada önerilen yöntem üç farklı RES için ayrı ayrı bir saatlik beş adım için test edilmiş ve klasik

UKVB, TekSA ve geri beslemeli YSA yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. En iyi sonucun %1,75-7,11 arasında değişen OMYH değerleri ile önerilen hibrit modelin elde ettiği bildirilmiştir.

DSA tabanlı yaklaşımlar arasında yukarıda bahsedilen UKVB yöntemine ek olarak, literatürde farklı DerÖğ modelleri de yaygın biçimde kullanılmaktadır. Örneğin, Acikgoz ve ark. tarafından yapılan çalışmada [243], 2 ila 4 saatlik kısa vadeli rüzgâr gücü tahmini için AşÖğMak kullanılmıştır. Modelin performansı, %7,01 ile %12,06 arasında değişen Normalleştirilmiş Ortalama Karekök Hata (NOKH) ve 0,88984 ile 0,96588 arasında değişen R^2 değerleri ile ifade edilmiştir Çalışmada AşÖğMak, bu zaman aralığında en iyi sonuç veren yöntem olarak öne çıkmıştır. Pichault ve ark. [244]'te 5 dakikalık tahminler için fiziksel verilerle desteklenen LiDAR verilerini kullanan EvSA modeli geliştirmiştir. Çalışmada performans karşılaştırılması için OMH metriği kullanılmış ve 8,06 MWdeğeri ile en iyi sonuç veren algoritmanın LiDAR verisi ile desteklenen EvSA modeli olduğu belirtilmiştir. Dutta ve ekibi tarafından [245]'te 24 saatlik tahmin için OBHOM, AGA ve Derin Regresyon (DReg) yöntemleri karşılaştırılmıştır. Çalışmada 0,969 R^2 değeri ile AGA'nın en iyi sonuçları verdiği belirtilmiştir. Yıldız ve ark. ise [246]'da kısa vadeli rüzgar hızı tahmin için Varyasyonel Kip Ayrıştırması (VKA) ile desteklenen EvSA hibrit modeli geliştirmiştir. Çalışmada 1-2-3 saatlik tahminler bilinen diğer yöntemler ile karşılaştırılmış ve en iyi sonuçların ortalama 0,95 R^2 değeri ile önerilen yöntem ile elde edildiği raporlanmıştır. [247]'de ise Abou Houran ve ekibi, GKAA ile optimize edilen EvSA-UKVB modelini kullanmış ve günlük/saatlik tahminlerde %4,6 NOMH, %6,2 Normalize Edilmiş Kök Ortalama Kare Hata (NKOKH) rapor edilmiştir.

Ekinci ve Ozturk [248]'de kısa, orta ve uzun vadeli tahminlerde AGA, K-En Yakın Komşu Algoritması (KEYKA) ve ROA gibi algoritmaları test etmişlerdir. Kısa vadede 0,75 R^2 değeri ile KEYKA'nın, orta ve uzun vadede 0,91 R^2 değeri ile AGA ve ROA'nın başarılı olduğu belirtilmiştir. Rosa de Jesús ve ark. [249]'da çok kısa ve kısa vadeli (10 dk–6 saat) tahminlerde Hiyerarşik DSA, EvSA ve UKVB kombinasyonlarını içeren DerÖğ tabanlı TÖğ modellerini farklı zaman ufukları için test etmiştir. Çalışmada dört farklı mevsim için farklı zaman ufuklarında yapılan tahminlerde OMYH değerlerinin %0,691 ile %7,172 arasında değiştiği raporlanmıştır. Alam ve Mozomder ise [250]'de kısa vadeli tahminler için Gradyan

Artırma Makinesi (GAMak), DDOBHO, Genelleştirilmiş Toplayıcı Model (GTM) ve doğrusal regresyon gibi yöntemleri karşılaştırmıştır. Çalışmada tahminlerin GAMak yöntemi ile %16,05, DDOBHO ile %20,8, GTM ile %29,7 ve doğrusal regresyonun yöntemi ike %29,9 KOKH ile sonuçlandığı belirtilmiştir. [251]'de ise Krevnevičiūtė ve ekibi 24 saatlik kısa vadeli tahmin için AGA ve Sıvı Zaman Sabiti Ağları (SZSA) yöntemlerini birleştirerek hibrit bir model kullanmıştır. Önerilen yöntemin performansı 0,0856 NOMH olarak rapor edilmiştir. Singh ve Rizwan ise [252]'de kısa vadeli tahmin için AGA yöntemini kullanmıştır. Çalışmada AGA yöntemi ile yapılan tahminlerin performansı ROA ve UKVB yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. AGA yönteminin 0,969 R^2 değeri ile en iyi sonucu verdiği raporlanmıştır.

Yelgeç ve Bingöl [253]'te 10 dakikalık çok kısa vadeli tahmin için UKVB ile AGA modellerini kullanmış ve 0,916–0,961 aralığında R^2 değerleri elde etmiştir. Piotrowski ve ekibi ise 1 ila 48 saatlik tahminler için ÇKYSA tabanlı TÖğ modeli önermişlerdir. Önerilen yöntem ile 0.8259 R^2 değeri elde edilmiştir. [254]'da ise Malhan ve Mittal kısa ve uzun vadeli tahminler için Uyarlanabilir Gürültüyle Tümleşik Topluluk Ampirik Kip Ayrıştırması (UGTTAKA)-Çift Yönlü UVKB ve Loess ile mevsimsel ve eğilimsel ayrıştırmalı OBHOM hibrit modellerini kullanmıştır. Öneriln yöntem ile kısa vadeli tahminlerde %0,64–3,12, uzun vadeli tahminlerde ise %4,6–9.8 KOKH değeri elde etmişlerdir.

1.2 Tezin Amacı

Günümüzün en büyük küresel sorunlarından biri olan enerji krizi, artan nüfus, sanayileşme ve kentleşmenin etkisiyle enerjiye olan talebin hızla yükselmesi neticesinde giderek derinleşmektedir. Fosil yakıtların sınırlı rezervlere sahip olması ve bu kaynakların kullanımına bağlı olarak ortaya çıkan çevresel sorunlar, özellikle iklim değişikliği ve karbon emisyonlarındaki artış, enerji üretim ve tüketiminde sürdürülebilirlik ilkesini zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, enerji sistemlerinin daha verimli, esnek, çevreci ve ekonomik şekilde yönetilmesi, yalnızca teknik bir zorunluluk değil; aynı zamanda çevresel, ekonomik ve toplumsal bir gereklilik haline gelmiştir.

Bu küresel enerji problemi karşısında enerji yönetimi, kaynakların planlı, dengeli ve etkin biçimde kullanımı açısından kritik bir öneme sahiptir. Enerji üretimi ile

tüketimi arasındaki dengeyi sağlayan, maliyetleri düşürmeye yönelik stratejiler geliştiren ve sürdürülebilirlik odaklı çözümler sunan EnYS'ler, özellikle YEK'lerin yaygınlaştığı sistemlerde enerji akışlarını yönetmek için oldukça önemli bir hale gelmiştir.

Bu çerçevede, günümüzde MŞ'ler, özellikle YEK'lerin entegrasyonu, esnek yapıları ve yerelleştirilmiş kontrol imkânları sayesinde modern enerji sistemlerinin dönüşümünde merkezi bir rol oynamaktadır. Şebeke bağlantılı ya da bağımsız çalışabilen bu yapılar, enerji arz güvenliğini artırmakta ve şebekeye olan bağımlılığı azaltmaktadır. Ancak MŞ'lerin etkin çalışabilmesi için üretim, tüketim ve depolama bileşenlerinin eşgüdüm içinde, ekonomik ve çevresel hedefleri gözeterek yönetilmesi gerekmektedir. Bu noktada, MŞ'lerde optimizasyon tabanlı enerji yönetimi, sistemin performansını maksimize ederken maliyetleri, emisyonları ve pik yük talebini minimize etme potansiyeline sahiptir. Özellikle üretim ve talep tarafındaki belirsizliklerin varlığı, tahmin algoritmaları ile çok amaçlı optimizasyon tekniklerine dayalı yeni nesil enerji yönetimi yaklaşımlarının geliştirilmesini gerekli kılmaktadır.

Tüketici grubu olarak ise üniversite kampüsleri yoğun enerji tüketimi, düzenli ve öngörülebilir yük profili, güzünümüzde giderek YEK'lere sahip olmaları ve çok sayıda kontrol edilebilir yük barındırmaları nedeniyle EnYS uygulamaları açısından önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır. Ancak literatürde kampüs tipi MŞ'lere yönelik EnYS çalışmalarının sınırlı olduğu, çalışmaların daha çok konut, sanayi ya da ticari yapılar üzerine yoğunlaştığı gözlemlenmektedir. Oysa ki günümüzde, özellikle Türkiye'deki kamu üniversitelerinde, ulusal enerji politikalarının bir sonucu olarak YEK'lere yönelik hızlı bir entegrasyon süreci yaşanmaktadır. Bu hızlı entegrasyon ise beraberinde kampüslerde şebeke bağlantılı ya da bağlantısız MŞ kavramını beraberinde getirmektedir. Bu durum, özellikle enerji tüketiminin yoğun olduğu üniversite kampüslerinde, EnYS'nin yalnızca pasif yaklaşımlarla değil, aynı zamanda aktif ve proaktif EnYS çerçevesinde ele alınmasını zorunlu kılmaktadır. Ancak, üniversite kampüslerinde yapılan EnYS çalışmaları genellikle ISO 50001 standardı çerçevesinde pasif olarak ya da tasarım ve boyutlandırma kapsamında ele alınmaktadır. Bu durum, kampüs tipi yük profillerinin kendine özgü karakteristikleri, sistem optimizasyonunu, entegre edilen

YEK enerji üretim tahminlerini dikkate alarak geliştirilecek EnYS stratejilerine olan ihtiyacı ortaya koymaktadır.

Yukarıda bahsedilen hususlar çerçevesinde bu tezin temel amacı, şebeke bağlantılı ve kampüs temelli bir MŞ yapısında, EnYS performansını artırmak üzere pasif, aktif ve proaktif EnYS yaklaşımlarını entegre eden bir model geliştirmektir. Çalışma hem üretim hem de tüketim tarafındaki belirsizlikleri dikkate alarak, MŞ içerisinde yer alan RES, DJ ve BEDS bileşenlerinin ekonomik, çevresel ve teknik açıdan bütüncül şekilde optimize edilerek işletilmesini hedeflemektedir.

Bu doğrultuda, ilk olarak tez çalışmasının 2. bölümü olan "Çalışmada Ele Alınan Kampüs MŞ ve Mevcut Durum Analizi" başlığı altında, pasif EnYS yaklaşımı temelinde mevcut durumun analiz edilmesi amaçlanmıştır. Bu analiz kapsamında, ülkemizde yürürlükte olan farklı elektrik enerjisi tarife modelleri dikkate alınarak, ele alınan kampüs tipi yük profili için en ekonomik tarife seçeneğinin belirlenmesi hedeflenmiştir.

Tez çalışmasının 3. Bölümü olan "Kampüs MŞ'nin Deterministik Yaklaşımla Optimizasyonu ve Analizi" başlığı altında ise aktif EnYS yaklaşımı benimsenmiştir. Bu bölümde enerji maliyetlerini azaltmak ve karbon salınımını minimize etmek amacıyla, 2. Bölümde belirlenen optimum elektrik tarifesi altında farklı çalışma stratejileri analiz edilmiştir. Buna paralel olarak Tezin 4. Bölümünde ise deterministik yaklaşımla optimal BEDS kapasite tasarım ve boyutlandırılması amaçlanmıştır. Bu bölümde, BEDS'nin sadece yük dengeleme işleviyle değil, aynı zamanda pik talebi azaltarak şebeke üzerindeki baskıyı hafifletici bir unsur olarak da değerlendirilmesi hedeflenmiştir. Ayrıca, ele alınan MŞ'nin karbon emisyon performansı dikkate alınarak karbon dengeleme modellerinin geliştirilmesi ve üniversite kampüslerinin olası karbon ticareti sistemlerine entegrasyonu senaryosu temelli analizlerin ortaya konulması amaçlanmıştır.

Tez çalışmasının 5. Bölümü olan "Metasezgisel Algoritmalar ile Şebeke Bağımlı Mikro Şebekelerde Enerji Optimizasyonu ve Analizi" başlığı altında ise tamamen aktif EnYS yaklaşımı benimsenerek 3. ve 4. Bölümlerde ele alınan hususların metasezgisel algoritmalar ile çözülmesi hedeflenmiştir. Bu bölümde farklı çalışma modları altında altı farklı metasezgisel algoritma kullanılarak sistem analiz edilmesi

ve karşılaştırılması amaçlanmıştır. Böylelikle ele alınan sistem için uygulamada kullanılabilecek algoritmanın belirlenmesi hedeflenmiştir.

Tez çalışmasının 6. Bölümü olan "Tahmin Entegrasyonu ile Kampüs MŞ Optimizasyonu ve Analizi" başlığı altında proaktif EnYS yaklaşımı benimsenerek kampüsün elektriksel yük talebinin ve yenilenebilir enerji üretiminin yüksek doğrulukla tahmin edilmesi amaçlanmaktadır. Bu doğrultuda, gün öncesi üretim ve talep tahmini süreçlerinde, gerçek zamanlı meteorolojik verilerle desteklenen istatiksel tabanlı zaman serisi analizi, YSA ve UKVB temelli modeller geliştirilmesi ve sonuçların karşılaştırılarak en iyi modelin belirlenmesi hedeflenmiştir. Ayrıca yapılan tahminlerin performanslarının değerlendirilmesi için tahmin ısı haritaları oluşturulması, bu sayede EnYS'nin daha kararlı ve öngörülebilir biçimde çalışması, enerji etkin bir şekilde arz-talep dengesinin sağlanması planlanmıştır.

Sonuç olarak bu tez, üretim ve tüketim tahmini, tarifeye dayalı işletme stratejileri, BEDS kapasite optimizasyonu ve seçim kriterlerini, karbon yönetimi unsurlarını tek bir yapı altında entegre ederek, kampüs tipi MŞ'ler için esnek, düşük maliyetli ve çevreci bir enerji yönetim yaklaşımı ortaya koymayı amaçlamaktadır.

1.3 Katkı ve Özgün Değer

Bu tez, enerji krizine karşı çözüm sunabilecek sürdürülebilir EnYS yaklaşımlarına odaklanmakta; özellikle kampüs tipi MŞ yapılarında üretim, tüketim ve depolama süreçlerinin bütüncül ve optimizasyon tabanlı yönetimi konusuna çok yönlü ve entegre bir model önerisi sunmaktadır. Çalışmanın özgün katkıları, literatürdeki boşluklara cevap verme, yeni yöntemsel yaklaşımlar geliştirme, uygulamaya dönük karar verici destek modelleri oluşturma ve gerçek veriye dayalı çözümler sunmasıdır. Bu bağlamda, gerçekleştirilen çalışmanın literatüre yaptığı temel katkılar şu şekilde özetlenebilir:

- Öncelikle, mevcut literatürde kampüs tipi MŞ'lere EnYS çalışmaları sayıca oldukça sınırlıdır. Var olan çalışmaların çoğu konut, sanayi veya genel ticari yapılar gibi daha yaygın kullanıcı profillerine odaklanmakta; kampüslerin kendine özgü enerji tüketim desenleri, kontrol edilebilir yük yapısı ve yenilenebilir enerji kaynaklarına artan entegrasyon potansiyeli yeterince dikkate

alınmamaktadır. Bu tez, üniversite kampüslerini özgül bir kullanıcı grubu olarak ele alarak, bu eksikliği doldurmayı doğrudan hedefleyen kapsamlı bir uygulama alanı tanımlamaktadır.

- Çalışma literatürde genellikle birbirinden ayrı ele alınan pasif, aktif ve proaktif enerji yönetimi yaklaşımlarını tek bir MŞ modeli çerçevesinde entegre etmektedir. Tez kapsamında geliştirilen model, elektrik tarifeleri altında mevcut durum analizine dayalı pasif yaklaşımı, kapasite ve işletme optimizasyonuna dayalı aktif yaklaşımı ve üretim-tüketim tahminlerini içeren proaktif yaklaşımı bütünleştirerek çok katmanlı ve dinamik bir sistem yapısı sunmaktadır. Böylece, ele alınan sistem, yalnızca mevcut koşullara tepki veren değil, geleceği öngörerek stratejik kararlar alabilen bir yapıya kavuşturulmaktadır.
- Tez çalışmasında gerçek bir üniversite kampüsüne ait enerji tüketim verileri kullanılmış, yalnızca kuramsal değil, uygulamaya dönük ve sahada uygulanabilir bir model geliştirilmiştir. Çalışmanın tüm analizleri, karar vericilerin gerçek operasyonel koşullar altında karşılaşacağı durumları dikkate alacak şekilde kurgulanmış; böylece modelin pratik geçerliliği ve uyarlanabilirliği artırılmıştır.
- Çalışma kapsamında hem üretim (rüzgâr enerjisi) hem de tüketim (kampüs yük profili) tarafında tahmin modelleri geliştirilmiş; istatistiksel zaman serisi analizleri ile YSA ve UKVB tabanlı tahmin modelleri kullanılmıştır. Bu modellerin performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Bu sayede, kampüs tipi MŞ'ler için karar destek altyapısı oluşturulmuştur.
- Farklı çalışma modları altında altı farklı metasezgisel algoritmalar ile sistem analiz edilmiş ve karşılaştırılmıştır. Bu sayede, ele alınan sistem için uygulamada en uygun algoritma belirlenmiştir.
- Çalışmada, karbon dengeleme stratejilerinin analiz edilmesi ve üniversite kampüslerinin ileride olası karbon ticareti sistemlerine entegrasyonu senaryo temelli incelenmiştir. Çalışma bu yönüyle yalnızca teknik bir mühendislik problemi bağlamında değil, aynı zamanda çevresel sürdürülebilirlik ve kamu politikaları düzleminde de önemli bir hususu ele alıp analiz etmektedir.
- Bu tez çalışması literatürde teorik düzeyde kalan enerji yönetimi çalışmalarından farklı olarak yalnızca simülasyon temelli bir öneri değil; uygulamaya yönelik ve karar verici bir EnYS modeli sunarak bu boşluğu

doldurmaktadır. Modelin modüler yapısı, farklı kampüs türlerine ya da benzer ölçekli tüketici gruplarına uyarlanabilmesine olanak sağlamaktadır.

Yukarıda sunulan katkılar doğrultusunda, bu tez çalışması; kampüs tipi MŞ'ler için entegre bir EnYS çerçevesi sunmakta hem teorik hem de uygulamalı düzeyde çok amaçlı ve çok boyutlu bir model önerisi ile literatürdeki boşluğu doldurmaktadır. Geliştirilen model, yalnızca akademik araştırmalar için bir referans noktası olmakla kalmamakta; aynı zamanda, karar vericilere ve enerji yöneticilerine gerçek dünyada doğrudan uygulanabilir, esnek ve ölçeklenebilir bir çözüm aracı sunmaktadır. Modelin modüler yapısı sayesinde, farklı büyüklükteki kampüs yapıları veya benzer nitelikteki enerji tüketim profiline sahip diğer kurumsal kullanıcı gruplarına kolaylıkla uyarlanabilmesi mümkündür. Bu yönüyle çalışma, yalnızca enerji sistemlerine yönelik teknik araştırmalara değil, aynı zamanda kamu politikaları, çevresel sürdürülebilirlik ve stratejik altyapı yönetimi gibi çok disiplinli alanlara da katkı sağlamaktadır.

2
ÇALIŞMADA ELE ALINAN KAMPÜS MİKRO ŞEBEKESİ VE MEVCUT DURUM ANALİZİ

Bu bölümde, tezde ele alınan kampüs MŞ ayrıntılı biçimde tanıtılarak mevcut durum analizi gerçekleştirilmiştir. Öncelikle sistem bileşenleri, tüketim ve üretim profilleri ile bu profillere özgü özellikler ortaya konulmuştur. Ardından, ülkemizde yürürlükte olan elektrik enerjisi tarife modelleri dikkate alınarak, kampüs tipi yük profili için en ekonomik tarife seçeneğinin belirlenmesine yönelik analizler gerçekleştirilmiştir. Böylece, pasif EnYS yaklaşımı çerçevesinde enerji yönetiminin ilk aşaması olan mevcut durumun analiz edilmesi adımı gerçekleştirilerek ilerleyen bölümlerde ele alınacak aktif ve proaktif EnYS stratejilerine zemin hazırlanmıştır.

2.1 Sistem Bileşenleri

Kampüs MŞ'nin mevcut yapısının bütüncül olarak anlaşılabilmesi amacıyla bu bölümde öncelikle çalışmada ele alınan Boğaziçi Üniversitesi Sarıtepe Kampüsü tanıtılacak, ardından sistemin temel bileşenleri ayrıntılı biçimde açıklanacaktır. Bu kapsamda, kampüsün elektriksel altyapısını oluşturan üretim kaynakları ve tüketim birimleri ele alınacaktır. Böylece hem enerji akışının genel yapısı hem de MŞ'nin işleyişi ortaya konulacaktır.

Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul'un farklı bölgelerine yayılmış altı ayrı kampüse sahiptir. Bu kampüsler arasında en yeni ve aynı zamanda en uzak konumda bulunan Sarıtepe Kampüsü, Karadeniz kıyısında 1.095.435 m² büyüklüğünde bir alan üzerine kurulmuş olup 1995 yılında faaliyete geçmiştir [255]. Kampüs bünyesinde öğrenci yurtları, laboratuvarlar, lojmanlar, derslikler, idari ofisler, kapalı spor salonu ve kütüphane gibi farklı işlevlere sahip yapılar bulunmaktadır. Ayrıca, kampüs içerisinde konaklama ve sosyal ihtiyaçlara hizmet eden bir otel ile

yemekhane yer almaktadır [255]. Kampüsün yerleşim planı Şekil 2.1'de, yapılarla ilgili ayrıntılı bilgiler ise Tablo 2.1'de sunulmaktadır.



Şekil 2.1 Sarıtepe kampüsü yerleşim planı

Tablo 2.1 Yerleşim planının ayrıntıları

Yerleşim Kodu	Bina İsmi
1	Lojman
2 - 3	Yurtlar
4	Derslikler, Kutuphane ve Yemekhane
5	Otel
6	Laboratuvar
7	Transformatör Merkezi
8	Isı merkezi
9	Kapalı spor salonu
10	Yurt
11	Dizel Jeneratör Binası
12 – 13 - 14	Laboratuvar
15	Halısaha

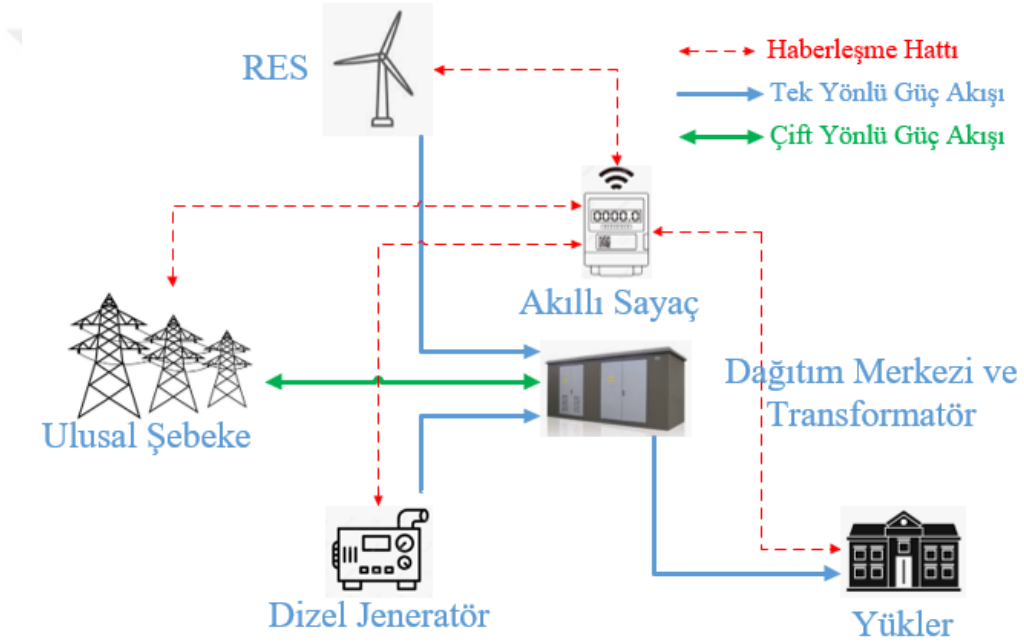
2.1.1 Sarıtepe Kampüsü Elektrik Enerji Sisteminin Genel Çerçevesi

Sarıtepe Kampüsü'nün elektrik enerjisi ihtiyacı, kampüs içerisinde yer alan Dağıtım Merkezi (DM) aracılığıyla karşılanmaktadır. Bu DM, Ulusal Şebeke (UŞ) ile bağlantılı olarak çalışan kampüs MŞ'nin temel düğüm noktasıdır. Özetle,

kampüs MŞ mevcut hali ile UŞ, RES, DJ ve transformatör merkezinden oluşan dört ana bileşenden meydana gelmektedir. Bu bileşenlerin teknik özellikleri ve kapasiteleri Tablo 2.2'de verilmektedir. Mevcut MŞ'nin mimarisi ise Şekil 2.2'de gösterilmektedir.

Tablo 2.2 Kampüs MŞ enerji bileşenleri

Enerji Bileşenleri	Özellik
UŞ	1000 kW üst güç limiti
Transformatör	2000 kVA
RES	900 kW
DJ	720 kVA (576 kW)
Akıllı Sayaç	15 dk'lık veri kaydetme



Şekil 2.2 Sarıtepe kampüsü MŞ mimarisi

Sistemin genel işleyişi kısaca tanıtılacak olursa, Sarıtepe Kampüsü'nün elektrik enerjisi talebi 2015 yılına kadar yalnızca UŞ'den ve enerji kesintileri durumunda DJ'den karşılanmaktaydı. Bu tarihten itibaren, kurulan 900 kW gücündeki RES sayesinde kampüs enerji üretmeye başlamış ve MŞ yapısı kazanmıştır. Kampüs MŞ'nin enerji akışı çift yönlü olup akıllı sayaç sistemi aracılığıyla üretim ve tüketim saatlik bazda denkleştirilmektedir. RES tarafından üretilen fazla enerji, üniversite ile dağıtım şirketi arasında imzalanan özel bir protokol kapsamında diğer Boğaziçi Üniversitesi kampüslerinin tüketimleriyle denkleştirilebilmektedir. Ancak bu çalışmada, literatürdeki diğer araştırmalarla adil bir karşılaştırma

yapılabilmesi amacıyla söz konusu strateji dikkate alınmamıştır. MŞ'nin yalnızca Sarıtepe Kampüsü için bağımsız olarak çalıştığı varsayılmıştır.

Tüm bu yapısal özellikler sayesinde Sarıtepe Kampüsü, yılda yaklaşık 850 ton karbon salınımını engelleyerek karbon negatif bir kimlik kazanmıştır. Bu yönüyle sürdürülebilir EnYS bağlamında örnek teşkil etmektedir. Bunun yanı sıra, mevcut sistem yalnızca örnek bir uygulama niteliği taşımakla kalmamakta, aynı zamanda EnYS alanında disiplinlerarası araştırmalara imkan veren açık bir laboratuvar ortamı da sunmaktadır. Özellikle gelişen teknolojiler, dijitalleşme süreçleri ve yenilenen enerji politikaları ışığında sistemin sürekli olarak geliştirilmesi, farklı senaryolar altında araştırılması ve yeni stratejilerle desteklenmesi gerekmektedir. Bu çerçevede Sarıtepe Kampüsü, yalnızca güncel bir uygulama alanı değil, aynı zamanda geleceğe yönelik EnYS yaklaşımlarının denenmesi ve bilimsel bilgi üretiminin desteklenmesi açısından da kritik öneme sahiptir.

2.1.2 Kampüs Yük Profili

Kampüs yük profilinin incelenmesi, özellikle pasif EnYS yaklaşımı açısından önemlidir. Bu nedenle tüketim desenlerinin ayrıntılı biçimde analiz edilmesi, sistemin mevcut durumunun doğru değerlendirilmesi ve ilerleyen EnYS adımlarına yön verilmesi bakımından gereklidir. Sarıtepe Kampüsü Tablo 1.1'de belirtildiği gibi farklı işlevlere sahip çok sayıda yapıyı bünyesinde barındırmaktadır ve bu çeşitlilik kampüsün yük profilini doğrudan etkilemektedir.

Akademik takvim, mevsimsel koşullar ve kullanıcı yoğunluğu gibi etkenler bu değişkenliği belirleyen başlıca unsurlar arasında yer almaktadır. Ayrıca, aylık bazda ortaya çıkan pik güç talepleri hem sistem güvenilirliği hem de maliyet boyutu açısından önem taşımaktadır. Bu çalışmada, kampüs yük profili en sağlıklı verilerin elde edildiği 2022 yılı temel alınarak değerlendirilmiştir. Böylece, ilerleyen bölümlerde gerçekleştirilecek analiz ve optimizasyon çalışmalarına sağlam bir veri tabanı oluşturulması hedeflenmiştir.

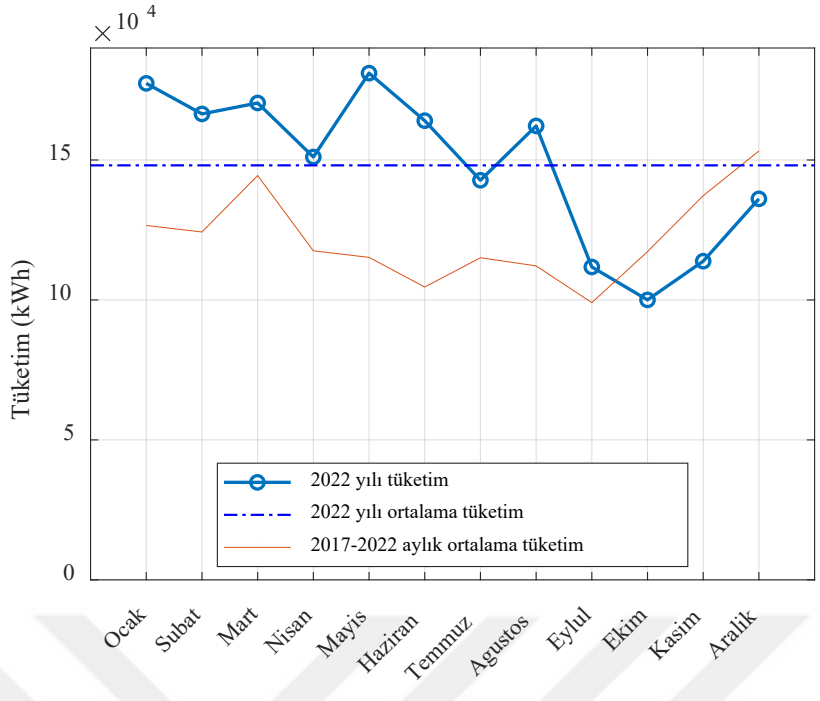
Bu bölümde yapılacak yük profili analizlerinde Operasyonel Sistem Formatı-7 (OSF7) verileri kullanılmıştır. OSF-7 formatı, Türkiye'de dağıtım şirketleri tarafından kullanılan ve Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPİAŞ) ile Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) tarafından standartlaştırılmış bir veri raporlama formatıdır. Bu format, belirli bir tüketim noktasına ait elektrik enerjisi verilerini

saatlik bazda kayıt altına almakta ve ilgili noktada şebekeden çekilen ya da şebekeye verilen enerji miktarlarını göstermektedir. OSF-7 verileri genellikle kilovat-saat (kWh) cinsinden raporlanmakta olup, dağıtım şirketi tarafından sayaçlardan elde edilerek merkezi sistemlere aktarılmaktadır. Bu yönüyle söz konusu format, gerçekleşen tüketim ve üretim değerlerinin resmi kaydını tutmakta, faturalama süreçlerine ve piyasa dengeleme mekanizmalarına girdi sağlamaktadır.

Bununla birlikte, OSF-7 verileri yalnızca şebeke ile gerçekleşen enerji alışverişini yansıttığı için, kampüs gibi yerinde üretim birimlerine sahip tüketicilerin gerçek enerji tüketimlerini doğrudan ortaya koymamaktadır. Örneğin, kampüs içerisindeki bir rüzgâr türbininden elde edilen üretim OSF-7 verilerinde yer almamakta, yalnızca şebekeden çekilen ya da verilen miktarlar kayıt altına alınmaktadır. Dolayısıyla, gerçek tüketim profilinin doğru biçimde hesaplanabilmesi için OSF-7 verilerinin yanı sıra eşzamanlı olarak yerinde üretim verilerinin de dikkate alınması gerekmektedir.

Şekil 2.3'te Sarıtepe Kampüsü'nün 2022 yılına ait aylık elektrik tüketim değerleri, 2022 yılı ortalama tüketimi ile 2017–2022 dönemine ait aylık ortalama tüketim değerleri karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır. Bu görsel, kampüsün yıllık yük desenini ortaya koyarken aynı zamanda uzun dönemli eğilimlerle kıyaslama yapılmasına olanak tanımaktadır. Veriler incelendiğinde, 2022 yılı tüketim değerleri ile 2017–2022 dönemi ortalama değerleri arasında bazı farklılıklar bulunsa da genel mevsimsellik desenlerinin büyük ölçüde örtüştüğü görülmektedir.

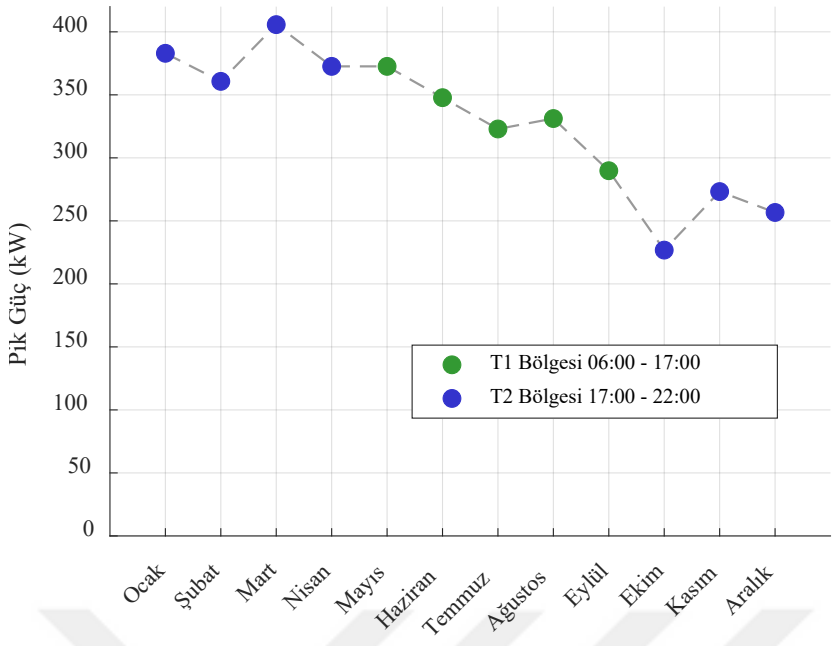
Yılın ilk yarısında tüketim değerleri ortalamanın üzerinde seyretmiş, Eylül ve Ekim aylarında ise düşüş gözlenmiştir. Bu dönemde tüketim, ortalamanın altına inerken, yılın son aylarında yeniden yükseliş eğilimine girmiştir. Söz konusu dalgalanmalar, akademik takvim, kullanıcı yoğunluğu ve mevsimsel koşulların kampüs enerji talebi üzerindeki etkilerini işaret etmektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, 2022 yılı verileri kampüsün tüketim profilini temsil edici nitelikte olup, EnYS açısından dikkate değer bir yıl olarak öne çıkmaktadır.



Şekil 2.3 Sarıtepe kampüsü aylık bazda elektrik tüketimleri

Pik güç değerlendirmesi için 2022 yılına ait gerçekleşen pik yük değerleri aylık bazda incelenmiştir. Buna ilişkin olarak hazırlanan Şekil 2.4'te Sarıtepe Kampüsü'nün aylık maksimum talep güçleri gösterilmektedir. Grafik, Türkiye'de elektrik enerjisi fiyatlandırmasında kullanılan üç zaman dilimi (T1: 06:00–17:00, T2: 17:00–22:00, T3: 22:00–06:00) dikkate alınarak oluşturulmuştur. Bu tarifelerden T1 gündüz tarifesi olarak normal fiyatlandırmanın uygulandığı dönemi, T2 puant tarifesi olarak en yüksek fiyatlandırmanın geçerli olduğu akşam saatlerini, T3 ise gece tarifesi olarak düşük maliyetli enerji kullanımını ifade etmektedir.

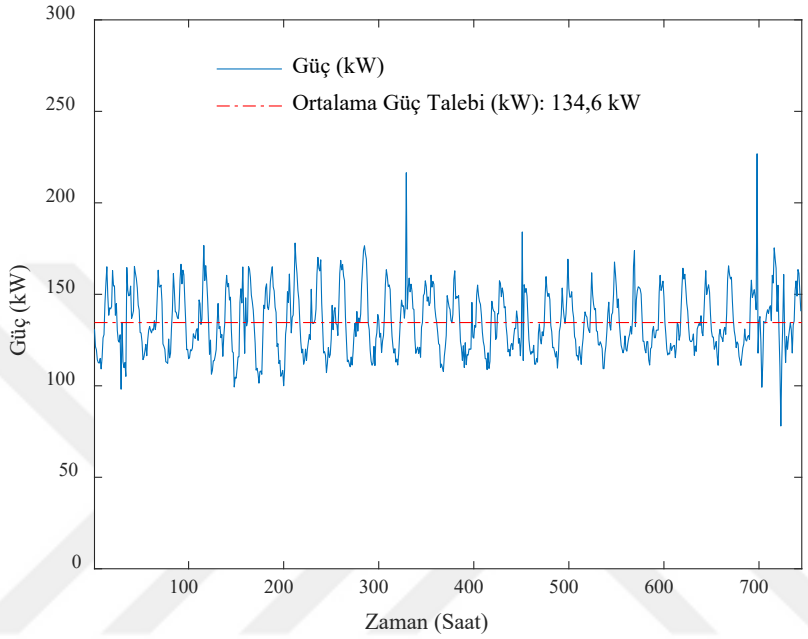
Veriler incelendiğinde, Sarıtepe Kampüsü'nde pik güçlerinin T1 ve T2 zaman dilimlerinde gerçekleştiği görülmektedir. Bu durum, kampüsün enerji tüketiminin özellikle gündüz ve akşam saatlerinde daha belirgin hale geldiğini ve dolayısıyla maliyet açısından kritik zaman aralıklarının T1 ve özellikle de T2 olduğunu göstermektedir. Nitekim, T2 döneminde gerçekleşen yüksek talep güçleri, enerji birim fiyatının da daha yüksek olması nedeniyle kampüsün toplam enerji maliyeti üzerinde doğrudan etkili olmaktadır. Bu bulgular, kampüs MŞ için ekonomik kaynak sevki stratejilerinin geliştirilmesinde özellikle T2 zaman diliminin kritik önem taşıdığını göstermektedir.



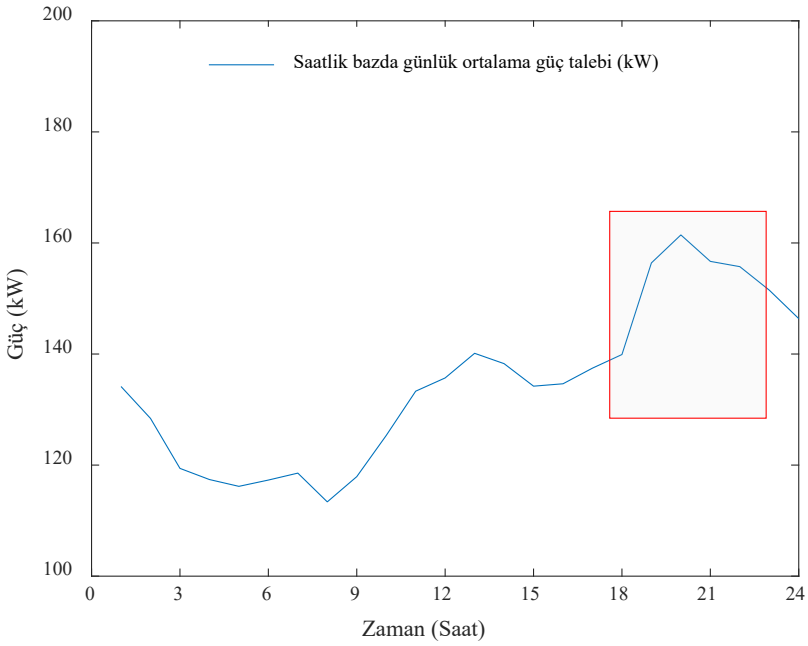
Şekil 2.4 Sarıtepe kampüsü 2022 yılı pik yük talepleri

Kampüsün reel saatlik yük profilini belirleyebilmek için tüketim değerlerinin yalnızca OSF7 verileri yeterli olmadığı yukarıda kısaca açıklanmıştı. Çünkü, söz konusu verilerde yer alan saatlik çekiş ve veriş miktarları kampüsün reel enerji talebini doğrudan yansıtmamaktadır. Örneğin, belirli bir saatte RES üretimi 100 kW, aynı anda şebekeye verilen güç 10 kW ve şebekeden çekilen güç 50 kW ise, bu durumda OSF7 verilerine göre tüketimi yalnızca 50 kW üzerinden faturalandırılmaktadır. Ancak gerçekte tüketim; RES üretiminden karşılanan talep ile şebekeden çekilen enerji toplamından şebekeye verilen enerjinin çıkarılması yoluyla hesaplanmalı ve bu örnekte olduğu gibi 140 kW olarak değerlendirilmelidir. Dolayısıyla, kampüsün saatlik bazda gerçek tüketim değerlerinin doğru biçimde hesaplanabilmesi için RES üretim verilerinin eşzamanlı olarak dikkate alınması gerekmektedir. Her ne kadar RES aylık üretim verileri düzenli ve güvenilir bir şekilde elde edilebilse de saatlik üretim değerleri SCADA sistemindeki iletişim hataları nedeniyle her saat aralığı için sağlıklı biçimde kaydedilememektedir. Bu sebeple, RES üretim verilerinin en sağlıklı şekilde mevcut olduğu 2022 yılı Ekim ayı temel alınmış, böylece saatlik yük profili değerlendirmesi bu dönem üzerinden gerçekleştirilmiştir. Bu noktada, söz konusu ayın eğitim-öğretim dönemine denk geldiğini, kampüsün olağan faaliyetlerinin sürdüğü tipik bir dönemi temsil ettiğini ve bu yönüyle günlük bazdaki saatlik tüketim eğilimlerinin genel örüntüsünü yansıttığını belirtmek isteriz.

Şekil 2.4'te 2022 yılı Ekim ayına ait kampüsün saatlik bazda gerçek tüketim değerleri gösterilmektedir. Grafik, ay boyunca tüketimde gözlenen dalgalanmaları ortaya koymakta ve ortalama güç talebini (143.6 kW) göstermektedir. Bu veriler üzerinden hesaplanan saatlik ortalama tüketim değerleri ise Şekil 2.5'te sunulmaktadır. Böylece, kampüsün gün içerisindeki karakteristik yük eğilimi daha açık bir biçimde görülebilmektedir.



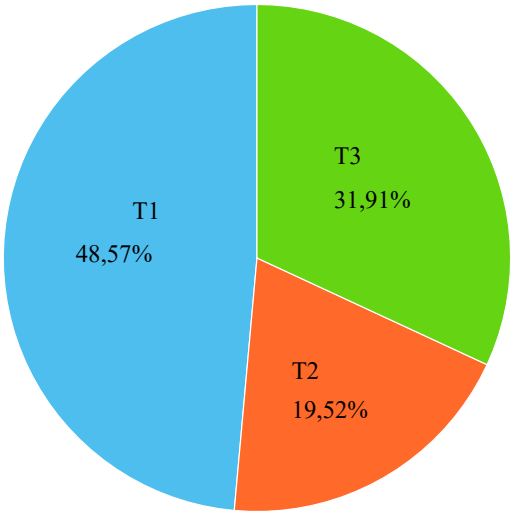
Şekil 2.5 Sarıtepe kampüsü saatlik bazda güç talepleri (2022 Ekim)



Şekil 2.5 Sarıtepe kampüsü saatlik bazda günlük ortalama güç talebi (2022 Ekim)

Şekil 2.5 incelendiğinde, kampüsün saatlik bazda günlük ortalama güç talebinin günün erken saatlerinde (00:00–09:00) nispeten düşük seviyelerde gerçekleştiği, öğle saatlerinden itibaren yükseliş eğilimi gösterdiği ve özellikle akşam saatlerinde (17:00–22:00) belirgin bir artış sergilediği görülmektedir. Bu eğilim, kampüsün enerji talebinin eğitim-öğretim faaliyetleri, kullanıcı yoğunluğu ve sosyal yaşam döngüsü ile yakından ilişkili olduğunu göstermektedir. Özellikle akşam saatlerinde gözlenen yüksek talep, T2 periyoduna denk gelmektedir. Bu durum, kampüsün toplam enerji maliyetleri üzerinde doğrudan etkili olmakta ve kampüs MŞ'de ekonomik kaynak sevki açısından kritik bir öncelik alanı oluşturmaktadır.

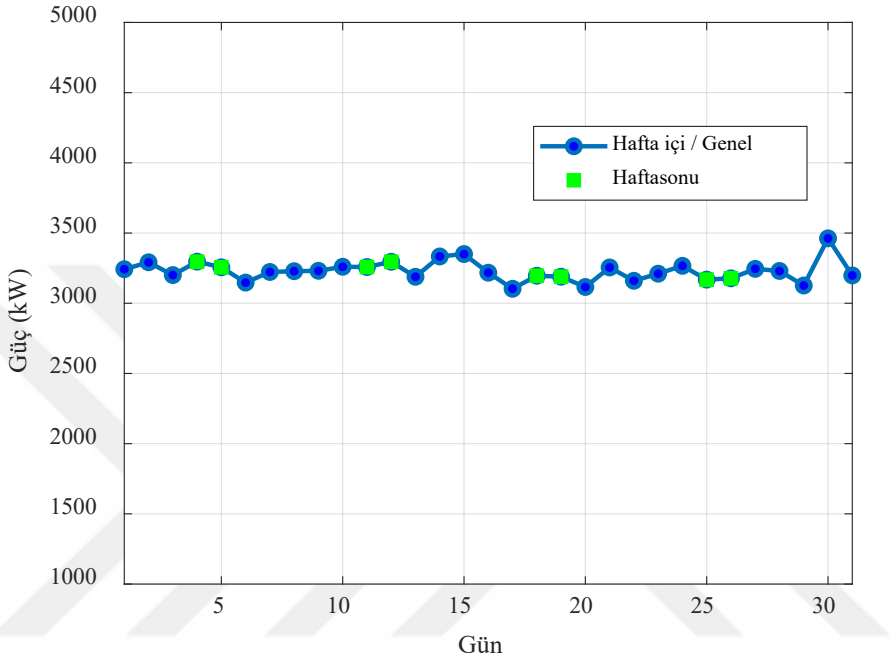
Şekil 2.6'da kampüsün elektrik tüketiminin zaman dilimlerine göre dağılımı gösterilmektedir. Verilere göre tüketimin yaklaşık %48,6'sı T1 döneminde, %19,5'i T2 döneminde ve %31,9'u T3 döneminde gerçekleşmektedir. Bu sonuç, kampüsün toplam enerji tüketiminin neredeyse yarısının gündüz saatlerinde gerçekleştiğini göstermektedir. Akademik ve idari faaliyetlerin yürütüldüğü bu zaman diliminde, dersliklerin, laboratuvarların ve ofislerin aktif kullanımı enerji talebini doğal olarak artırmaktadır. Tüketimin yarısından fazlasının T2 ve T3 zaman dilimlerinde gerçekleşmesi ise, öğrenci yurtları, lojmanlar ve aydınlatma sistemlerinin enerji talebini ortaya koymaktadır. Özellikle, beşte birlik bir payla T2 dönemi hem gündüz faaliyetlerinden kalan talebin hem de akşam saatlerindeki sosyal ve toplumsal kullanımın etkilerini yansıtmaktadır.



Şekil 2.6 Sarıtepe kampüsü zaman dilimlerine göre enerji tüketimi

Şekil 2.7'de Kampüsün bir aylık döneme ait günlük elektrik tüketimi hafta içi ve hafta sonu ayrımıyla gösterilmektedir. Veriler incelendiğinde, hafta içi ve hafta

sonu tüketim değerlerinin genel olarak birbirine oldukça yakın seyrettiği ve günlük toplam tüketimde belirgin bir farklılık oluşmadığı görülmektedir. Bu durum, kampüsün enerji talebinin yalnızca akademik faaliyetlerden değil, aynı zamanda öğrenci yurtları, lojmanlar ve sürekli çalışan teknik altyapıdan da kaynaklandığını göstermektedir. Dolayısıyla kampüsün günlük tüketim profili, hafta içi ve hafta sonu ayrımından bağımsız olarak görece istikrarlı bir karakter sergilemektedir.



Şekil 2.7 Sarıtepe kampüsü günlük bazda toplam güç talebi (2022 Ekim)

Yukarıda yapılan yük profili değerlendirmelerinde, Sarıtepe Kampüsü'nün hem aylık hem de saatlik düzeyde tüketim desenleri ortaya konulmuştur. Aylık bazdaki değerlendirmeler kampüsün uzun dönemli eğilimlerle olan uyumunu gösterirken, saatlik bazdaki analizler günlük talep eğilimlerini ve kritik zaman dilimlerini belirginleştirmiştir. Özellikle puant dönemi olarak adlandırılan T2 zaman diliminde gerçekleşen yüksek talep değerleri, enerji maliyetlerinin azaltılması açısından önem arz etmektedir. Ayrıca, hafta içi ve hafta sonu tüketim değerlerinin birbirine oldukça yakın gerçekleşmesi, kampüsün enerji talebinin akademik faaliyetlerin ötesinde, öğrenci yurtları, lojmanlar ve kesintisiz çalışan altyapı unsurlarından da kaynaklandığını ortaya koymaktadır.

2.1.3 Rüzgâr Türbini Özellikleri ve Üretim Profili

Sarıtepe kampüsünde 2015 yılında devreye alınan RES, kampüsün elektrik ihtiyacını karşılamakta ve şebekeye olan bağımlılığın azaltılmasına katkı

sağlamaktadır. RES üretim profili, bölgenin meteorolojik koşullarıyla doğrudan ilişkilidir ve mevsimsel farklılıklar ile kısa süreli rüzgâr dalgalanmalarından etkilenmektedir. Bu bölümde, rüzgâr türbininin teknik özellikleri ile yıllık, aylık ve mevsimsel üretim verileri ele alınarak türbinin Sarıtepe Kampüsü'nün toplam enerji dengesine katkısı değerlendirilecektir.

Sarıtepe Kampüsü'nde kullanılan rüzgâr türbini, Enercon E-44 modeli olup 900 kW kurulu güce sahip orta ölçekli bir rüzgâr türbinidir. Türbin 55 m kule yüksekliğine sahiptir. Türbinin minimum güç üretim rüzgâr hızı 3,0 m/s, nominal güç üretiminin sağlandığı rüzgâr hızı 16,5 m/s, üretim kesme hızı 34,0 m/s, ve dayanım rüzgâr hızı 59,5 m/s'dir. Bu özellikler, türbinin düşük hızlarda dahi üretime başlayabilmesini, yüksek hızlarda ise güvenlik nedeniyle devreden çıkmasını mümkün kılmaktadır. Böylece hem verimlilik hem de operasyonel güvenilirlik sağlamaktadır.

Rotor özellikleri açısından bakıldığında, türbinin kanat çapı 44 metre olup, yaklaşık 1.521 m² süpürme alanına sahiptir. Türbin üç adet rotor kanadı ile donatılmıştır ve rotorun maksimum dönüş hızı 34 U/min değerine ulaşabilmektedir. Kanat uçlarının rüzgârla etkileşiminden doğan uç hızının 78 m/s seviyelerine ulaşması, türbinin aerodinamik verimliliğini açısından önemlidir.

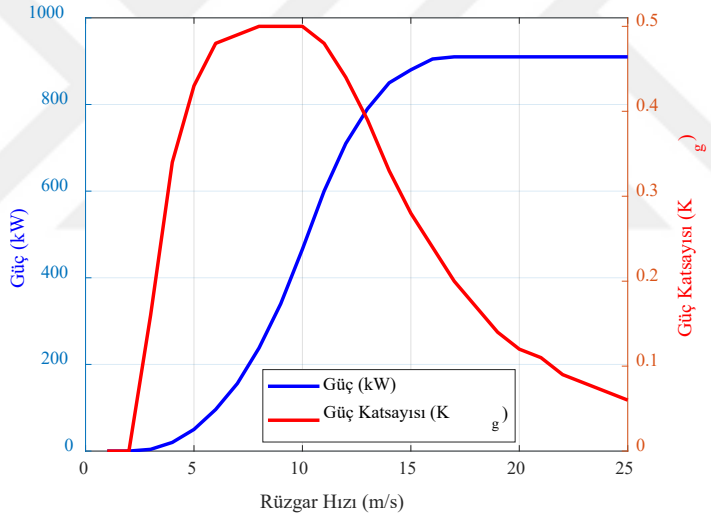
Ayrıca rotorun güç yoğunluğu parametreleri 591,7 W/m² ve 1,7 m²/kW olarak belirlenmiştir. Bu değerler türbinin rotor alanı ile kurulu gücü arasındaki teknik ilişkiyi ortaya koymakta ve türbinin verimlilik düzeyini nitelendirmektedir. Türbine ait teknik detaylar özet olarak Tablo 2.3'te sunulmuştur.

Türbine ait teorik güç ve güç katsayısı (K_P) eğrileri ise Şekil 2.8'de gösterilmektedir. Bu grafikte rüzgâr türbinine ait güç eğrisi ile güç katsayısı değerleri rüzgâr hızı fonksiyonu olarak gösterilmektedir. Güç katsayısı, rüzgârın kinetik enerjisinden türbin tarafından mekanik güce dönüştürülebilen kısmın oranını ifade etmekte olup, türbinin verimliliğinin temel göstergelerinden biridir.

Grafik incelendiğinde, güç katsayısının 0,5 seviyelerinde maksimuma ulaştığı, bu noktadan sonra ise rüzgâr hızının artışıyla birlikte kademeli olarak azaldığı görülmektedir. Türbinin güç üretimi ise 16–17 m/s seviyelerine kadar artış göstermekte ve ardından nominal güç olan 900 kW seviyesinde sabitlenmektedir.

Tablo 2.3 RES teknik özellikleri [256]

Kategori	Özellik
Kurulu Güç	900 kW
Minimum Güç Üretim Rüzgâr Hızı	3,0 m/s
Nominal Güç Üretiminin Sağlandığı Rüzgâr Hızı	16,5 m/s
Üretim Kesme Hızı	34,0 m/s
Dayanım Rüzgâr Hızı	59,5 m/s
Rüzgâr Sınıfı (IEC)	Ia
Rotor Kanat Çapı	44 m
Süpürme Alanı	1.521 m²
Kanat Sayısı	3
Maksimum Rotor Hızı	34 U/min
Uç Hızı	78 m/s
Jeneratör Tipi	Senkron, dişlisiz (doğrudan tahrik)
Jeneratör Gerilimi	690 V
Şebeke Bağlantısı	IGBT, 50 Hz
Kule Tipi	Çelik boru, konik
Kule Yüksekliği	55 m



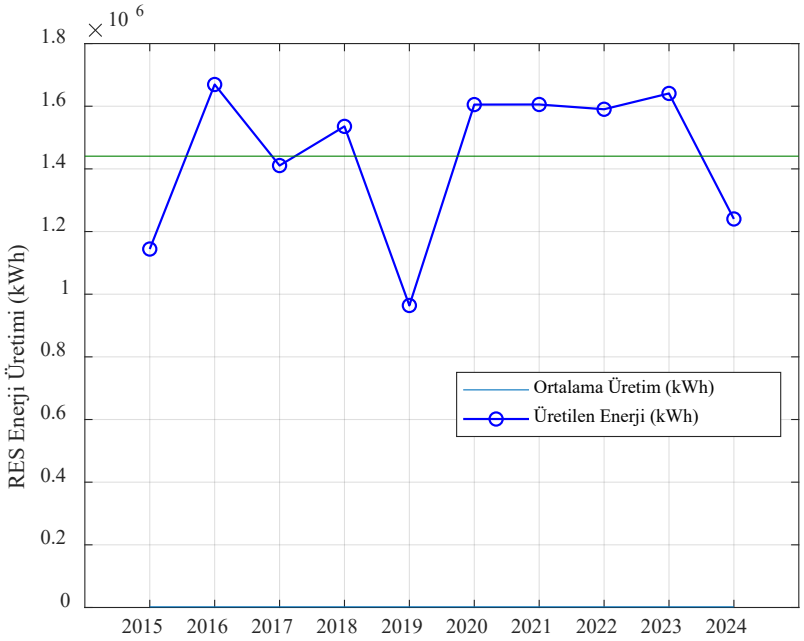
Şekil 2.8 RES teorik güç ve güç katsayısı eğrisi [256]

Rüzgâr türbini yukarıda teknik olarak tanıtıldıktan sonra, çalışmanın bu bölümünde Sarıtepe Kampüsü'nde kurulu RES'in gerçek performans değerleri ele alınacaktır. Bu kapsamda, türbinin yıllık, mevsimlik ve aylık bazdaki enerji üretim miktarları ile kapasite faktörü değerlendirilecek, böylece sistemin fiili üretim gücü ortaya konulacaktır. Analizlerde teorik güç eğrisi yerine türbinin gerçek üretim verilerine dayalı yük eğrisi dikkate alınacaktır.

İlk olarak RES üretimleri yıllık bazda incelenmiştir. Şekil 2.9'da RES'in 2015–2024 yılları arasındaki yıllık elektrik üretim değerleri sunulmaktadır. Veriler incelendiğinde, yıllık üretimin dönemsel olarak dalgalandığı ve yıllık ortalama

yaklaşık 1,45 milyon kWh seviyesinde enerji üretildiği görülmektedir. 2016 yılı, 1,67 milyon kWh ile en yüksek üretimin gerçekleştiği yıl olurken, 2019 yılı 963.982 kWh ile en düşük üretim seviyesine işaret etmektedir. 2020–2023 dönemi ise birbirine oldukça yakın değerlerle 1,59–1,64 milyon kWh aralığında istikrarlı bir üretim performansı sergilemiştir.

RES'in üretim verilerini yıllık bazda analiz etmenin bir diğer amacı ise santralin kapasite faktörünü anlamaktır. Kapasite faktörü türbinin kurulu gücüne göre ne kadar verimli çalıştığını gösteren önemli bir göstergedir. Tablo 2.4 incelendiğinde türbininin yıllık kapasite faktörünün %12,2 ile %21,2 arasında değiştiği görülmektedir. En yüksek kapasite faktörü 2016 yılında (%21,2) elde edilirken, en düşük değer 2019 yılında (%12,2) kaydedilmiştir. 2020–2023 yılları arasında ise türbinin kapasite faktörünün istikrarlı bir şekilde %20 seviyelerinde gerçekleşmiştir. Bu değerler, orta ölçekli rüzgâr türbinleri için beklenen performans aralığıyla uyumludur. Kapasite faktörünün değişkenlik sergilemesi ise meteorolojik koşulların yanı sıra olası bakım, veri kaybı veya operasyonel sınırlamalarla açıklanabilir. Genel olarak değerlendirildiğinde, Sarıtepe Kampüsü'nde kurulu türbinin uzun vadede %18–20 aralığında bir kapasite faktörüne sahip olduğu görülmektedir.



Şekil 2.9 RES yıllık enerji üretimi (2015–2024)

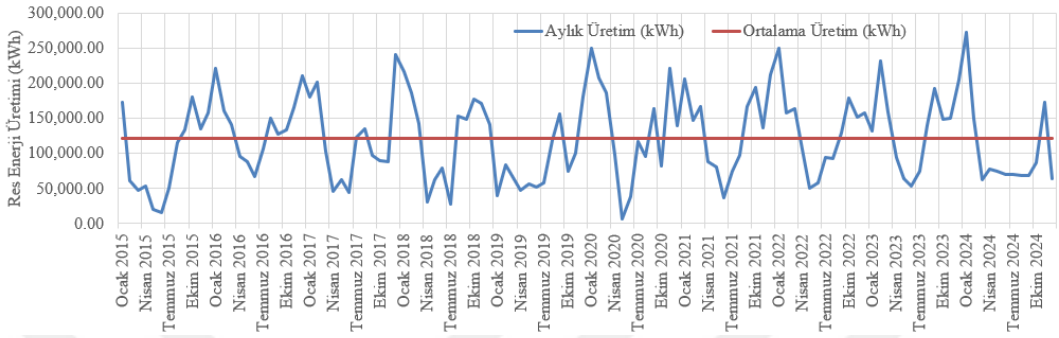
Tablo 2.4 RES kapasite faktörü

Yıl	Kapasite Faktörü (%)
2015	% 14,5
2016	% 21,2
2017	% 17,9
2018	% 19,5
2019	% 12,2
2020	% 20,4
2021	% 20,4
2022	% 20,2
2023	% 20,8
2024	% 15,7

Şekil 2.10'da RES'in 2015–2024 dönemine ait aylık bazdaki üretim değerleri ile uzun dönem ortalaması gösterilmektedir. Grafik, türbinin yıllık toplam üretiminde gözlenen dalgalanmaların hangi aylarda yoğunlaştığını ve mevsimsel desenlerin nasıl şekillendiğini ortaya koymaktadır. Veriler incelendiğinde, aylık üretim değerlerinin dönemsel olarak oldukça değişken olduğu, bazı aylarda 250.000 kWh seviyelerine ulaşırken, bazı aylarda 50.000 kWh'in altına düştüğü görülmektedir. Bu durum, rüzgâr hızlarının ve meteorolojik koşulların aylık üretim performansı üzerinde doğrudan belirleyici olduğunu göstermektedir.

Yıllar içerisinde özellikle kış ve ilkbahar aylarında üretimin görece yüksek, yaz aylarında ise daha düşük seviyelerde gerçekleştiği dikkat çekmektedir. Bu durum, bölgenin rüzgâr rejimiyle doğrudan ilişkili olup, özellikle kış aylarında artan rüzgâr hızları türbinin yıllık enerji üretimine önemli katkı sağlamaktadır. İlkbahar dönemi ise genellikle istikrarlı ve yüksek üretim değerleriyle öne çıkmakta, bu da yıllık toplam üretimde kritik bir paya işaret etmektedir. Yaz aylarında üretimin düşük seviyelerde seyretmesi, kapasite faktörünü doğrudan etkileyerek kampüsün şebekeden enerji çekişini artırmaktadır. Buna karşılık sonbahar aylarında üretimin

yeniden yükselişe geçtiği gözlenmekte, bu da karbon negatif yapının korunmasına katkı sağlamaktadır. Mevsimsel analiz, kampüsün EnYS stratejilerinde RES'den elde edilen üretimin hangi dönemlerde daha güvenilir bir kaynak olarak değerlendirilebileceğini göstermekte ve şebeke bağımlılığının azaltılmasına yönelik planlamalara yön vermektedir.

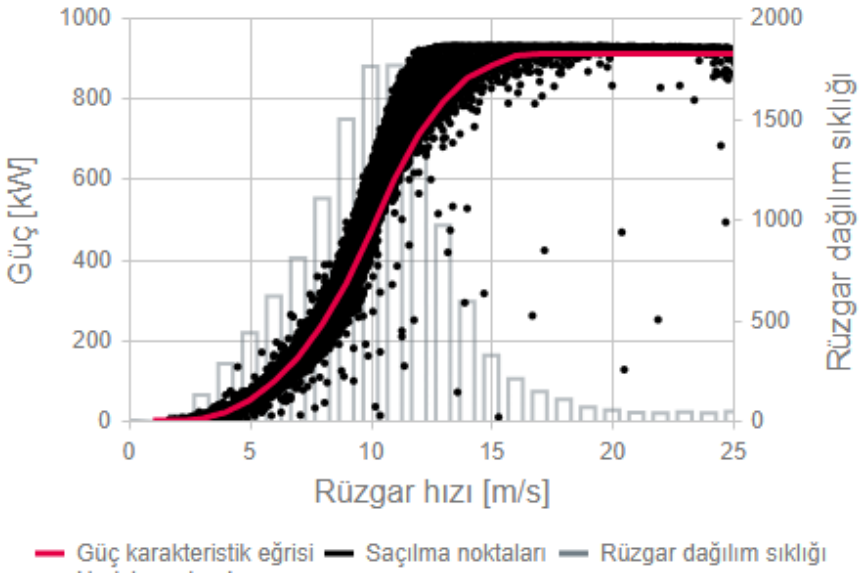


Şekil 2.10 RES aylık bazda enerji üretimi (2015–2024)

Şekil 2.11'de 2020–2023 yılları arasındaki 10'ar dakikalık verilerden elde edilen rüzgâr türbininin gerçek güç eğrisi gösterilmektedir. Bu dönemler, kapasite faktörünün istikrarlı bir şekilde %20 seviyelerinde gerçekleştiği ve veri setinin görece daha sağlam olmasından dolayı dikkate alınmıştır. Grafik, teorik güç karakteristik eğrisi (Şekil 2.8) ile karşılaştırıldığında, türbinin sahadaki performansının teorik eğriyi genel hatlarıyla takip ettiği ancak belirli sapmalar içerdiği görülmektedir.

Gerçek güç eğrisinde özellikle 5–12 m/s rüzgâr hızları arasında teorik eğriyle yüksek oranda uyum söz konusudur. Bu aralık, türbinin kapasite faktörünü belirleyen en kritik hız bölgesidir. Bununla birlikte, daha yüksek rüzgâr hızlarında ($\geq$ 13 m/s) üretim değerlerinde dağılımın genişlediği, yani teorik nominal güce ulaşma eğiliminin saha koşullarında tam olarak sağlanamadığı gözlenmektedir. Bu farklılıklar, türbinin kontrol stratejileri, türbülans etkileri ve ölçüm belirsizlikleri ile açıklanabilir.

Sonuç olarak, gerçek güç eğrisi teorik eğriyi büyük ölçüde doğrulamakta, ancak saha verilerinde görülen saçılma noktaları türbinin işletme koşullarının ve yerel rüzgâr rejiminin performans üzerindeki etkisini açıkça ortaya koymaktadır. Bu durum, Sarıtepe Kampüsü özelinde yapılacak enerji üretim tahminlerinde teorik eğri yerine gerçek ölçüm verilerinin kullanılmasının gerekliliğini göstermektedir.



Şekil 2.11 RES gerçek güç üretim saçılmaları, teorik güç eğrisi ve rüzgâr hızı dağılımı (2020-2023)

2.1.4 Ülkemizdeki Elektrik Enerjisi Tarife Modelleri

Elektrik enerjisi tüketiminde uygulanan tarife modelleri, tüketim maliyetlerinin belirlenmesinde temel rol oynamaktadır. Ülkemizde elektrik enerjisi faturalandırma tarifeleri, gerilim seviyeleri ve kullanım özelliklerine göre farklı kategoriler altında uygulanmaktadır. Bu kapsamda tarifeler öncelikle AG ve OG olmak üzere iki ana gruba ayrılmakta, ardından sözleşme türüne göre Tek Terimli (TT) ve Çift Terimli (ÇT) şeklinde sınıflandırılmaktadır. Buna ek olarak, zaman boyutuna göre ise Tek Zamanlı (TZ) ve Üç Zamanlı (3Z) tarife türleri bulunmaktadır. Bunlara ilave olarak, 2020 yılının Ekim ayında yürürlüğe giren Yeşil Tarife, tüketicilere alternatif bir seçenek olarak sunulmuştur, ancak bu çalışma kapsamında dikkate alınmamıştır. Söz konusu tarife, mevcut koşullarda yüksek birim fiyatları nedeniyle ekonomik bir avantaj sağlamamakta, daha çok kendi YEK'i bulunmayan ancak karbon hedeflerini gerçekleştirmek amacıyla tüketimini YEK sertifikalı tedarikçilerden karşılamak isteyen kullanıcı grupları tarafından tercih edilmektedir. Sarıtepe Kampüsü ise hâlihazırda kendi yenilenebilir enerji üretimine sahip olduğundan bu tarife çalışmanın kapsamı dışında bırakılmıştır.

Tarife yapısındaki bu çeşitlilik, sanayi, ticarethane, mesken, tarımsal sulama, aydınlatma ve genel aydınlatma gibi farklı tüketici gruplarına özgü maliyetlerin belirlenmesine olanak tanımaktadır. Ülkemizde kullanılan farklı tarife yapıları özellikle üretici tüketici durumunda olan MŞ'ler için hem ekonomik kaynak sevkini

hem de tüketici davranışlarını doğrudan etkilemektedir. Bu nedenle, kampüs ölçeğinde pasif EnYS stratejilerinin oluşturulabilmesi için mevcut tarife modellerinin yapısının ve işleyişinin ayrıntılı biçimde incelenmesi gerekmektedir. Yukarıda bahsedilen tarife modelleri Tablo 2.5'te özet olarak gösterilmektedir.

Tablo 2.5 Ülkemizdeki tarife modelleri

Tüketici Grubu	Normal Tarife								Yeşil Tarife							
	AG				OG				AG				OG			
	TT		ÇT		TT		ÇT		TT		ÇT		TT		ÇT	
	TZ	3Z	TZ	3Z	TZ	3Z	TZ	3Z	TZ	3Z	TZ	3Z	TZ	3Z	TZ	3Z
Sanayi	✓	✓			✓	✓	✓	✓	✓				✓		✓	
Kamu ve Özel Hizmetler Sektörü ile Diğer	✓	✓			✓*	✓	✓	✓	✓				✓		✓	
Mesken	✓	✓			✓	✓	✓	✓	✓				✓		✓	
Tarımsal Faaliyetler	✓	✓			✓	✓	✓	✓	✓				✓		✓	
Aydınlatma	✓				✓		✓		✓				✓		✓	
Şehit Aileleri ve Muharip Malul Gaziler	✓															
Genel Aydınlatma	✓															

* Sistemin mevcut mevcut (baz) tarife sınıfı

2.1.4.1 Tek Terimli Tarife

Yalnızca tüketilen elektrik enerjisi miktarı (kWh) üzerinden bedel alma esasına dayalı tarife sınıfıdır [257]. Bu tarife için bedel hesaplaması TL cinsinden Denklem 2.1'de verilen eşitlik kullanılarak yapılmaktadır. Bu denklemde, EB_{TT} tek terimli tarifenin enerji bedelini (TL), AET aktif enerji tüketimini (kWh), İSEB ilgili sınıfın enerji bedelini (kr/kWh), *t* saat bazında ilgili zaman dilimini ve *n* ise toplam süreyi ifade etmektedir.

$$EB_{TT} = \frac{1}{100} \times \left(\sum_{t=1}^{n} AET_t \right) \times \text{İ}SEB \tag{2.1}$$

2.1.4.2 Çift Terimli Tarife

Hem tüketilen elektrik enerjisi miktarı (kWh) hem de sözleşme gücü (kW) üzerinden ücretlendirmenin yapıldığı tarife sınıfıdır [257]. Bu tarifede, sözleşmede belirlenen güç için sabit bir güç bedeli alınmakta, buna ek olarak tüketilen enerji miktarı kadar aktif enerji bedeli de faturalandırılmaktadır. Ancak bu tarifede, güç bedeli uygulandığı için aktif enerji birim fiyatı diğer tarifelere göre daha düşük tutulmaktadır. Sözleşme gücünün aşılması durumunda, ayrıca güç aşım bedeli uygulanmaktadır. Bu tarife sınıfına tabi müşteriler, bir takvim yılı içinde en fazla üç defa sözleşme gücü değişikliği yapabilmektedir [258]. Çift terimli tarifenin amacı, yüksek güç çeken tüketicilerin sistemden çekeceği gücü önceden belirlemek ve bu gücün şebekede hazır tutulmasını sağlamaktır [257].

Bu tarifede bir güç bedeli alınmaktadır ancak buna karşılık tüketilen aktif enerji birim bedelinde de bir indirim yapılmaktadır. Bu tarifede en önemli husus sözleşme gücünün belirlenmesidir. Çünkü yüksek seçilen sözleşme gücü fazla güç bedeline sebep olmakta ve tarifenin avantajını yok edebilmektedir. Tam tersi olarak sözleşme gücü düşük seçildiğinde ve bu güç aşıldığında güç aşım bedeli uygulanmakta ve cezalı duruma gelinmektedir. Bu sebeple, sistemin güç talebi detaylıca analiz edilmelidir. Bu tarife için bedel hesaplamaları Denklem 2.2'de verilen eşitlik kullanılarak yapılmaktadır. Bu denklemde, $EB_{ÇT}$ çift terimli tarifenin enerji bedelini TL, AET aktif enerji tüketimini (kWh), $İSEB$ ilgili sınıfın enerji bedelini (kr/kWh), SG sözleşme gücünü (kW), GB güç bedelini (kr/Ay/kW) *t* saat bazında ilgili zaman dilimini ve *n* ise toplam süreyi ifade etmektedir

$$EB_{ÇT} = \frac{1}{100} \times \left[\left(\sum_{t=1}^{n} AET_t \right) \times İSEB + (SG \times GB) \right] \tag{2.2}$$

2.1.4.3 Üç Zamanlı Tarife

Aşağıda belirtilen zaman dilimlerinde tüketilen elektrik enerjisi miktarı (kWh) üzerinden bedel alma esasına dayalı tarife sınıfıdır.

- 06:00 – 17:00 saatleri arası Normal Tarife (T1)
- 17:00 – 22:00 saatleri arası Yüksek Tarife (T2)
- 22:00 – 06:00 saatleri arası Düşük Tarife (T3)

Bu zaman dilimleri Türkiye elektrik sisteminin günlük yük eğrisi dikkate alınarak tespit edilmiştir. Yani, gündüz (T1) normal tarife, aksam (T2) pahalı tarife ve gece (T3) ise ucuz tarife olarak belirlenmiştir. Burada dikkat edilmesi gereken husus özellikle fazla enerji harcayan elektrikli cihazların 22:00'dan sonra kullanılması gerektiğidir. Aydınlatma ve sanayi yükünün üst üste geldiği akşam puantı, genel olarak elektrik şebekesinin sağlaması gerektiği en yüksek değerdir. Bu durumda üretim ya da işletme maliyeti en yüksek olan santraller devreye alınmakta ve üretim maliyeti doğal olarak yükselmektedir. Bu nedenlerden dolayı akşam puantının oluşturduğu saat 17.00 – 22:00 arası elektrik enerjisi fiyatı en yüksek değerdedir. Bu tarife için bedel hesaplamaları TT için Denklem 2.3 ve ÇT için Denklem 2.4'te verilen eşitlikler kullanılarak yapılmaktadır.

$$EB_{TT3Z} = \frac{1}{100} \times \sum_{t=1}^{n} \left[\left(AET_{T1_t} \times \text{İ}SEB_{T1} \right) + \left(AET_{T2_t} \times \text{İ}SEB_{T2} \right) + \left(AET_{T3_t} \times \text{İ}SEB_{T3} \right) \right] \tag{2.3}$$

$$EB_{ÇT3Z} = \frac{1}{100} \times \left[\left(\sum_{t=1}^{n} \left(AET_{T1_t} \times \text{İ}SEB_{T1} \right) + \left(AET_{T2_t} \times \text{İ}SEB_{T2} \right) + \left(AET_{T3_t} \times \text{İ}SEB_{T3} \right) \right) + (SG \times GB) \right] \tag{2.4}$$

2.2 Kampüs Tarife Analizi

Bu bölümde kampüsün tüketim profili dikkate alınarak ülkemizde yürürlükte olan elektrik enerjisi tarife modelleri üzerinden maliyet analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz kapsamında, kampüsün tüketim desenleri farklı tarife türleri için hesaplanmış ve hangi tarifenin kampüs ölçeğinde daha ekonomik sonuçlar sunduğu ortaya konulmuştur. Böylece, kampüsün mevcut tüketim yapısı ile tarife modelleri arasındaki ilişki sistematik biçimde değerlendirilerek en ekonomik tarife modeli belirlenmiştir. Belirlenecek tarife modeli tezin ilerleyen bölümlerinde gerçekleştirilecek çalışmalara zemin oluşturulmuştur.

Bu kapsamda iki farklı analiz yapılmıştır. İlk aşamada, Şekil 2.6'da verilen enerji tüketim oranları esas alınarak teorik bir değerlendirme gerçekleştirilmiştir. Burada, 100 birimlik varsayımsal enerji tüketimi ilgili zaman dilimlerine dağıtılarak bu oranlar üzerinden ekonomik analiz yapılmıştır. Bu yaklaşım, kampüsün tüketim karakteristiğine dayalı olarak genelleştirilmiş bir ekonomik tablo ortaya koymaktadır. İkinci aşamada ise vaka analizi yapılmış ve en sağlıklı verilerin elde edildiği 2022 yılı Ekim ayına ait gerçek tüketim verileri (Şekil 2.4) kullanılmıştır. Her iki analizde de karşılaştırma ve hesaplamalar için Tablo 2.6'da verilen 2022 yılı Ekim ayı elektrik birim fiyatları dikkate alınmıştır. Bu birim fiyatlara dağıtım bedeli dahil olup KDV ve diğer kesintiler ilave edilmiştir. KDV ve diğer kesintiler miktarı ise tezin Ek.1 kısmında açıklandığı üzere %24 olarak alınmıştır.

Tablo 2.6 2022 yılı Ekim ayı enerji birim bedelleri [259]

Tarife Sınıfı	**Güç Bedeli**	**Güç Aşım Bedeli**	**Tek Zamanlı**	**Gündüz (T1)**	**Puant (T2)**	**Gece (T3)**
	kr/Ay/kW		**kr/kWh**			
Kamu ve Özel Hizmetler Sektörü ile diğer (OG)	**Normal Tarife**					
			Çift Terimli			
	981,783	1963,566	408,701	412,373	622,715	245,013
			Tek Terimli			
			424,808	428,480	638,822	261,119
	Yeşil Tarife					
			Çift Terimli			
	981,783	1963,566	5,3197			
			Tek Terimli			
			5,3901			

2.2.1 Teorik Tarife Analizi

İlk analiz, kampüsün mevcut tarifesi olan Tek Terimli Tek Zamanlı (TTTZ) tarife üzerinden gerçekleştirilmiştir. Bu tarifede, tüketim birim fiyatı zaman dilimlerinden bağımsız olarak sabit olduğundan, maliyet hesaplaması Denklem (2.1)'de verilen eşitlik ile yapılmıştır. Yapılan hesaplama sonucunda, 100 birim enerji tüketiminin (kWh) toplam maliyeti 424,808 TL olarak bulunmuştur. Bu değer, kampüsün

mevcut tarife koşulları altında teorik bazda oluşan birim enerji maliyetini temsil etmektedir.

İkinci analiz, Tek Terimli Üç Zamanlı (TT3Z) tarife altında değerlendirilmesi ile gerçekleştirilmiştir. Bu tarifede, tüketim birim fiyatları zaman dilimlerine göre farklılık göstermekte olup maliyet hesabı Denklem (2.3)'te verilen formül üzerinden yapılmıştır. Burada, enerji tüketim oranları Şekil 2.6'da sunulan dağılıma göre (T1: %48,57, T2: %19,52, T3: %31,91) paylaştırılmıştır. Yapılan hesaplama sonucunda toplam maliyet 415,706 TL olarak bulunmuştur. Bu değer, tek zamanlı tarife (424,808 TL) altında hesaplanan maliyete kıyasla daha düşük olup, kampüs tüketim deseninin üç zamanlı tarifeye geçişle birlikte ekonomik açıdan avantaj sağladığını ortaya koymaktadır.

Üçüncü analiz, kampüsün tüketim profilinin Çift Terimli Tek Zamanlı (ÇTTZ) tarife altında değerlendirilmesi ile gerçekleştirilmiştir. Bu tarife yapısında, toplam maliyet yalnızca enerji tüketiminden değil, aynı zamanda belirlenen SG üzerinden hesaplanan ek bedelden de oluşmaktadır. Hesaplama Denklem (2.2)'de verilen ifade kullanılarak yapılmıştır. Bu kapsamda, SG değerinin 100 birim enerji tüketiminin hangi yüzdesinde ekonomik açıdan avantajlı bir durum oluşturduğu analiz edilmiştir. Yapılan hesaplama sonucunda enerji kullanım bedeli (GB hariç) 408,701 TL olarak hesaplanmıştır. Bu da bahse konu tarifenin TT3Z tarifede elde edilen maliyete göre (415,706 TL) ekonomik duruma geçmesi için GB'nin en fazla 7,005 TL olması anlamına gelmektedir. Tablo 2.6'da belirtilen GB birim fiyatı esas alındığında GB için üst sınır olan bu değere karşılık gelen güç 100 birimlik gücün %0,88'ne denk gelmektedir. Yani, SG 0,88 birim kW olarak belirlendiğinde bu tarife TT3Z tarifesi ile aynı maliyete sahip olmaktadır. Bu değerden aşağı olan her SG için ise ÇTTZ tarife ekonomik olarak avantajlı duruma geçmektedir. Bu doğrultuda yapılan analizde ise SG'nin 0 – 0,88 birim kW aralığındaki değerleri için GB'nin 7,005 TL ile 0 TL arasında değişebileceği ve böylece toplam maliyetin 408,701 TL ile 415,706 TL arasında gerçekleşeceği hesaplanmıştır. Burada 0 birim kW SG değerinin fiyat aralığını hesaplama için teorik olarak ele alındığını belirtmek isteriz. Bu tarife altında elde edilen değerlerin doğru SG seçildiği takdirde TT3Z tarifesi ile elde edilen maliyetlere göre (415,706 TL) daha ekonomik olduğu görülmektedir.

Dördüncü analiz, kampüsün tüketim profilinin Çift Terimli Üç Zamanlı (ÇT3Z) tarife altında değerlendirilmesi ile gerçekleştirilmiştir. Bu tarifede, üçüncü analizden farklı olarak, enerji tüketim bedeli tek zamanlı değil, üç zamanlı tarife yapısı dikkate alınarak hesaplanmıştır. Bu hesaplama için Denklem (2.4) kullanılmıştır. Bu kapsamda, Şekil 2.6'da sunulan tüketim oranları esas alınarak enerji bedeli zaman dilimlerine dağıtılmış ve söz konusu birim fiyatlarla çarpılmıştır. GB bileşeni ise üçüncü analizde olduğu gibi korunmuştur. Yapılan hesaplama sonucunda, bu tarife altında toplam maliyetin SG değerine bağlı olarak 399,615 TL ile 408,701 TL arasında değiştiği görülmüştür. Bu değerler, ÇT3Z tarifesinin kampüsün tüketim deseni açısından belirli koşullar altında daha avantajlı olabileceğini ortaya koymaktadır.

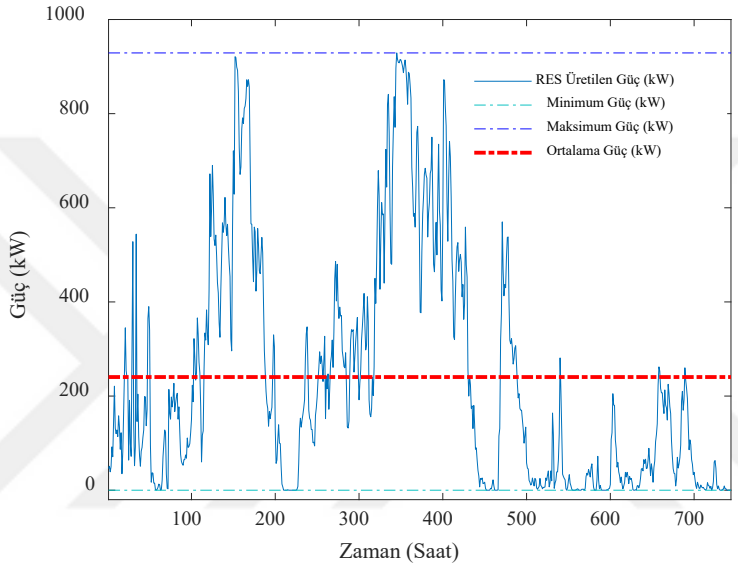
Yukarıda açıklana dört farklı tarifenin teorik analizine ait sonuçlar Tablo 2.7'de özetlenmiştir. Karşılaştırmalı analiz sonuçlarına göre, kampüsün mevcut tarifesi olan TTTZ tarife en yüksek maliyetli seçenek olarak ortaya çıkmıştır. TT3Z tarife, TTTZ'ye kıyasla yaklaşık %2,14 oranında maliyet avantajı sağlamaktadır. ÇTTZ tarifede sözleşme gücü değerine bağlı olarak maliyet avantajı %2,14 ile %3,79 aralığında değişmektedir. En yüksek avantaj ise ÇT3Z tarifede elde edilmiş olup, bu tarife TTTZ'ye göre %3,79 ile %5,93 aralığında iyileşme sunmaktadır. Bu bulgular, kampüsün tüketim desenleri dikkate alındığında, çift terimli ve özellikle üç zamanlı tarife yapılarının ekonomik açıdan daha uygun seçenekler olduğunu göstermektedir.

Tablo 2.7 Tarife modellerinin karşılaştırmalı teorik maliyet analizi

Analiz No	Tarife	Toplam EB (TL)	İyileşme (%)
1	TTTZ	424,808	Referans
2	TT3T	415,706	2.14
3	ÇTTZ	408,701 – 415,706	2,14 – 3,79
4	ÇT3Z	399.615 – 408,701	3,79 – 5,93

2.2.2 Vaka Çalışmasına Dayalı Tarife Analizi

Teorik analizlerde kampüsün tüketim profili 100 birimlik varsayımsal enerji tüketimi üzerinden değerlendirilmiş ve farklı tarife modelleri karşılaştırılmıştır. Bu bölümde ise, Sarıtepe Kampüsü'ne ait gerçek tüketim verileri kullanılarak vaka analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz kapsamında, en sağlıklı ve ayrıntılı verilerin elde edildiği 2022 yılı Ekim ayına ait saatlik güç talebi verileri (Şekil 2.4) esas alınmıştır. Benzer şekilde bu döneme ait Şekil 2.12'de gösterilen RES enerji üretim verileri kullanılmıştır.



Şekil 2.12 RES saatlik üretilen güç değerleri (2022 Ekim)

RES'ten üretilen fazla enerjinin satışı için EPDK tarafından ilgili dönem için uygulanan 0,073 USD cent/kWh birim fiyatı dikkate alınmıştır [260]. Bahse konu birim bedel yine aynı dönemin aylık USD efektif satış kuru (18,65 TL) üzerinden 1.605 TL/kWh'a (%18 KDV dahil) çevrilmiştir [261]. Analizde, kampüste gerçekte uygulanan saatlik bazda enerji mahsuplaşması esası dikkate alınmıştır. Böylece, teorik yaklaşımın ötesine geçilerek kampüsün fiili tüketim karakteristiğine dayalı maliyet karşılaştırmaları yapılmış ve tarife modellerinin ekonomik etkileri daha gerçekçi bir biçimde ortaya konulmuştur. Çalışmanın bu kısmında hesaplama yükünden dolayı vaka çalışmaları için GAMS yazılımından faydalanılmıştır.

İlk analiz, kampüsün mevcut tarifesi olan TTTZ tarife üzerinden gerçekleştirilmiştir. Yapılan hesaplama sonucunda, toplam maliyet −35.860,00 TL olarak bulunmuştur. Maliyetin eksi çıkması gelir elde eldiği anlamına gelmektedir. Yani, bahse konu ayda saatlik mahsuplaşma esası gereği şebeken alınan enerji için

145.460,00 TL ödenmiş, buna karşılık RES üretim fazlası enerji satışından ise 181.320,00 TL gelir elde edilmiştir.

İkinci analiz, TT3Z tarife üzerinden gerçekleştirilmiştir. Yapılan hesaplama sonucunda, toplam maliyet −38.750,00 TL olarak bulunmuştur. TTTZ tarifesinden farklı olarak bu tarifede şebekeken alınan enerji için 142.570,00TL ödenmiştir. Enerji satış bedeli ise doğal olarak aynı kalmıştır. Bu tarifede, üç zamanlı tarifenin avantajından faydalanılmış ve ilk duruma göre ekonomik iyileşme sağlanmıştır.

Üçüncü analiz, ÇTTZ tarife üzerinden gerçekleştirilmiştir. Şekil 2.3 ve Şekil 2.4'te verilen grafikler incelenerek ilgili ay için SG değeri 230 kW olarak belirlenmiştir. Çünkü, ilgili grafiklerde kampüsün bahse konu ay için pik güç talebi 227 kW'tır. SG belirlenmesinde en yakın üst değer olarak 230 kW seçilmiştir. Buna göre yapılan hesaplama sonucunda toplam maliyet (GB hariç) −41.376,00 TL olarak bulunmuştur. Yukarıda belirlenen SG üzerinden yapılan hesaplama neticesinde ise GB 2258,10 TL bulunmuştur. GB dahil toplam maliyet -39.117,90 TL olarak hesaplanmıştır.

Dördüncü analiz, ÇT3Z tarife üzerinden gerçekleştirilmiştir. SG değeri yine 230 kW olarak belirlenmiştir. Buna göre yapılan hesaplama sonucunda toplam maliyet (GB hariç) −44.421,74 TL olarak bulunmuştur. Yukarıda belirlenen SG değeri aynı olduğu için GB değeri aynı kalmıştır. Toplam maliyet -42.163,64 TL olarak hesaplanmıştır.

Yukarıda açıklanan dört farklı tarifenin vaka analizine ait sonuçlar Tablo 2.8'de özetlenmiştir. Yapılan analizler sonucunda, referans alınan TTTZ tarifesi ile karşılaştırıldığında diğer tarife seçeneklerinde anlamlı iyileşmelerin ortaya çıktığı görülmektedir. Tablo incelendiğinde TT3T tarifesi %8,06 oranında bir iyileşme sağlayarak referans senaryoya göre daha avantajlı bir ekonomik sonuç sunmuştur. ÇTTZ tarifesi, %9,09 ile TT3T'ye yakın bir performans sergilemekle birlikte, az da olsa daha yüksek bir iyileşme oranı elde etmiştir. Bununla birlikte, en dikkat çekici iyileşme ÇT3Z tarifesinde gözlemlenmiştir. Bu tarife, referans değerine göre %17,57'lik bir maliyet avantajı sağlamıştır. Bu sonuç, üç zamanlı ve çift terimli tarife yapısının, tüketim profilinin niteliğine bağlı olarak önemli düzeyde ekonomik fayda üretebildiğini göstermektedir. Dolayısıyla, elde edilen bulgular, tüketim profilinin tek zamanlı tarifelere kıyasla üç zamanlı ve çift terimli tarife seçenekleri

ile daha uyumlu olduğunu ve bu sayede enerji maliyetlerinde kayda değer iyileştirmeler sağlanabileceğini ortaya koymaktadır.

Tablo 2.8 Tarife modellerinin karşılaştırmalı vaka maliyet analizi

Analiz No	Tarife	Toplam EB (TL)	İyileşme (%)
1	TTTZ	−35.860,00	Referans
2	TT3T	−38.750,00	%8,06
3	ÇTTZ	−39.117,90	%9,09
4	ÇT3Z	−42.163,64	%17,57

Teorik bazlı ve vaka bazlı tarife analizleri bağlamında bir karşılaştırma yapıldığında ise aşağıdaki sonuçlara varılmıştır. Tablo 2.7'de yalnızca 100 birimlik sabit enerji tüketimi üzerinden yapılan teorik analizde, farklı tarife seçeneklerinin referans tarifeye göre sağladığı iyileşmelerin %2,14 ile %5,93 arasında sınırlı kaldığı görülmektedir. Buna karşılık Tablo 2.8'de ise gerçek tüketim ve üretim profilleri dikkate alınmıştır. RES üretimlerinin hesaba katılması, özellikle tüketimin yüksek olduğu saatlerde şebekeden çekilen enerjiyi azaltarak ÇT tarifelerin avantajını artırmıştır. Bu nedenle vaka analizinde gözlenen iyileşme oranları, teorik analizde öngörülenden daha yüksek olmuştur. Özellikle ÇT3Z tarifesi %17,57'lik bir iyileşme sağlamıştır. Bu değer [10, 13-15] refeferans numaralı yayınlarla karşılaştırıldığında, özellikle hiçbir yatırım maliyeti yapılmadan elde edilmesi durumu dikkate alındığında, daha iyi bir ekonomik işletimi ifade etmektedir. Dolayısıyla, RES üretimlerinin sisteme entegrasyonu, tüketim profilinin tarife seçenekleriyle etkileşimini güçlendirmiş ve maliyet avantajlarını belirginleştirmiştir. Bu durum tezin ilerleyen bölümlerinde optimizasyon bazlı analiz edilecektir.

Sonuç olarak, bu bölümde Sarıtepe Kampüsü MŞ'nin yapısal özellikleri, tüketim ve üretim profilleri ile ülkemizdeki elektrik enerjisi tarife modelleri ayrıntılı biçimde incelenmiştir. Hem teorik hem de vaka bazlı tarife değerlendirmeleri, farklı tüketim senaryoları altında hangi tarife yapılarının daha avantajlı sonuçlar sunduğunu göstermiştir. Bu kapsamda elde edilen bulgular, pasif EnYS yaklaşımı çerçevesinde enerji yönetiminin ilk aşaması olan mevcut durumun analizinin gerçekleştirildiğini ortaya koymaktadır. Böylece, ilerleyen bölümlerde ele alınacak aktif ve proaktif EnYS stratejileri için bir temel oluşturulmuş.

3
KAMPÜS MŞ'NİN DETERMİNİSTİK YAKLAŞIM İLE OPTİMİZASYONU VE ANALİZİ

Bu bölümde, Kampüsü MŞ'nin işletim stratejileri deterministik bir yaklaşım ile optimize edilecektir. Önceki bölümde sistem, pasif EnYS yaklaşımı kapsamında değerlendirilmiş ve mevcut tüketim analiz edilerek en uygun elektrik tarifesi belirlenmişti. Bu bölümde ise söz konusu bulgular temel alınarak analiz bir adım ileriye taşınmakta, seçilen en uygun tarife altında (ÇT3Z) ekonomik kaynak sevki gerçekleştirilmektedir. Temel amaç, üretim ve tüketim dengesini dikkate alarak Kampüs MŞ'nin işletme maliyetlerini optimize etmektir. Böylelikle pasif enerji yönetiminden aktif EnYS yaklaşımına geçiş sağlanmakta, kampüsün enerji yönetiminde daha dinamik ve esnek bir çerçeve oluşturulmaktadır.

Bu kapsamda sistem deterministik varsayımlar altında modellenmiş; talep gücü, rüzgâr üretimi, yakıt ve elektrik fiyatları gibi girdiler sabit ve kesin kabul edilmiştir. Model farklı senaryolar altında test edilerek kampüsün enerji arz–talep dengesinin nasıl optimize edilebileceği ortaya konulmuştur. Çalışmada amaç fonksiyonu, karar değişkenleri ve sistem kısıtları matematiksel olarak tanımlanmış; çözümlemeler GAMS/CPLEX ortamında gerçekleştirilmiştir. Bölümün devamında, önce deterministik yaklaşımın temel özellikleri ve kullanılan optimizasyon yöntemi tanıtılacak, ardından problemin matematiksel tanımı yapılacaktır. Daha sonra veri seti ile vaka çalışmaları sunulacak ve son olarak farklı senaryolar altında elde edilen optimizasyon sonuçları değerlendirilecektir.

3.1 Deterministik Yaklaşım ve Optimizasyon Yöntemi

Deterministik optimizasyon yaklaşımı, belirli kısıtlar ve varsayımlar altında tanımlanan bir problem için en uygun çözümün bulunmasına odaklanmakta olup, elde edilen sonuç kesin ve rastlantısallığa veya belirsizliğe tabi değildir. Bu durum,

deterministik optimizasyonu özellikle parametreleri ve kısıtları iyi tanımlanmış ve iyi anlaşılan problemlerin çözümünde kullanışlı kılmaktadır. Her ne kadar bu yaklaşım belirsizlikleri etkin bir şekilde ele alamasa da stokastik modellere kıyasla anlaşılması ve yorumlanması genellikle daha kolaydır. Bu yönüyle deterministik yaklaşım, sistemin davranışına dair ön analizler için pratik ve verimli bir yöntemdir. Bu sayede karar vericiler, sistemin işleyişine dair ön bilgi edinerek iyileştirme yapılabilecek potansiyel alanları belirleyebilmektedir.

Çalışmanın bu bölümünde, kampüs MŞ'nin işletimi amaç fonksiyonu, kısıtlar, parametreler ve karar değişkenlerinden oluşan matematiksel denklemler aracılığıyla modellenmiştir. Problemin çözümünde, optimizasyon problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılan matematiksel programlama ve optimizasyon aracı GAMS kullanılmıştır [262].

Literatürde GAMS'ın güç kalitesi problemlerinden (optimal güç akışı ve yük akışı gibi) yakıt tedarik optimizasyonu, üretim maliyetlendirme, yük yönetimi optimizasyonu, iletim sistemlerinin bütünleşik planlaması ve dağıtık enerji sistemlerinin optimal modellenmesine kadar geniş bir yelpazede uygulanmaktadır [262][263]. Bu yönüyle GAMS, enerji sistemlerine ilişkin karmaşık optimizasyon problemlerinin çözümünde güvenilir bir araç olarak öne çıkmaktadır. GAMS yazılımı DP, DOP, KTDOP ve KTDP gibi farklı çözümleyiciler sunmaktadır. Bu çalışmada ele alınan optimizasyon problemi KTDP olarak formüle edilmiştir [262][263].

Formüle edilen problemin çözümü, bilimsel toplulukta yaygın biçimde kullanılan GAMS programı içerisinde yer alan CPLEX çözücüsü ile gerçekleştirilmiştir. CPLEX, farklı tür ve boyutlardaki optimizasyon problemlerini verimli ve doğru bir şekilde çözmek için çeşitli algoritmalar, teknikler ve sezgisel yöntemler kullanmaktadır. Özellikle KTDP tabanlı problemlerde, dallanma ve sınırlandırma (Branch and Bound) algoritması sayesinde olası çözümlerin arama uzayını sistematik biçimde taramaktadır. Uygun çözüm bölgesini daha küçük alt kümelere ayırmakta ve daha iyi bir sonuca ulaşamayacağı belirlenen dalları budayarak hesaplama verimliliğini artırmaktadır [264]. Bu özellikleri sayesinde CPLEX, kampüs MŞ'nin deterministik optimizasyonunda güvenilir ve etkin bir çözüm aracı olarak kullanılmıştır.

3.2 Problemin Tanımı ve Matematiksel Model

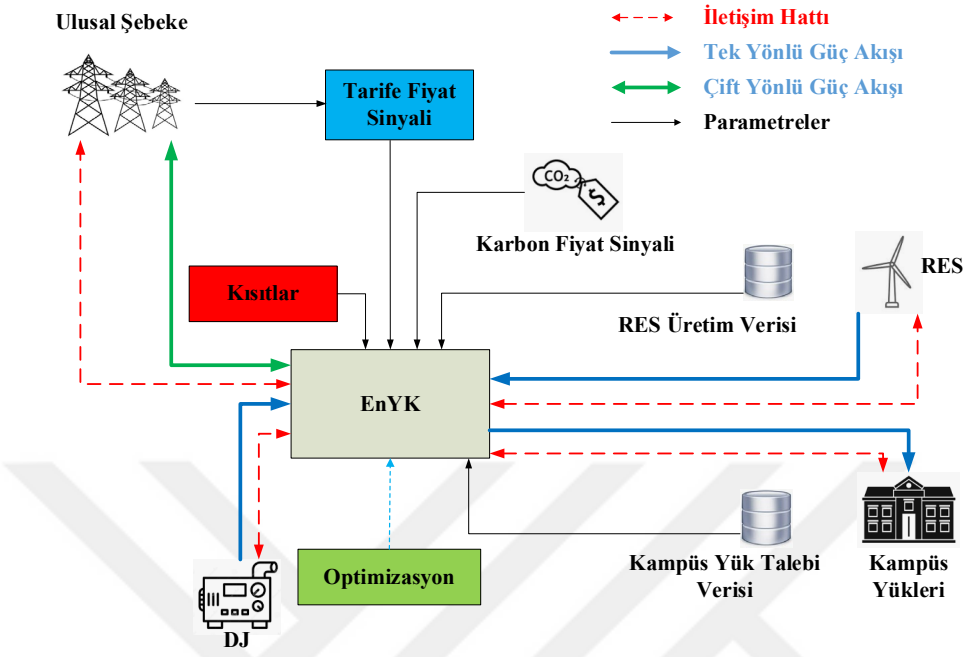
Problemin temel amacı kampüs MŞ'de yer alan tüm enerji kaynaklarının optimum biçimde işletilmesi ve böylece daha ekonomik bir sonuç elde edilmesidir. Bu kapsamda önerilen model; UŞ, RES ve DJ oluşan mevcut kaynakların birlikte değerlendirilmesini öngörmekte ve enerji yönetiminin bütüncül bir şekilde optimizasyonunu hedeflemektedir.

Tezin 2.2.2 bölümünde yapılan tarife vaka analizi kapsamında, DJ yalnızca kesinti durumlarında yedek kaynak olarak dikkate alınmış, yük beslemesine katkısı göz ardı edilmiştir. Ancak bu bölümde geliştirilen modelde, DJ belirli teknik ve ekonomik kısıtlar altında yük beslemesine dâhil edilmiştir. Böylece kampüsün enerji talebinin karşılanmasında RES üretimi ve UŞ ile birlikte DJ'nin de esnek bir kaynak olarak kullanılabilmesi sağlanmıştır. Ekonomik analiz için ise yine tezin 2.2.2 bölümünde öne çıkan ÇT3Z tarife kullanılmıştır. Önerilen yaklaşım aynı zamanda karbon dengesinin korunmasını gözetmekte, kampüsün farklı karbon fiyatlandırma ve emisyon senaryoları altında performansının analiz edilmesini hedeflemektedir.

Önerilen modelin blok diyagramı Şekil 3.1'de sunulmuştur. Şekilde görüldüğü üzere, modelde yer alan Enerji Yönetim Kontrolörü (EnYK), kampüs MŞ'deki farklı enerji kaynaklarının işletimini düzenlemek üzere tasarlanmıştır. Bu tasarımda EnYK, şebeke işletmecisinden gelen fiyat sinyallerini, kampüs binalarının toplam yük tüketimini, RES üretim verilerini, DJ Yakıt Durumu (YD), dizel fiyat bilgilerini ve karbon fiyat sinyallerini girdi olarak almaktadır. Bu çok boyutlu veri akışı, EnYK tarafından işlenerek enerji sisteminin performansını optimize etmeye yönelik kararların alınmasını sağlamaktadır. Bununla birlikte, DJ rampa maliyetleri, sistemin gerilim kararlılığı ve hat kayıpları gibi teknik kısıtlar tezde dikkate alınmamıştır. Bu kısıtların göz ardı edilmesinin temel nedeni, kampüste mevcut DJ'nin işletiminde şimdiye kadar gerilim kararlılığına ilişkin bir sorun yaşanmamış olması ve hat uzunluklarının kayıpları ihmal edilebilecek kadar kısa olmasıdır.

Bu yapı doğrultusunda, önerilen model; fiyat sinyallerini, üretim ve tüketim verilerini, DJ'nin çalışma koşullarını ve tarife yapısını bütünleşik biçimde

değerlendirerek kampüs MŞ'nin işletme maliyetlerini optimize etmeyi amaçlamaktadır.



Şekil 3.1 Önerilen kampüs MŞ EnYS modelinin blok diyagramı

3.3 Problemin Matematiksel Modeli

Bu bölümde, Şekil 3.1'de gösterilen kampüs MŞ EnYS modelinin matematiksel çerçevesi sunulmaktadır. Matematiksle model, amaç fonksiyonu, güç dengesi, DJ modeli, RES modeli, ulusal şebekeye satılan toplam enerji, net emisyon modeli ve pik yük azaltma modeli başlıkları altında ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

3.3.1 Amaç Fonksiyonu

Modelin temel amacı, kampüs MŞ'nin toplam aylık işletim maliyetlerini en aza indirmektir. Bu amaç doğrultusunda tanımlanan amaç fonksiyonu Denklem 3.1'de ifade edilmektedir. Denklem, şebekeden satın alınan elektrik enerjisi maliyeti, DJ işletim maliyeti ve karbon emisyon maliyetlerini içermektedir. Aynı zamanda RES tarafından ulusal şebekeye satılan üretim fazlası enerjiden elde edilen gelir kalemiyle dengelenmektedir. Böylelikle sistemin toplam maliyeti, tüm enerji alış, satış ve emisyon bileşenlerinin birlikte dikkate alınmasıyla optimize edilmektedir. Denklem 3.1'de $M_{UŞ,t}^{alış}$ ilgili zaman diliminde UŞ'den satın alınan enerji miktarına ve birim fiyatına bağlı maliyeti (TL), $M_{DJ,t}^{alış}$ DJ'nin ürettiği güce ve yakıt fiyatına

bağlı işletim maliyetini (TL), $G_t^{satış}$ t (saat) diliminde RES tarafından UŞ'ye satılan üretim fazlası enerjiden elde edilen geliri (TL), M_{karbon}^{denge} karbon birim fiyatına ve kampüsün aylık bazda toplam karbon salınım dengesine bağlı olarak hesaplanan karbon maliyetini ve t saatlik bazda süreyi temsil etmektedir. Bu yapı sayesinde model, yalnızca enerji maliyetlerini değil, aynı zamanda emisyonların ekonomik etkisini de dikkate almakta ve sürdürülebilir enerji yönetimi kapsamında karbon maliyetlerini içeren bütüncül bir optimizasyon çerçevesi sunmaktadır.

$$F = (maliyet)_{min} = \left(\sum_{t=1}^{T} M_{UŞ,t}^{alış} + M_{DJ,t}^{alış} - G_t^{satış}\right) + \left(\sum M_{karbon}^{denge}\right), \forall t \quad (3.1)$$

Denklem 3.1'de verilen her bir maliyet hesabına ilişkin eşitlikler ise aşağıda sırasıyla verilmektedir. UŞ'den satın alınan enerji maliyeti ($M_{UŞ,t}^{alış}$) Denklem 3.2'de gösterildiği gibi ilgili zaman diliminde ulusal UŞ'den çekilen güç ($P_{UŞ,t}\ kW$) ile o saat için geçerli olan birim enerji fiyatının ($\lambda_{UŞ,t}^{alış}\ TL/kWh$) çarpımıyla hesaplanmaktadır. Bu terim, kampüsün şebekeye bağımlılığını doğrudan yansıtmaktadır. Çalışmada $\lambda_{UŞ,t}^{alış}$ fiyatı için Tablo 2.6'da verilen birim fiyatlar kullanılmıştır.

$$M_{UŞ,t}^{alış} = P_{UŞ,t} \cdot \lambda_{UŞ,t}^{alış}, \forall t \quad (3.2)$$

DJ işletim maliyeti ($M_{DJ,t}^{alış}\ TL$) Denlem 3.3 ve Denklem 3.4'te ifade edilmektedir. Denklemler incelendiğinde $M_{DJ,t}^{alış}$'nin ilgili saatte DJ tarafından üretilen güç ($P_{DJ,t}\ kW$) ile bu gücü üretmek için harcanan dizel yakıt tüketimine ($YT_{DJ,t}\ litre$) bağlı olarak iki aşamada hesaplandığı görülmektedir. Hesaplama, öncelikle üretilen güce bağlı olarak harcanan dizel yakıtın hesaplanması ile yapılmaktadır. Bu eşitlikte α ve β katsayıları DJ'nin teknik özelliklerinden elde edilen güce bağlı yakıt tüketim değerleri baz alınarak tezin Ek.2 kısmında hesaplanmıştır. Hesaplama sonucunda bu katsayılar çalışmada sırasıyla 0,2253 ve 1,2833 olarak alınmıştır.

Daha sonra, hesaplanan yakıt miktarı ($YT_{DJ,t}\ litre$) dizel yakıtın birim fiyatı ($\lambda_{Dizel}\ TL/litre$) ile çarpılmaktadır. Bu terim DJ'nin yük beslemesine katkı yaptığı durumlarda sisteme eklenen maliyetleri temsil etmektedir. Çalışmada dizel yakıt

birim fiyatı ($\lambda_{Dizel}\, TL/litre$) için 2022 yılı Ekim ayı fiyatı (22,45 TL/Litre) kullanılmıştır [265].

$$M_{DJ,t}^{alış} = YT_{DJ,t} \,.\, \lambda_{Dizel}, \forall t \tag{3.3}$$

$$YT_{DJ,t} = \alpha . P_{DJ,t} + \beta, \forall t \tag{3.4}$$

RES üretiminden elde edilen gelir ($G_t^{satış}\, TL$) Denklem 3.5'te ifade edilmektedir. Denklemde bu gelir ilgili saatte gerçekleşen ve şebekeye satılan üretim fazlası gücün ($P_t^{satılan}\, kW$) satış birim fiyatı ($\lambda_t^{satış}\, TL/kWh$) çarpılması ile hesaplanmaktadır. Bu fiyat tezin 2.2.2 başlığı altında açıklandığı üzere 1,36 TL/kWh olarak alınmıştır. Özetle amaç fonksiyonunda ki bu kalem toplam maliyetten düşülerek net işletme maliyetinin azaltılmasına katkıda bulunmaktadır.

$$G_t^{satış} = P_t^{satılan} . \lambda_t^{satış}, \forall t \tag{3.5}$$

Amaç fonksiyonunun son bileşeni olan karbon emisyon maliyeti ($M_{karbon}^{denge}\, TL$) ise Denklem 3.6'da ifade edilmektedir. Bu maliyet, kampüsün aylık bazda toplam net karbon salınımı ($E_{aylık}^{net\ toplam}\, kg$) ile karbon birim fiyatı ($\lambda_{karbon}\, TL/kg$) dikkate alınarak hesaplanmaktadır. Eğer toplam emisyon, tanımlanan sınır değeri ($E_{aylık}^{sınır}\, kg$) aşıyorsa, fazladan oluşan emisyon miktarı ekonomik bir yük olarak maliyete yansıtılmaktadır. Böylece sistemin karbon dengesini koruması teşvik edilmektedir. Bu denklemde kullanılan karbon birim fiyatı ($\lambda_{karbon}\, TL/kg$), net emisyon modeli bölümünde ayrıntılı olarak açıklanacaktır.

$$M_{karbon}^{denge} = \lambda_{karbon} \times \left(E_{aylık}^{net\ toplam} - E_{aylık}^{sınır}\right),\ eğer\ E_{aylık}^{net\ toplam} > E_{aylık}^{sınır}, \forall t \tag{3.6}$$

3.3.2 Güç Dengesi

Modelde optimizasyon probleminin temel koşullarından biri, kampüsün her zaman dilimindeki toplam yük talebinin karşılanmasıdır. Bu nedenle güç dengesi, sistemin sürekliliğini ve güvenilirliğini garanti altına alan en temel kısıt olarak tanımlanmıştır. Kampüsün ilgili saatteki toplam tüketim yükü ($P_{kampüs,t}\, kW$), UŞ'den çekilen güç ($P_{UŞ,t}\, kW$), DJ'den sağlanan güç ($P_{DJ,t}\, kW$) ve RES üretiminin yük beslemesinde kullanılan kısmı ($P_{RES,t}^{kullanılan}\, kW$) bileşenlerinin toplamı ile

karşılanmaktadır. Bu ilişki Denklem 3.7'de verilmiştir. Bu eşitlik matematiksel modelin bir kısıtı olarak, herhangi bir zaman diliminde üretim ve temin edilen enerjinin toplamının, kampüsün tüketim ihtiyacıyla eşit olmasını sağlayarak modelin enerji arz–talep dengesini güvence altına almaktadır.

$$P_{UŞ,t} + P_{DJ,t} + P_{RES,t}^{kullanılan} = P_{kampüs,t}, \forall t \tag{3.7}$$

3.3.3 DJ Modeli

DJ ele alınan modelde hem şebeke kaynaklı kesintilerde yedek güç sağlamak hem de RES üretiminin düşük olduğu dönemlerde ek bir kaynak olarak kullanılmaktadır. DJ'nin yakıt tüketimi, ürettiği güce bağlı olarak tanımlanmakta ve Denlem 3.4 ile ifade edilmektedir. Buna ek olarak bu kısımda DJ'nin çalışma karakteristiğini doğru yansıtmak amacıyla, güç çıkışı ve YD ile ilgili çeşitli kısıtlar modele dâhil edilmiştir. DJ'nin çıkış gücü Denklem 3.8'de belirtilen aralıkta tanımlanmıştır. Burada $P_{DJ,t}^{min}$ ve $P_{DJ,t}^{maks}$ sırasıyla DJ'nin minimum ve maksimum çıkış gücünü ifade etmekte olup, bu çalışmada 0 kW ile 576 kW arasında sınırlandırılmıştır.

$$P_{DJ,t}^{min} < P_{DJ,t} < P_{DJ,t}^{maks}, \forall t \tag{3.8}$$

DJ'nin bir diğer önemli kısıtı olan YD Denklem 3.9'da belirtildiği şekilde hesaplanmakta ve güncellenmektedir. Bu deklemden anlaşılacağı üzere belli bir zamandaki yakıt durumu ($YD_{DJ,t}\ litre$), bir önceki zamanın yakıt durumundan ($YD_{DJ,t-1}\ litre$) o saatte kullanılan yakıt miktarının ($YT_{DJ,t-1}\ litre$) çıkarılması ile hesaplanmaktadır. DJ modeli için ayrıca Denklem 3.10 ve Denklem 3.11'de verileren eşitlikler tanımlanmıştır. Bu eşitliklerden Denklem 3.10 yakıt durumunun başlangıç miktarı ($YD_{DJ}^{başlangıç}\ litre$) ifade ederken, Denklem 3.11 minimum miktarını ($YD_{DJ}^{min}\ litre$) ifade etmektedir. Bu eşitliklerde $YD_{DJ}^{başlangıç}$ miktarı 1000 Litre olarak alınmıştır. Denklem 3.11'de ise sistem güvenliği açısından beklenmeyen durumlara karşı minimum bir yakıt rezervi ($YD_{DJ}^{min}\ litre$) bırakılmıştır. Bu çalışmada söz konusu minimum değer 198 Litre olarak belirlenmiştir. Bu miktar, kampüsün ortalama güç talebi olan 134,6 kW'lık yükün (Bkz. Şekil 2.4) en az 6 saat boyunca karşılanabilmesini sağlayacak seviyede tutulmuştur. Bu kısıtlar aracılığıyla DJ'nin hem operasyonel sınırları hem de yakıt

tüketim dinamikleri modele entegre edilerek, sistemin güvenilirliği ve sürekliliği sağlanmıştır.

$$YD_{DJ,t} = YD_{DJ,t-1} - YT_{DJ,t-1}, \forall t \geq 1 \tag{3.9}$$

$$YD_{DJ,t} = YD_{DJ}^{başlangıç}, eğer\ t = 1 \tag{3.10}$$

$$YD_{DJ,t} \geq YD_{DJ}^{min}, \forall t \tag{3.11}$$

3.3.4 RES Modeli

RES, kampüs MŞ'nin yenilenebilir enerji kaynağı olup, üretimi hem doğrudan kampüs yükünün karşılanmasında hem de UŞ'ye enerji satışında kullanılabilmektedir. RES'in ürettiği toplam güç ($P_{RES,t}^{üretim}\ kW$) iki bileşene ayrılmaktadır. Bunlar kampüsün yüküne tahsis edilen güç ($P_{RES,t}^{kullanılan}\ kW$) ve UŞ'ye verilen edilen güçtür ($P_{RES,t}^{verilen}\ kW$). Bu durum Denklem 3.12 ile ifade edilmektedir. Ayrıca, modelde yalnızca şebekeye verilen gücün ($P_{RES,t}^{verilen}\ kW$) satışa konu edilebileceği kabul edilmiştir. Buna göre, şebekeye satılabilen güç ($P_t^{satılan}\ kW$) için Denklem 3.13 oluşturulmuştur.

$$P_{RES,t}^{üretim} = P_{RES,t}^{kullanılan} + P_{RES,t}^{verilen}, \forall t \tag{3.12}$$

$$P_t^{satılan} = P_{RES,t}^{verilen}, \forall t \tag{3.13}$$

3.3.5 Net Emisyon Modeli

Modelde kampüsün net emisyon değeri karbon bazında ele alınmıştır. Bunun için hem UŞ'den satın alınan enerji ve DJ üretiminden kaynaklanan salınımlar hem de RES üretimi sayesinde engellenen karbon salınımı dikkate alınmıştır. Bu bağlamda net emisyon, toplam salınımlar ile RES üretiminden kaynaklanan engellenmiş karbon miktarı arasındaki fark olarak Denklem 3.14'te tanımlanmaktadır. Bu denklemde $E_{UŞ,t}^{salınan}$ ve $E_{DJ,t}^{salınan}$ sırasıyla şebekeden çekilen enerji ve DJ yakıt tüketiminden kaynaklanan karbon salımlarını (kg); $E_{RES,t}^{engellenen,toplam}$ ise RES üretimi sayesinde engellenen karbon miktarını göstermektedir.

$$E_t^{net} = \left(E_{UŞ,t}^{salınan} + E_{DJ,t}^{salınan}\right) - E_{RES,t}^{engellenen,toplam}, \forall t \tag{3.14}$$

Şebekeden satın alınan enerjiden kaynaklanan karbon salımı ($E_{UŞ,t}^{salınan}\ kg$) Denklem 3.15'te ifade edilmektedir. Eşitlikte birim emisyon katsayısını ifade eden ξ 0,492 kg/kWh olarak ele alınmıştır [266].

$$E_{UŞ,t}^{salınan} = \xi . P_{UŞ,t}, \forall t \tag{3.15}$$

DJ'nin yakıt tüketimine bağlı emisyon salımı ($E_{DJ,t}^{salınan}\ kg$) ise Denklem 3.16 ile hesaplanmaktadır. Bu denklemde $E_{DG,t}^{released}$ yakıt tüketimi ($YT_{DJ,t}\ litre$) ile emisyon katsayısının ($\delta\ kg/litre$) çarpımı ile hesaplanmaktadır. Çalışmada dizel yakıta ait karbon salınım katsayısı olan δ 2.64kg/L olarak ele alınmıştır [267][268][269].

$$E_{DJ,t}^{salınan} = \delta . YT_{DJ,t}, \forall t \tag{3.16}$$

Diğer taraftan, RES üretimi ile engellenen karbon miktarı ($E_{RES,t}^{engellenen,toplam}\ kg$), üretilen toplam güç ($P_{RES,t}^{üretim}\ kW$) ve engelleme katsayısı ($\kappa = 0{,}492\ kg/kWh$) kullanılarak Denklem 3.17'de ifade edilmiştir [266].

$$E_{RES,t}^{engellenen,toplam} = \kappa . P_{RES,t}^{üretim}, \forall t \tag{3.17}$$

Tüm bu değerler Denkem 3.18'de gösterildiği gibi aylık bazda toplandığında, kampüsün aylık net karbon dengesi ($E_{aylık}^{net\ toplam}\ kg$) elde edilmektedir.

$$E_{aylık}^{net\ toplam} = \sum_{t=1}^{T} E_t^{net}, \forall t \tag{3.18}$$

Bu çalışmada karbon dengesi için eşik değer ($E_{aylık}^{sınır}$) −71,000 kg/ay olarak belirlenmiştir. Değerin negetif olması engellenmesi gereken karbon miktarı ifade etmektedir. Özetle kampüste her ay 71 ton karbon engellenmesi gerekmektedir. Bu değer, gönüllük esasına dayalı olarak hali hazırda kampüsün yıllık bazda hedeflediği 850 ton karbon azaltımının aylık karşılığına denk gelmektedir. Eğer toplam net emisyon bu sınır değeri aşarsa, modelde bir ödül ve ceza terimi (M_{karbon}^{denge}) uygulanmaktadır. Dolayısıyla, kampüsün aylık toplam net emisyonunun bu sınırın altında kalması, karbon dengesinin korunabilmesi için gerekli görülmüştür. Böylece model, yalnızca ekonomik optimizasyonu değil, aynı

zamanda karbon salımlarının kontrolünü de içeren sürdürülebilir bir enerji yönetimi çerçevesi sunmaktadır.

Yukarıda modellenen net emisyon hususu kampüs yapısında yer alan büyük tüketici gruplarının ileride olası bir karbon ticareti mekanizmasına dâhil olması senaryolarında da örnek teşkil etmektedir. Günümüzde çevresel etkiler her aşamada dikkate alınmakta ve üniversiteler de dâhil olmak üzere birçok kurum karbon nötr hedefleri benimsemektedir. Bu hedeflere ulaşabilmek için çeşitli teşvik mekanizmaları devreye alınmaktadır. Boğaziçi Üniversitesi özelinde bu tür ödemeler halihazırda gönüllülük esasına dayalı ve sembolik düzeyde gerçekleştirilmekte olsa da gelecekte kampüslerin karbon ticaretine resmî olarak dâhil edilmesi ve YEK'lere yönelik yatırımlarını artırmaları söz konusu olabilecektir.

Bu bağlamda, yapılan analizler yalnızca mevcut durumun değerlendirilmesi açısından değil, aynı zamanda ileride kampüsler için şekillenecek karbon piyasaları ve çevresel sürdürülebilirlik stratejileri açısından da önemli bir referans oluşturmaktadır.

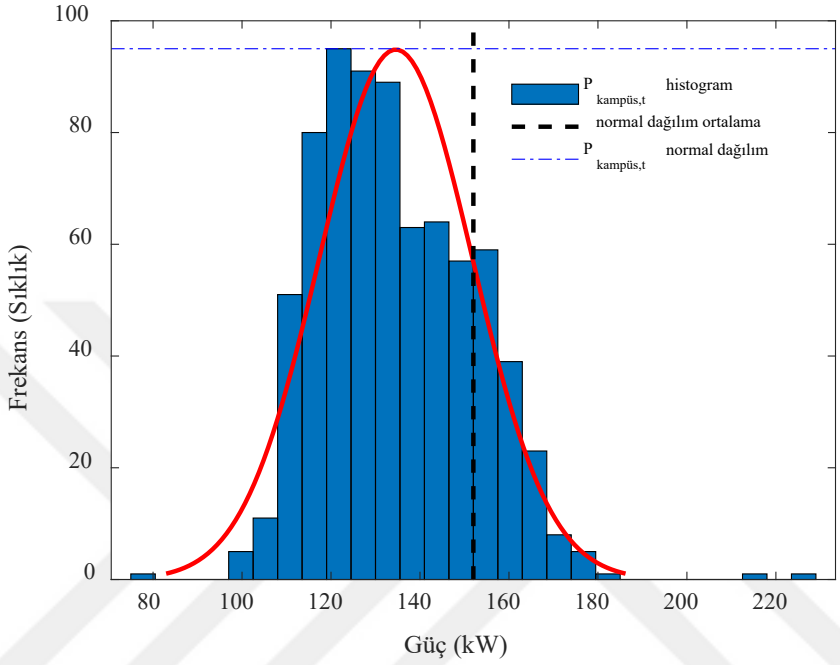
3.3.6 Tepe Yük Azaltımı Modeli

Modelde tepe yük azaltımı, kampüsün UŞ'den satın aldığı gücün sınırlandırılması ve böylece UŞ üzerindeki yükün azaltılması amacıyla tanımlanmıştır. Bu kapsamda önerilen model, yalnızca şebeke talebini azaltmayı değil, aynı zamanda kampüs MŞ'nin maliyet ve karbon dengesi açısından daha verimli işletilmesini hedeflemektedir.

Nitekim çalışmanın 2.2.1 ve 2.2.2 bölümlerinde yapılan teorik ve vaka bazlı ekonomik tarife analizlerinde ÇT3Z tarifesi en uygun seçenek olarak belirlenmişti. Bu tarifede SG'nin (kW/ay) maliyeti doğrudan etkileyen bir faktör olduğu Denklem 2.2'de belirtilmişti. Dolayısıyla, UŞ'den çekilen gücün sınırlandırılması yalnızca enerji arz güvenliği açısından değil, aynı zamanda toplam maliyetin azaltılması bakımından da önemli bir katkı sağlamaktadır.

Sınır değerin belirlenmesi için Şekil 2.4'teki tüketim değerleri kullanılarak Şekil 3.2'de gösterilen kampüs tüketim histogramı oluşturulmuştur. Histogramın tercih edilmesinin nedeni, tüketim değerlerinin frekans dağılımını ortaya koyarak kampüsün tipik güç talebini istatistiksel olarak temsil etmesidir. Böylece yalnızca

anlık tepe değerlere odaklanılmamış, tüketim deseninin bütününe dayalı gerçekçi ve uygulanabilir bir sınır tanımlanmıştır. Böylelikle özellikle DJ'nin optimize bir şekilde işletilmesi hedeflenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, kampüsün ortalama tüketim histogramı değeri ($P_{kampüs}^{ortalama\ histogram}$) 152 kW olarak bulunmuş ve matematiksel modele bu kısıt Denklem 3.19'da gösterildiği şekilde eklenmiştir.

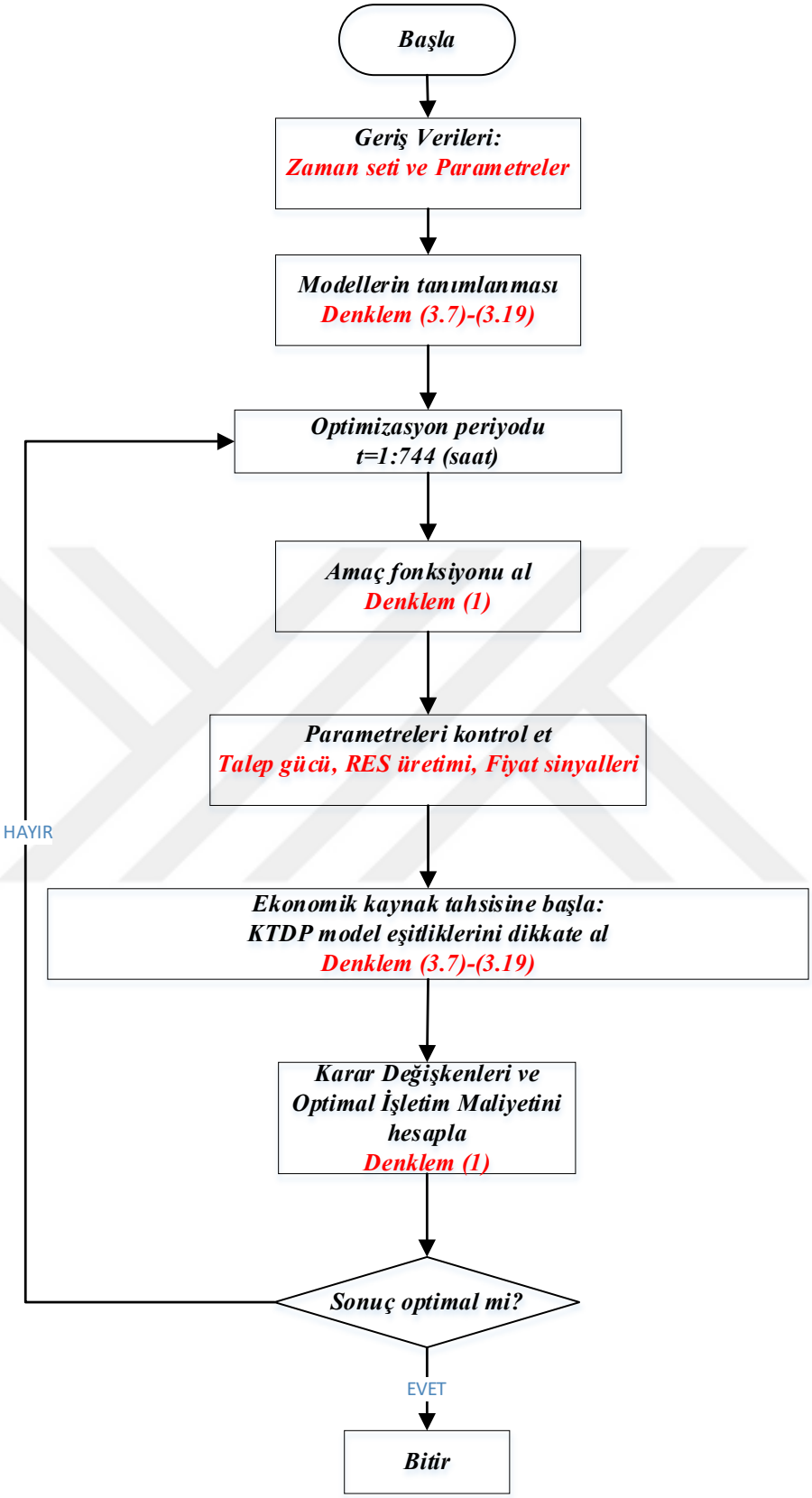


Şekil 3.2 Kampüs yük tüketim histogram grafiği (2022 Ekim)

$$P_{UŞ,t}^{maks} \leq P_{kampüs}^{ortalama\ histogram} \tag{3.19}$$

Bu yaklaşım sayesinde, şebeke bağımlılığının özellikle T2 zaman dilimi gibi kritik dönemlerde azaltılması, enerji arz güvenliğinin desteklenmesi ve kampüsün daha dengeli bir yük profiline sahip olması amaçlanmıştır.

Modelin optimizasyon sürecine ilişkin akış şeması Şekil 3.3'te sunulmaktadır. Şemada giriş verilerinin tanımlanması, problem kısıtlarının belirlenmesi, amaç fonksiyonunun hesaplanması ve KTDP tabanlı optimal güç tahsisinin gerçekleştirilmesi adımları gösterilmektedir. Süreç, optimal maliyetin hesaplanması ve sonuçların optimal olup olmadığının kontrol edilmesiyle tamamlanmakta, böylece modelin işleyişi adım adım ortaya konmaktadır.



Şekil 3.3 Optimizasyon sürecinin akış şeması

3.4 Vaka Çalışmalarının Tanımı

Bu bölümde, önerilen EnYS modelinin farklı işletim koşulları altında performansını değerlendirilmiştir. Bu amaçla beş ayrı vaka çalışması belirlenmiştir. Bu vaka çalışmaları, kampüs MŞ'nin farklı senaryolar altında hem ekonomik hem de çevresel etkilerinin sistematik biçimde incelenmesine imkan tanımaktadır. Senaryolar, UŞ, RES ve DJ enerji kaynaklarının ekonomik sevki ile karbon maliyetlerinin modele dâhil edilme durumlarına göre çeşitlendirilmiştir. Her bir vaka kampüsün enerji yönetiminde farklı bir bakış açısı sunmaktadır.

3.4.1 Vaka Çalışması 1: Baz Durum

Bu durum kampüsün mevcut hali olup Tablo 2.8'de 1 no.lu analiz altında incelenmiştir. Tablodan anlaşılacağı üzere bu senaryoda TTTZ enerji tarifesi kullanılmıştır. Bu senaryoda kampüsün enerji ihtiyacı yalnızca UŞ ve RES üretimi ile karşılanmaktadır. DJ yalnızca acil durumlarda kullanılabilecek yedek güç kaynağı olarak tutulmuş ve yük beslemesine dâhil edilmemiştir. Ancak 2022 yılı Ekim ayını kapsayan optimizasyon süresince herhangi bir kesinti yaşanmadığından, DJ'nin kesinti amaçlı fiili işletimi gerçekleşmemiş; yalnızca modelde potansiyel bir yedek kaynak olarak yer almıştır. Bu vaka, kampüsün mevcut tipik işletme koşullarını temsil etmekte olup, optimizasyon modeli için referans senaryo işlevi görmektedir. Böylelikle diğer senaryolarda elde edilen sonuçlar bu temel durumla karşılaştırmalı olarak değerlendirilebilecektir.

3.4.2 Vaka Çalışması 2: DJ'nin Yük Beslemesine Dahil Edildiği Durum

Bu vaka çalışmasında kampüsün enerji ihtiyacı, UŞ ve RES üretimi ile birlikte DJ'nin de yük beslemesine dâhil edilmesiyle karşılanmaktadır. DJ, önceki bölümde tanımlanan teknik ve ekonomik kısıtlar altında kampüsün güç talebini destekleyici bir kaynak olarak işletilmektedir. Burada, 2.2.2 bölümü altında pasif EnYS yaklaşımı çerçevesinde yapılan ekonomik tarife analizi sonucunda en ekonomik seçenek olarak belirlenen ÇT3Z tarife esas alınarak optimizasyon gerçekleştirilmektedir. Böylece DJ'nin yük beslemesinde aktif kullanımı durumunda kampüsün toplam maliyeti üzerindeki etkileri analiz edilmektedir.

3.4.3 Vaka Çalışması 3: DJ'nin Tepe Yük Azaltımı Stratejisi Altında Optimal İşletimi

Bu vaka çalışmasında Vaka 2 çalışmasına ek olarak 3.19'da tanımlanan tepe yük azaltımı stratejisi ilave edilmiştir. Bu senaryonun amacı, DJ'nin ÇT3Z tarifesi altında, tanımlanan sınır dâhilinde (152 kW) pik yükü sınırlayacak şekilde optimal işletilmesiyle, kampüsün toplam işletme maliyetleri üzerindeki etkilerin analiz edilmesidir. Bu doğrultuda DJ özellikle pik talep dönemlerinde (T2) şebekeden çekilen gücü sınırlamak ve maliyetleri azaltmak amacıyla aktif bir kaynak olarak işletilmektedir.

3.4.4 Vaka Çalışması 4: Aylık Bazda Karbon Dengesinin ve Maliyetinin Dâhil Edildiği Senaryo

Bu senaryoda, Vaka 3'te tanımlanan tepe yük azaltımı ve DJ'nin optimal işletimi esas alınmış, buna ek olarak aylık bazlı karbon dengesi modele entegre edilmiştir. Bu kapsamda, kampüsün toplam net emisyonunun ($E_{aylık}^{net\ toplam}$) belirlenen sınır değeri ($E_{aylık}^{sınır}$) aşması durumunda, karbon maliyeti (M_{karbon}^{denge}) bir ödül ve ceza terimi olarak uygulanmaktadır. Amaç, karbon kısıtlarının devreye girmesiyle birlikte kampüsün enerji maliyetlerinde ve kaynak kullanımında meydana gelen değişimleri analiz etmektir. Böylece, ekonomik optimizasyonun yanı sıra çevresel sürdürülebilirliğin sağlanabilmesi için karbon dengesinin gözetilmesinin sistem performansı üzerindeki etkileri değerlendirilmektedir.

3.4.5 Vaka Çalışması 5: Saatlik Bazda Karbon Dengesinin ve Maliyetinin Dâhil Edildiği Senaryo

Bu vaka analizinde karbon dengesi konusu daha ayrıntılı biçimde ele alınarak, aylık bazlı karbon denge sınırı saatlik baz seviyesine indirgenmiştir. Bununla birlikte aylık toplam emisyon limiti (-71.000,00 kg/ay) kısıtı uygulanmaya devam etmiştir. Bunun için, Denklem 3.1'in toplam karbon maliyeti kısmı (M_{karbon}^{denge}) aylık yerine saatlik bazda Denklem 3.19'da belirtildiği şekilde yeniden düzenlenmiştir. Saatlik karbon dengesi hesaplaması için ise Denklem 3.14 kullanılmıştır. Bu kapsamda saatlik karbon denge sınırı ($E_{saatlik}^{sınır}$) –100 kg/saat olarak tanımlanmıştır. Bu değer, yıllık bazda engellenmesi hedeflenen 850 ton karbonun saatlik eşdeğerine karşılık gelmektedir.

$$F = (maliyet)_{min} = \left(\sum_{t=1}^{T} M_{UŞ,t}^{alış} + M_{DJ,t}^{alış} - G_t^{satış} + M_{karbon,t}^{denge} \right), \forall t \tag{3.19}$$

Vaka 4'te olduğu gibi, bu senaryoda da karbon maliyeti ($M_{karbon,t}^{denge}$) bir ödül ve ceza terimi olarak uygulanmaktadır. Eğer saatlik net emisyon değeri (E_t^{net}) belirlenen saatlik sınırın üzerine çıkarsa, modele ceza maliyeti, altında gerçekleşirse ödül bedeli olarak dâhil edilmektedir. Böylece kampüsün, saatlik karbon kısıtları altında nasıl bir işletme performansı sergilediği ve maliyet-emisyon dengesinin nasıl değiştiği analiz edilmektedir. Yukarıda açıklamaları yapılan vaka çalışmları Tablo 3.1'de özet olarak verilmektedir.

Tablo 3.1 Vaka analizi özet tablosu

Vaka	Güç Kaynakları				Ekonomik İşletim	Tepe Yük Azaltımı	Karbon Dengesi ve Ticareti	
	UŞ	DJ Kullanımı		RES				
		Kesintiler	Yük Besleme				Aylık	Saatlik
1	✓	✓	-	✓	-	-	-	-
2	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
3	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-
4	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-
5	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	✓

3.5 Optimizasyon Sonuçları ve Değerlendirme

Bu bölümde, vaka çalışmalarının sonuçları sunulmakta ve değerlendirmeler yapılmaktadır. Analizler, kampüs MŞ'nin ekonomik maliyetleri, karbon salımları ve şebeke ile etkileşimi üzerindeki etkileri ortaya koymakta; ayrıca tanımlanan senaryoların birbirleriyle karşılaştırılması yoluyla modelin performansı kapsamlı bir şekilde incelenmektedir. Çalışmada KTDP olarak modellenen sistem, GAMS v.24.1.3 yazılımı ve CPLEX v.12 çözücüsü kullanılarak test edilmiştir. Optimizasyonda kullanılan GAMS kodu Ek.3'te verilmektedir.

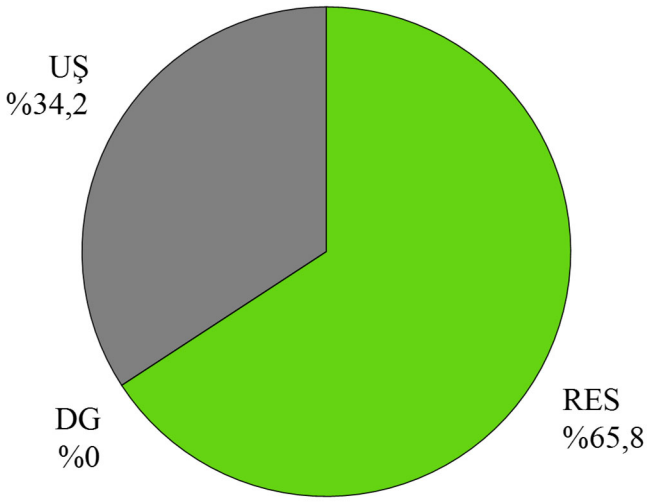
3.5.1 Vaka Çalışması 1: Baz Durum Sonuçları

Bu vaka analizi, maliyet esaslı olarak tezin 2.2.2 bölümünde 1 numaralı analiz kapsamında değerlendirilmiş ve Tablo 2.8'de gösterildiği üzere toplam maliyet −35.860,00 TL olarak hesaplanmıştır. Kampüs MŞ'nin toplam karbon dengesi −71.157,5 kg olarak hesaplanmıştır. Bu değer, UŞ'den kaynaklanan emisyonlar ile RES üretimi sayesinde engellenen emisyonların net farkından elde edilmiştir. Bu vakada UG'den kaynaklanan toplam emisyon 16.847,034 kg iken, WT üretimi ile engellenen toplam emisyon 88.004,53 kg olarak elde edilmiştir. Sonuçlar Tablo 3.2'de özetlenmektedir.

Tablo 3.2 Vaka 1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

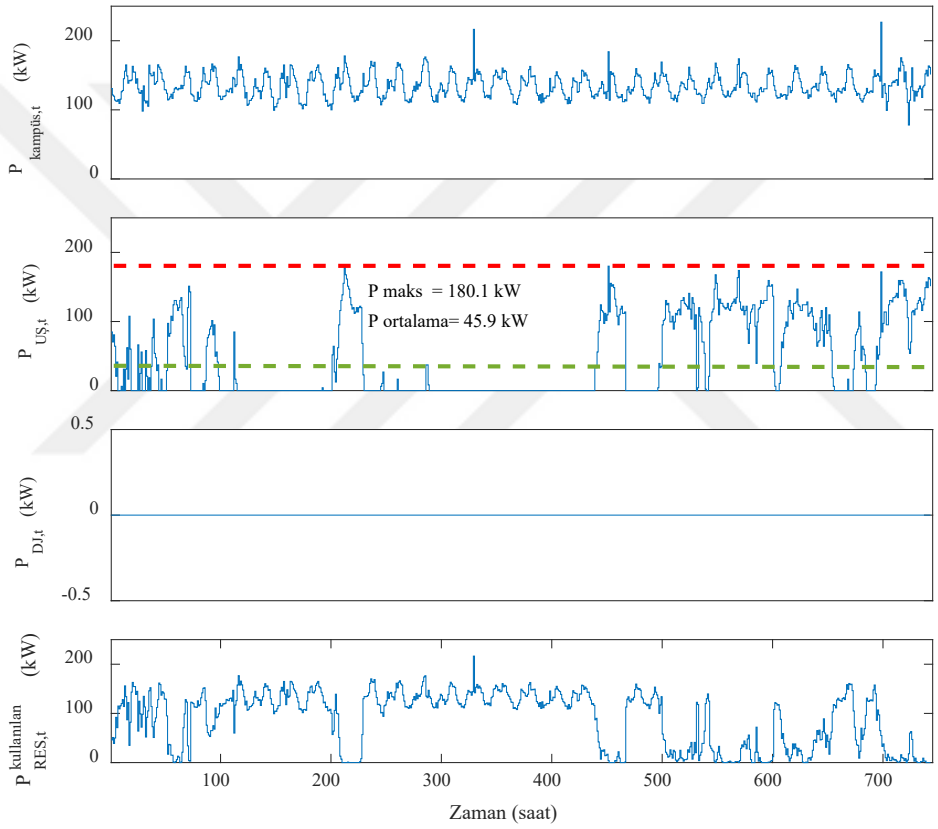
F	$E_{UŞ,t}^{salınan}$	$E_{RES,t}^{engellenen,toplam}$	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	UŞ kaynaklı salınan karbon miktarı (kg)	RES üretimi ile engellenen karbon miktarı (kg)	Aylık net karbon miktarı (kg)
−35.860,00	16.847,03	88.004,53	-71157.50

Bu vakada UŞ'den satın alınan toplam enerji miktarı 34.241,94 kW, RES tarafından üretilen enerjinin öz tüketim için kullanılan kısmı ise 65.882,12 kW olarak hesaplanmıştır. Ayrıca, UŞ'ye satılan toplam güç miktarı 112.988,88 kW'tır. Dolayısıyla, Şekil 3.4'te de gösterildiği üzere bu vakada toplam talep gücünün %34,2'si UŞ tarafından, %65,8'i ise RES üretimi ile karşılanmıştır.



Şekil 3.4 Vaka 1 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

Şekil 3.5 gösterildiği gibi bu vaka analizinde gerçekleşen UŞ'den satın alınan pik ve ortalama güç değerleri sırasıyla 180,09 kW ve 46,02 kW olarak elde edilmiştir. Burada elde edilen pik güç değeri, tezin 2.2.2 bölümünde yapılan tarife analizinde esas alınan 227 kW ile karşılaştırıldığında dikkat çekicidir. Bu durum, RES üretiminin rastsal yapısı sayesinde talep edilen bu gücün bir kısmının karşılandığını ve dolayısıyla şebekeden çekilen pik gücün 180,09 kW seviyesine indirdiğini göstermektedir. Şekilde ayrıca diğer güç değerleri de sunulmaktadır. Görüldüğü üzere, $P_{DJ,t}$ değeri sıfırdır; bu da simülasyon dönemi boyunca DJ'nin devreye girmediğini ifade etmektedir.



Şekil 3.5 Vaka 1 - kampüsün saatlik talep ve arz gücü dağılımı

3.5.2 Vaka Çalışması 2: DJ'nin Yük Beslemesine Dahil Edildiği Senaryo Sonuçları

Vaka 2 kapsamında gerçekleştirilen optimizasyon sonucunda elde edilen maliyet değerleri Tablo 3.3'te sunulmuştur. Buna göre amaç fonksiyonu sonucu −46.053,41 TL olarak hesaplanmıştır. UŞ'den satın alınan enerji bedeli 117.264,91 TL, DJ'den sağlanan enerji bedeli 18.004,90 TL olurken, RES üretiminden elde edilen toplam gelir 181.323,22 TL olmuştur. Çalışmada, GB hesabı için SG tezin 2.2.2 bölümünde

belirlenen 230 kW olarak ele alınmıştır. Emisyon değerleri ise Tablo 3.4'te verilmiştir. Bu vakada aylık net karbon miktarı −70.770,09 kg olarak hesaplanmıştır. UŞ kaynaklı salınan karbon miktarı 15.117,16 kg, DJ kaynaklı salınan karbon miktarı 2.117,28 kg olarak bulunurken, RES üretimi ile engellenen toplam karbon miktarı 88.004,53 kg olmuştur. Bu sonuçlara göre, Vaka 2'de karbon değeri belirlenen değerin biraz üzerinde gerçekleşse de baz duruma göre %28,42 daha ekonomik bir sonuç elde edilmiştir.

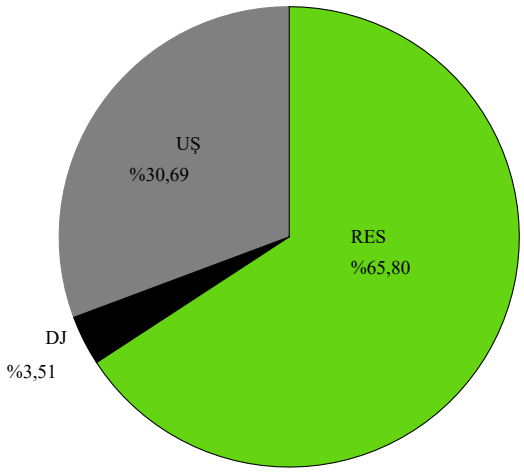
Tablo 3.3 Vaka 2 toplam ve kaynak bazında maliyet sonuçları

F	$M_{UŞ,t}^{alış}$	$M_{DJ,t}^{alış}$	$G_t^{satış}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	UŞ'den satın alınan enerji bedeli (TL)	DJ'den sağlanan enerji bedeli (TL)	RES üretiminden elde edilen gelir (TL)
-46.053,41	117.264,91	18.004,90	181.323,22

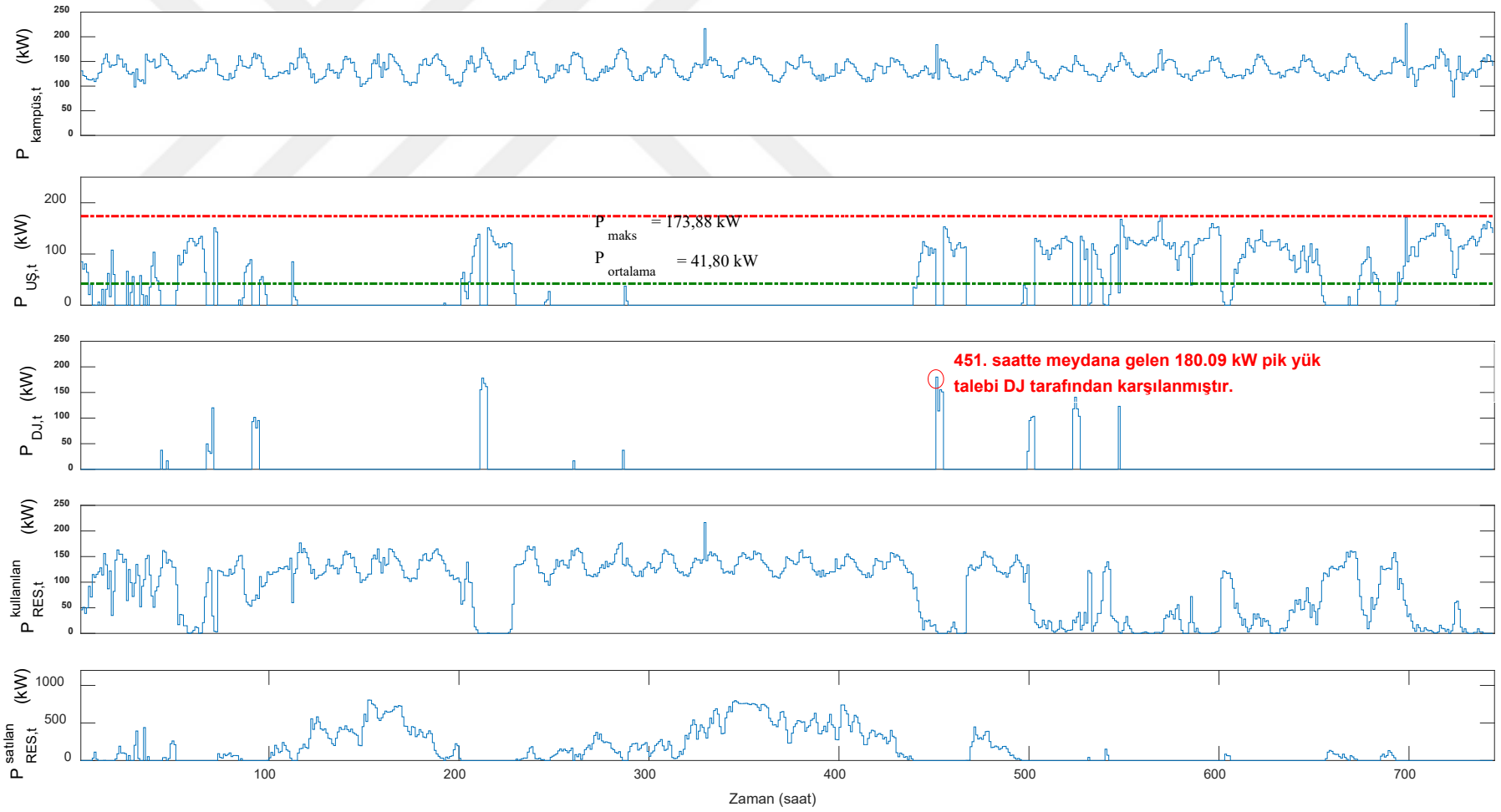
Tablo 3.4 Vaka 2 toplam ve kaynak bazında emisyon sonuçları

$E_{aylık}^{net\ toplam}$	$E_{UŞ,t}^{salınan}$	$E_{DJ,t}^{salınan}$	$E_{RES,t}^{engellenen,toplam}$
Aylık net karbon miktarı (kg)	UŞ kaynaklı salınan karbon miktarı (kg)	DJ kaynaklı salınan karbon miktarı (kg)	RES üretimi ile engellenen karbon miktarı (kg)
-70.770,09	15.117,16	2.117,28	88.004,53

Şekil 3.6'da kampüsün enerji arz kaynaklarının dağılımı gösterilmektedir. Buna göre toplam talebin %65,80'i (65.882,12 kW) RES üretiminden, %30,69'u (30.725,94 kW) UŞ'den ve %3,51'i (3.516 kW) DJ'den karşılanmıştır. Şekil 3.7'de ise saatlik talep ve arz gücü dağılımı verilmktedir.



Şekil 3.6 Vaka 2 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

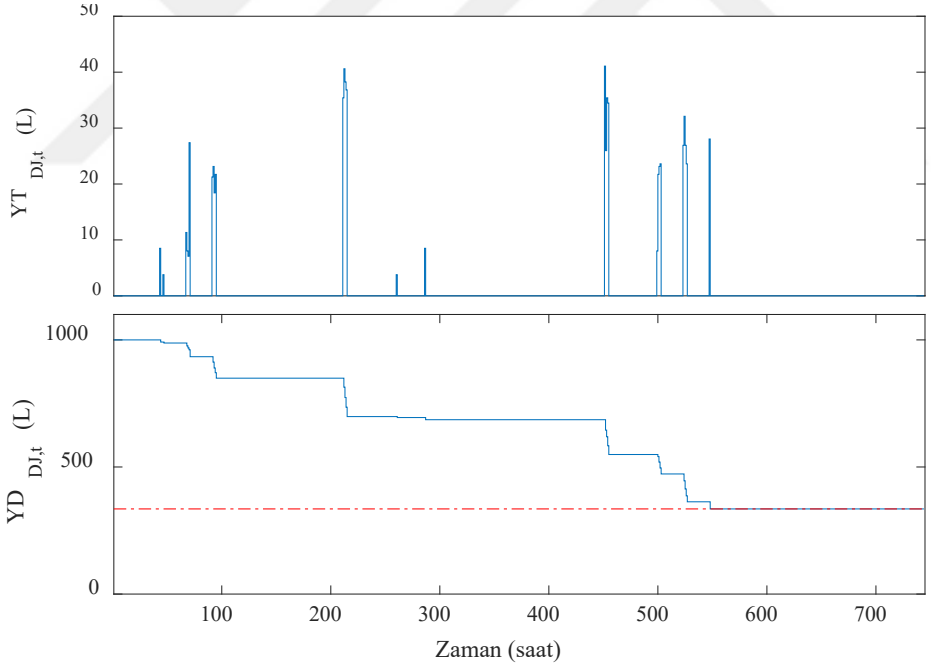


Şekil 3.7 Vaka 2 – kampüsün saatlik talep ve arz gücü dağılımı

Şekil 3.7'den anlaşılacağı üzere bu senaryoda UŞ'den satın alınan maksimum ve ortalama güç değerleri sırasıyla 173,88 kW ve 41,8 kW olarak elde edilmiştir. Burada UŞ'den satın alınan maksimum güç, Vaka 1'deki 180,09 kW değerinden 173,88 kW'a düşmüş ve bu da %3,57 oranında bir azalmaya karşılık gelmiştir.

Bu azalma herhangi bir tepe yük azaltım stratejisi uygulanmadan, DJ'nin yük beslemesinde devreye alınması sayesinde gerçekleşmiştir. Dolayısıyla DJ'nin arz dengesine katkısı, yalnızca maliyet avantajı sağlamakla kalmamış, aynı zamanda şebekeden çekilen pik gücün de kısmen düşürülmesine yol açmıştır.

Şekil 3.8 DJ'nin yakıt durumu ve yakıt tüketimini göstermektedir. Bu senaryoda YD için belirlenen minimum limite (198 litre) 573. saatte ulaşılmıştır. Bu andan itibaren DJ yalnızca olası kesintiler için yedek olarak tutulmuş ve ekonomik avantajlara rağmen yük beslemesi amacıyla devreye alınmamıştır. Böylelikle kampüsün işletim güvenilirliği korunurken, sistemin yakıt rezerv stratejisi doğrultusunda DJ'nin kullanımı sınırlandırılmıştır.



Şekil 3.8 Vaka 2 – DJ yakıt tüketimi ve yakıt durumu

3.5.3 Vaka Çalışması 3: DJ'nin Tepe Yük Azaltımı Stratejisi Altında Optimal İşletimi Sonuçları

Bu vakada, Vaka 2'den farklı olarak yalnızca kampüs MŞ'nin ekonomik işletimi değil, aynı zamanda tepe yük azaltımı stratejisi de benimsenmiştir. Bu amaçla DJ, belirlenen yakıt rezervi korunarak hem olası kesintiler hem de yük beslemesi için

kullanılmış, ayrıca pik yüklerin sınırlandırılmasında da devreye alınmıştır. Daha önce belirtildiği üzere, UŞ'den çekilebilecek maksimum güç sınırı ($P_{UŞ,t}^{max}$) 152 kW olarak alınmıştır. Bu vakada çekilecek pik yükün bilinmesinden dolayı daha önce 230 kW olarak belirlenen SG bu vaka da 160 kW olarak ele alınmıştır. Böylece ÇT3Z tarifesinin avantajından en üst seviyede faydanılması amaçlanmıştır.

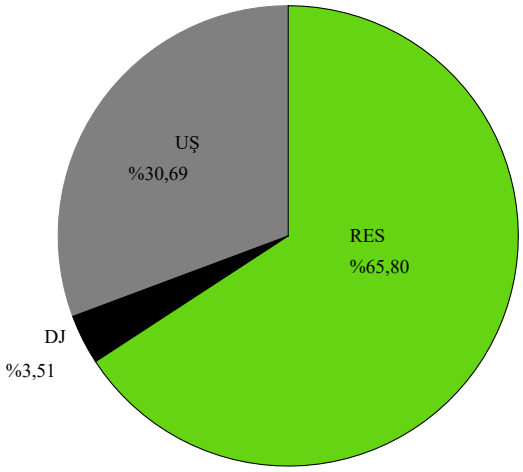
Tablo 3.5'te bu vakaya ilişkin amaç fonksiyonu ve toplam emisyon sonuçları verilmiştir. Buna göre amaç fonksiyonu değeri -46.571,10 TL ve toplam net emisyon dengesi –70.770,09 kg olarak hesaplanmıştır. UŞ'den satın alınan enerji bedeli 116.747,22 TL, DJ'den sağlanan enerji bedeli 18.004,90 TL olurken, RES üretiminden elde edilen gelir 181.323,22 TL'dir.

Bu durumda toplam karbon dengesi Vaka 2 ile aynı seviyede kalmış, ancak ekonomik işletim maliyetlerinde 517,69 TL'lik bir azalış meydana gelmiştir. Diğer bir ifadeyle, bu vaka ekonomik açıdan Vaka 2'ye kıyasla %1,24 daha avantajlıdır. Bununla birlikte, Vaka 1'e göre 10.711,1 TL daha düşük maliyetle sonuçlanmış, bu da yaklaşık %29,86'lık bir iyileşmeye karşılık gelmiştir.

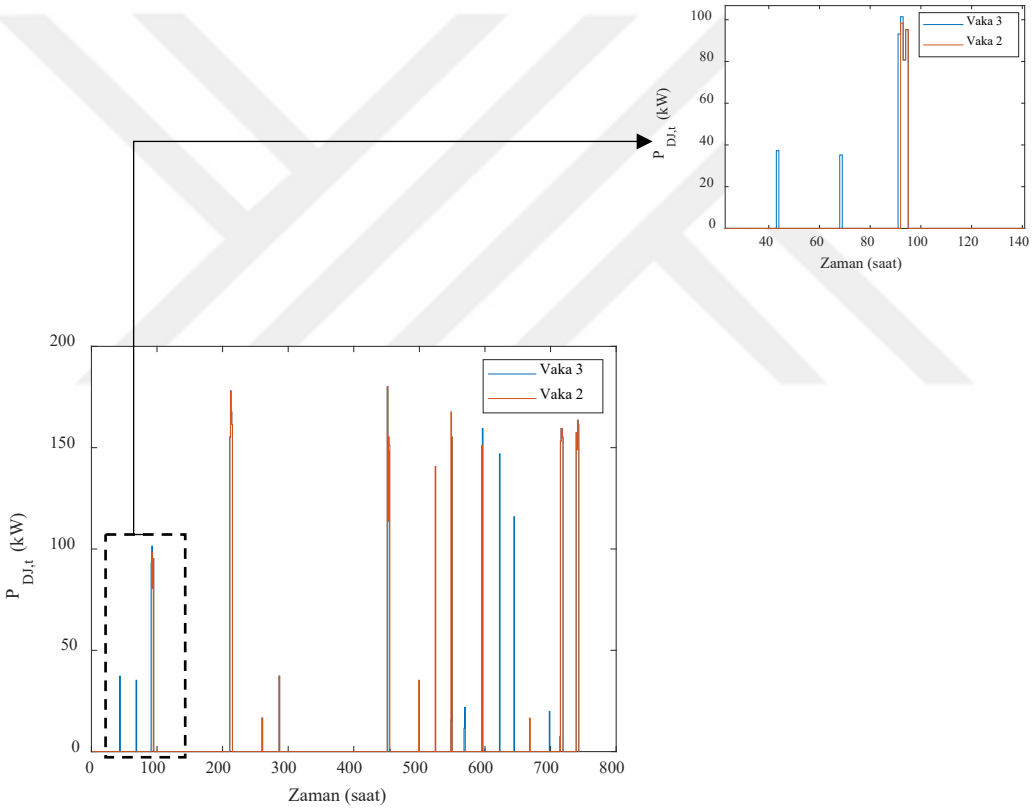
Tablo 3.5 Vaka 3 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

F	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	Aylık net karbon miktarı (kg)
−46.571,10	-70.770,09

Şekil 3.9, bu senaryoda UŞ, DJ ve RES tarafından karşılanan güçlerin yüzdesel dağılımını göstermektedir. Şekilde görüldüğü üzere, kaynakların yüzdesel dağılımı Vaka 2 ile aynı kalmaktadır. Ancak, Şekil 3.10'da gösterildiği gibi DJ'nin çalışma saatleri tepe yük azaltım stratejisi nedeniyle değişmektedir. Bu nedenle DJ'nin devreye giriş zamanları ve çalışma süreleri Vaka 2'den farklılık göstermektedir. Örneğin, 43. ve 69. saatlerde tepe yüklerin sınırlandırılması amacıyla devreye girmiş, geri kalan zamanlarda ise ekonomik işletim ve tepe yük azaltımı birlikte optimize edilerek çalıştırılmıştır.

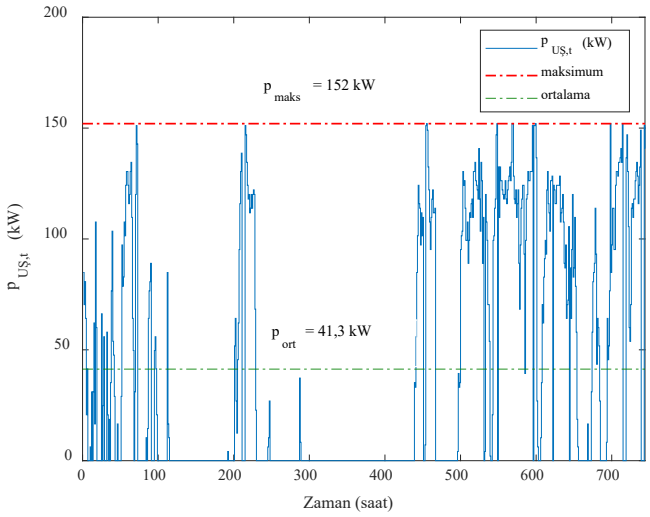


Şekil 3.9 Vaka 3 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları



Şekil 3.10 Vaka 3 ve Vaka 2 DJ işletim karşılaştırması

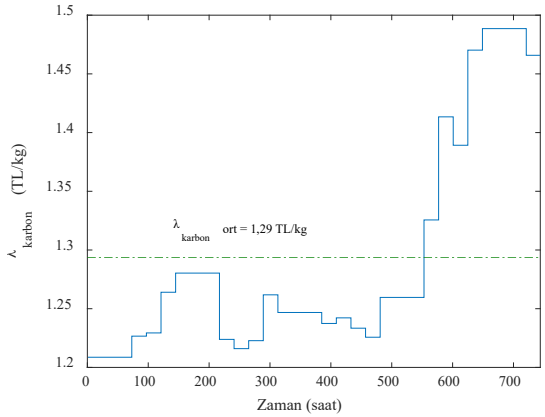
Şekil 3.11, bu senaryoda UŞ'den satın alınan saatlik güç değerlerini göstermektedir. Buna göre, UŞ'den satın alınan maksimum ve ortalama güç sırasıyla 152 kW ve 41,3 kW olarak elde edilmiştir. Şekilde görüldüğü üzere, UŞ'den çekilen pik güç Vaka 1'deki 180,09 kW değerinden 152 kW'a düşmüş ve bu da %15,55 oranında bir azalmaya karşılık gelmiştir.



Şekil 3.11 Vaka 3 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı

3.5.4 Vaka Çalışması 4: Aylık Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Senaryo Sonuçları

Bu senaryoda, Vaka 3'te ele alınan ekonomik işletim ve pik yük azaltımı stratejilerine ek olarak kampüsün aylık bazda karbon dengesi de dikkate alınmıştır. Şekil 3.12'de gösterildiği üzere modelde kullanılan karbon birim fiyatı (λ_{karbon}), Avrupa Birliği Emisyon Ticaret Sistemi (AB-ETS) kapsamında 2022 yılı Ekim ayı için yayımlanan karbon fiyatlandırmaları esas alınarak belirlenmiştir [60]. Bahse konu birim bedel yine aynı dönemin aylık USD efektif satış kuru (18,65 TL) üzerinden TL'ye çevrilmiştir. Böylece, karbon birim fiyatı bu vaka çalışmasının aylık bazda karbon dengesini baz almasından dolayı Tablo 3.12'deki verilen değerlerin ortalama değeri alınarak 1,29 TL/kg olarak belirlenmiştir.



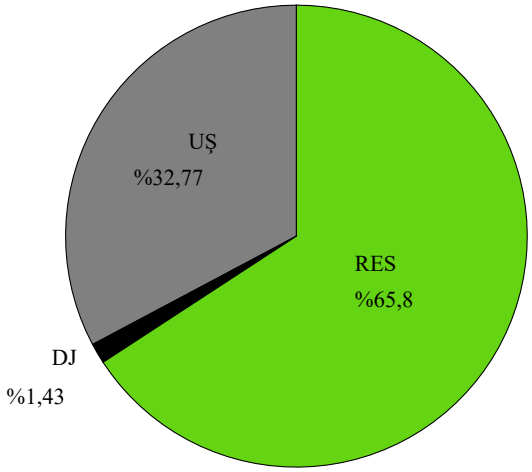
Şekil 3.12 Vaka 3 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı

Tablo 3.6'da bu vakaya ait toplam maliyet ve emisyon sonuçları sunulmaktadır. Bu toplam maliyet GB dahil -44.262,69 TL ve toplam emisyon değeri −71.000,00 kg olarak elde edilmiştir. UŞ'den satın alınan enerji maliyeti 129.740,77 TL, DJ'den sağlanan enerji maliyeti ise 7.319,76 TL olarak hesaplanmış, öte yandan şebekeye geri satılan enerji geliri (181.323,22 TL) aynı kalmıştır. Bu durumda, karbon dengesi öngörüldüğü şekilde sağlanmış ve toplam emisyon değeri −71.000 kg olarak sınırlandırılmıştır. Ekonomik açıdan değerlendirildiğinde, bu senaryo Vaka 2'ye kıyasla 2.308,00 TL daha yüksek maliyetli olmakla birlikte, Vaka 1'e göre 8.402,69 TL daha avantajlıdır. Bu fark, toplamda yaklaşık %23,43 oranında bir iyileşmeye karşılık gelmektedir.

Tablo 3.6 Vaka 4 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

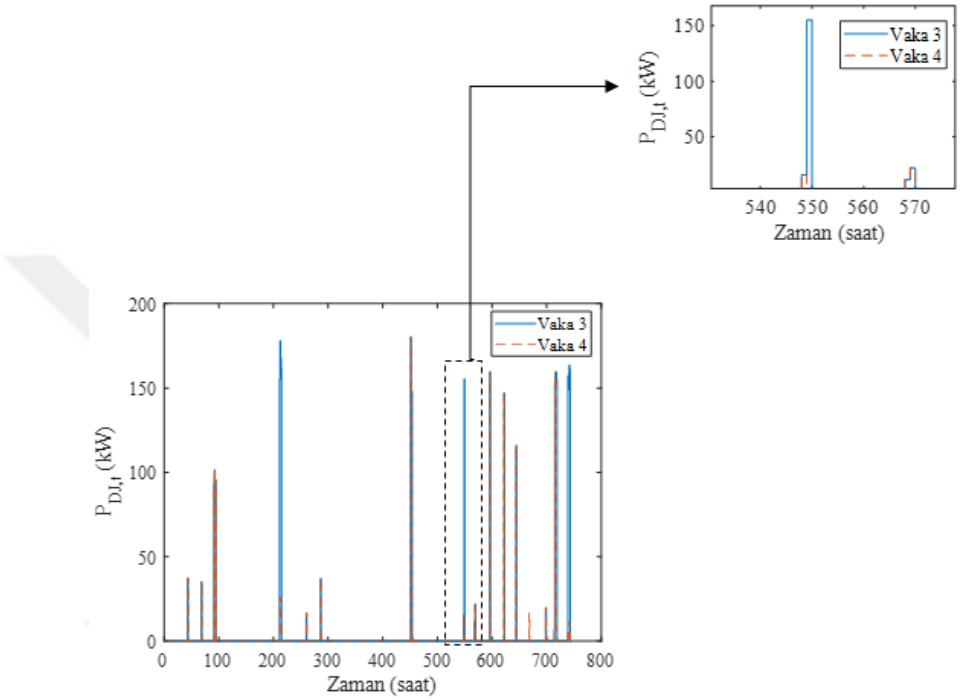
F	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	Aylık net karbon miktarı (kg)
-44.262,69	-71.000,00

Şekil 3.13 bu vakada UŞ, DJ ve RES tarafından karşılanan güçlerin yüzde dağılımını göstermektedir. Görüldüğü üzere, Vaka 2 ve Vaka 3'e kıyasla UŞ ve DJ arasındaki dağılım farklılaşmıştır. Bunun temel nedeni, ekonomik işletim ile birlikte hem tepe yük azaltımı hem de karbon dengesinin eş zamanlı olarak optimize edilmesidir. Bu bağlamda, kampüsün karbon dengesinin korunabilmesi amacıyla DJ'nin yük beslemesine katkısı sınırlı tutulmuştur.

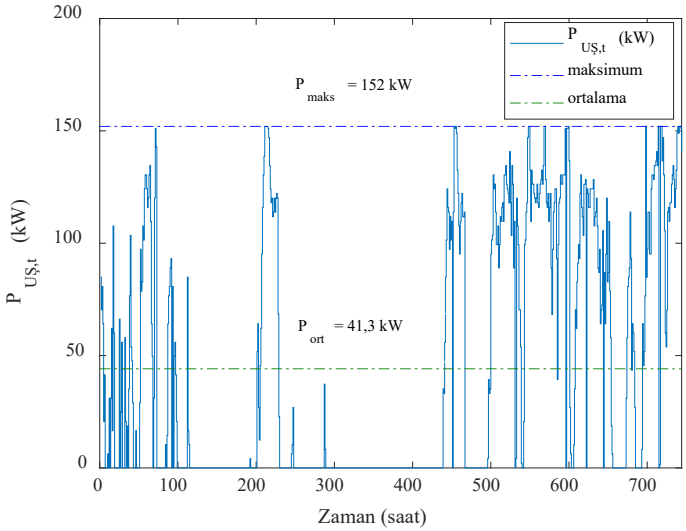


Şekil 3.13 Vaka 4 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

Şekil 3.14'te görüldüğü üzere, EnYK bu vakada DJ'yi ekonomik işletim, tepe yük azaltımı ve karbon dengesi kriterlerini dikkate alarak devreye almaktadır. Örneğin, 548-550 saat aralığında DJ'nin işletimi karbon emisyonlarının sınırlandırılması amacıyla azaltılmıştır. Şekil 3.15'te ise UŞ'den alınan güç değerleri gösterilmektedir. Şekilden anlaşılacağı üzere şebekeden alınan pik güç başarılı bir şekilde 152 kW ile sınırlandırılmıştır.

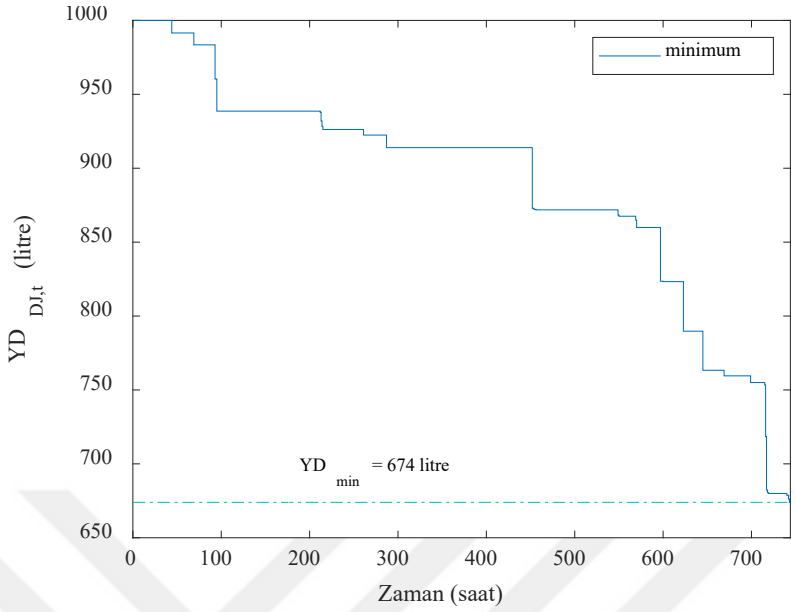


Şekil 3.14 Vaka 4 ve Vaka 3 DJ işletim karşılaştırması



Şekil 3.15 Vaka 4 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı

Şekil 3.15'da DJ'nin yakıt durumu gösterilmektedir. Bu vakada, DJ rezerv limit olan 198 litreye ulaşmadan 674 litre seviyesinde tamamlanmıştır.



Şekil 3.16 Vaka 4 DJ yakıt durumu değişimi

3.5.5 Vaka Çalışması 5: Saatlik Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Senaryo Sonuçları

Bu vakada, Vaka 4'ten farklı olarak karbon dengesi aylık bazda değil saatlik bazda ele alınmıştır. Tablo 3.7'de bu vaka analizine ilişkin maliyet ve bileşenleri ile birlikte toplam emisyon sonuçları sunulmaktadır. Tablodan anlaşılacağı üzere bu durumda toplam maliyet GB dahil -37.722,03 TL, aylık net karbon miktarı ise -71.000,00 kg olarak gerçekleşmiştir. Ekonomik açıdan değerlendirildiğinde, bu senaryo Vaka 2'ye göre 8.331,38 TL daha maliyetli olup, Vaka 1'e kıyasla %5,19 oranında daha avantajlı bir sonuç ortaya koymuştur.

Tablo 3.7 Vaka 5 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

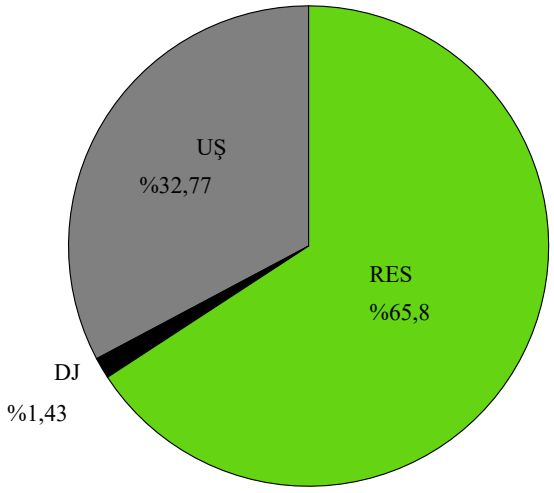
F	$M_{UŞ,t}^{alış}$	$M_{DJ,t}^{alış}$	$G_t^{satış}$	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	UŞ'den satın alınan enerji bedeli (TL)	DJ'den sağlanan enerji bedeli (TL)	RES üretiminden elde edilen gelir (TL)	Aylık net karbon miktarı (kg)
-37.722,03	128.169,92	7.319,76	181.323,22	-71.000,00

Şekil 3.17'de bu vaka kapsamında UŞ, DJ ve RES tarafından karşılanan güçlerin yüzdesel dağılımı sunulmaktadır. Görüldüğü üzere, dağılım Vaka 4 ile benzerlik

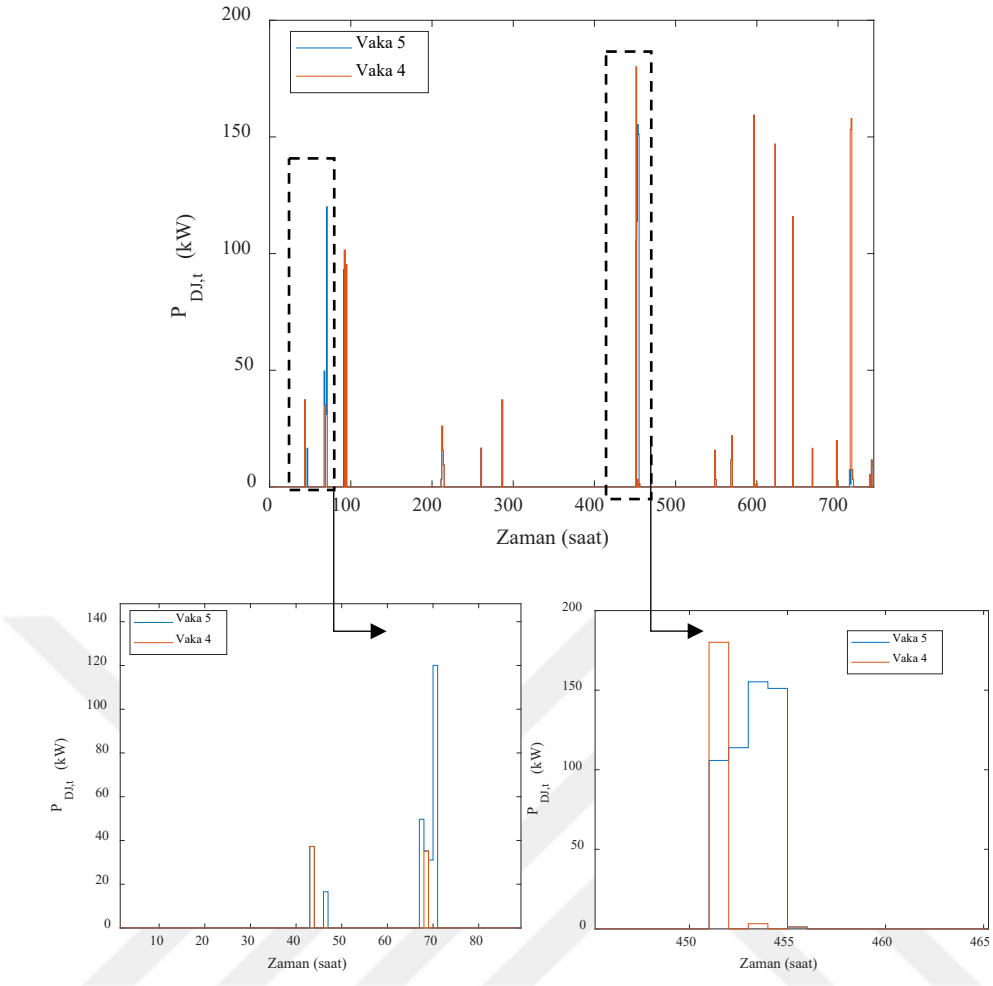
göstermektedir. Bununla birlikte, Şekil 3.18'de gösterildiği gibi, bu vakada yalnızca ekonomik işletim ve tepe yük azaltımını değil, aynı zamanda saatlik ve toplam aylık karbon dengesini de göz önünde bulundurarak DJ farklı zaman dilimlerinde ve farklı büyüklüklerde devreye alınmaktadır. Örneğin, Şekil 3.18'de gösterildiği gibi 40–70. saatler arasında Vaka 3 ve Vaka 4'te DJ'nin sağladığı güç 37,6 kW seviyesinde kalırken, Vaka 5'te aynı zaman aralığında DJ'nin sağladığı güç 120 kW'a kadar çıkmıştır. Buna karşılık, 451–455. saatler arasında Vaka 4'te DJ'nin ürettiği güç 175,5 kW seviyesine ulaşırken, Vaka 5'te aynı dönemde DJ'nin sağladığı güç daha düşük seviyelerde, yaklaşık 150–155 kW aralığında gerçekleşmiştir.

Benzer şekilde Vaka 3, Vaka 4 ve Vaka 5 altında DJ'nin 715–718. saatler arasındaki işletim güçleri Şekil 3.19'da gösterilmektedir. Şekilden görüldüğü üzere, Vaka 3'te bu süre boyunca DJ yaklaşık 150–160 kW seviyesinde sürekli işletilmiş, Vaka 4'te 175 kW civarında kısa süreli kalmış, Vaka 5'te ise saatlik karbon kısıtları nedeniyle yalnızca daha az kW düzeyinde katkı sağlanmıştır.

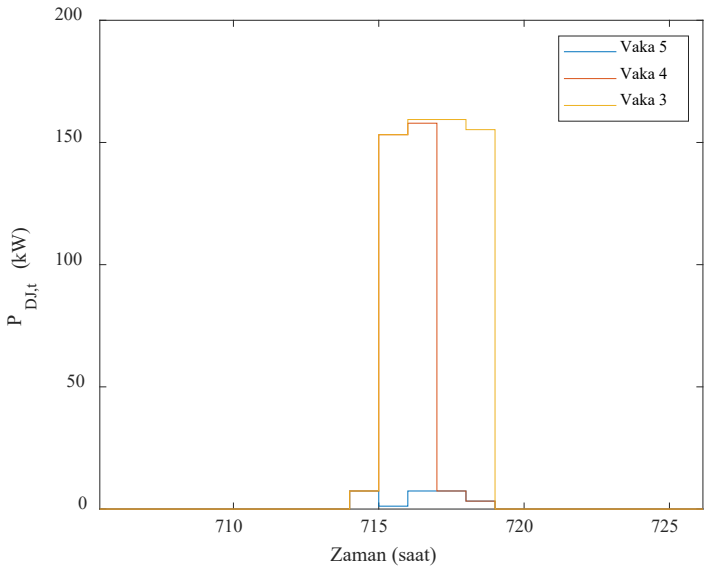
Bu farklılıklar, her bir vakada modelin maliyet–karbon optimizasyonuna dayalı farklı stratejiler izlediğini ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, DJ'nin bu farklı işletim biçimleri, Vaka 5'te saatlik karbon dengesi ile tepe yük azaltımı stratejilerinin birlikte optimize edilmesinden kaynaklanmakta olup, bazı dönemlerde DJ'nin daha yoğun devreye alınmasına, bazı dönemlerde ise sınırlandırılmasına yol açmaktadır.



Şekil 3.17 Vaka 4 – yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

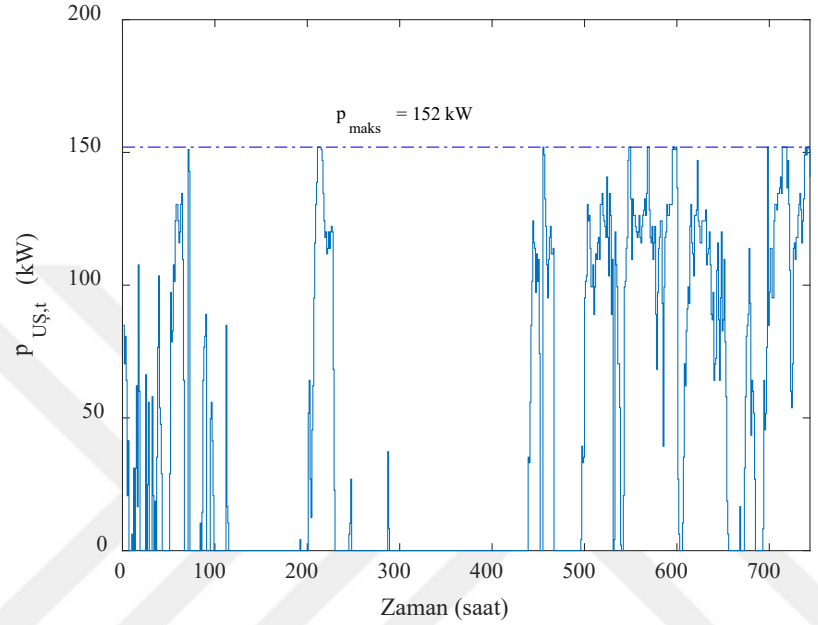


Şekil 3.18 Vaka 4 ve Vaka 3 DJ işletim karşılaştırması

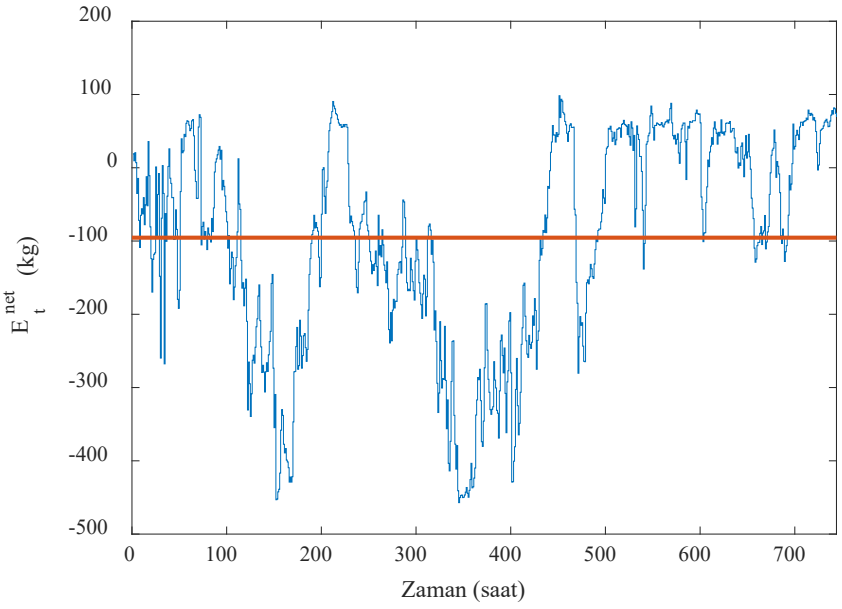


Şekil 3.19 Vaka 5, Vaka 4 ve Vaka 3'ün 715 – 718 saatleri arasındaki DJ işletim karşılaştırması

Bu vaka elde edilen sonuçlara göre, Şekil 3.20 kampüsün UŞ'den saatlik bazda satın aldığı güç miktarlarını göstermektedir. Görüldüğü üzere, bu vakada da satın alınan maksimum ve ortalama güç değerleri, Vaka 3 ve Vaka 4 ile aynı olup 152 kW olarak hesaplanmıştır. Sonuçlar, tepe yük sınırının her üç vakada da benzer şekilde korunduğunu ortaya koymaktadır. Buna ek olarak, Şekil 3.21'de kampüsün saatlik net karbon dengesi sunulmaktadır.



Şekil 3.20 Vaka 5 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı



Şekil 3.21 Vaka 5 saatlik bazda karbon salınımı

3.5.6 Vaka Sonuçlarının Karşılaştırılması

Yapılan vaka analizi çalışmalarının sonuçları Tablo 3.8'de özet bir şekilde verilmektedir. Tabloda emisyon değişimleri $E_{aylık}^{sınır}$ ($-71{,}000$ kg/ay) referans alınarak değerlendirilmiştir. Analiz bulguları, baz senaryoya kıyasla tüm vakalarda toplam maliyetin daha ekonomik seviyelere gerçekleştiğini ortaya koymaktadır.

Referans durum olan Vaka 1'de toplam maliyet -35.860,00 TL, aylık toplam salınan karbon miktarı ise -71.157,50 kg olarak gerçekleşmiştir. $E_{aylık}^{sınır}$ değerine göre baz senaryoda %0,22 oranında azalma sağlanmaktadır. Vaka 2'de DJ'nin yük beslemesine katılmasıyla birlikte toplam maliyet %28,43 oranında azalarak -46.053,41 TL olarak gerçekleşmiştir. Buna karşılık aylık karbon salınımında %0,32 oranında artış olmuştur, ancak şebekeden alınan pik yük miktarı baz duruma kıyasla %3,45 oranında azaltılmıştır. Bu azalma herhangi bir pik yük sınırlama kısıtı uygulanmadan DJ'nin devreye girmesiyle birlikte rastsal olarak gerçekleşmiştir. Vaka 3'te ise uygulanan pik yük sınırlama stratejisi sebebiyle SG 160 kW olarak belirlenmiş ve böylece ÇT3Z tarifenin avantajı maksimize edilmiştir. Böylece, Vaka 3'te toplam maliyet Vaka 2'ye kıyasla %1,24, Vaka 1'e kıyasla ise %29,87 daha ekonomik olmuştur. Bu vakada her ne kadar salınan aylık karbon miktarı belirlenen sınır değerin hala %0,32 üstünde gerçekleşse de şebekeden alınan pik yük Vaka 2'ye göre %12,73, Vaka 1'e göre ise %15,60 oranında azaltılmıştır.

Vaka 4 ve Vaka 5'te ise hem karbon dengesi hem de karbon ticareti senaryosu altında sistem analiz edilmiştir. Vaka 4'te karbon bedeli aylık bazda uygulanırken, Vaka 5'te saatlik bazda dinamik olarak uygulanmaktadır. Bu vakalara ait sonuçlar incelendiğinde Vaka 4'te gerçekleşen toplam maliyet baz duruma göre %23,43 daha ekonomik olduğu görülmektedir. Buna karşılık, Vaka 2 ve Vaka 3'ten farklı olarak bu vakada aylık karbon dengesi belirlenen limit değerinde sonuçlanmıştır. Başka bir değişle, DJ maliyeti daha ekonomik yapabilecek iken karbon limiti kısıtından dolayı yük beslemesine katılmamış ve taahhüt edilen miktarda karbon salınımı gerçekleşmiştir. Bununla birlikte pik yük sınır değeri Vaka 3'te belirlenen limitte korunmuştur. Vaka 5'te ise toplam maliyet her ne kadar Vaka 2, Vaka 3 ve Vaka 4'e kıyasla daha kötü sonuçlansada, Vaka 1'e kıyasla hala %5,19 daha ekonomik bir sonuç elde edilmiştir. Bununla birlikte hem pik yük sınır değeri hem de aylık bazda karbon sınır değerleri Vaka 4'te ile aynı seviyede korunmuştur.

Tablo 3.8 Vaka analizleri sonuç özetleri

Vaka No	F (TL)	SG (kW)	Maliyet Değişimi (%)	$E_{aylık}^{net\ toplam}$ (kg)	Karbon Değişimi (%)	$P_{USŞ,t}^{max}$ (kW)	Pik Yük Değişimi (%)
1 (Referans)	-35.860,00	230		-71.157,50	-%0,22	180,1	
2	-46.053,41	230	-%28,43	-70.770,09	+%0,32	173,88	-%3,45
3	-46.571,10	160	-%29,87	-70.770,09	+%0,32	152	-%15,60
4	-44.262,69	160	-%23,43	-71.000,00	%0,00	152	-%15,60
5	-37.722,03	160	-%5,19	-71.000,00	%0,00	152	-%15,60

3.5.7 Vaka Sonuçların Değerlendirilmesi

Vaka çalışmalarında, kampüs MŞ'nin mevcut bileşenleri kullanılarak herhangi bir ek yatırım yapılmaksızın DJ'nin optimal işletim stratejileri deterministik bir yaklaşımla analiz edilmiştir. Sonuçlar, DJ'nin yalnızca kesinti anlarında değil yük beslemesinde de kullanıldığı senaryolarda maliyetlerin baz duruma kıyasla önemli ölçüde iyileştiğini, tepe yük azaltımı stratejisinin ise şebeke bağımlılığını düşürdüğünü göstermiştir. Tablo 3.8'de sunulan değerler incelendiğinde, sonuçların hem ekonomik performans hem pik yük yönetimi hem de çevresel göstergeler açısından [13, 14, 92, 95, 100–104] numaralı çalışmalardan daha üstün olduğu görülmektedir. Bu üstünlük, mevcut sistemde herhangi bir ilave yatırım yapılmaksızın yalnızca kaynakların optimal sevkiyle elde edilmiş, pik yük etkin biçimde yönetilmiş, karbon unsurunun yalnızca salınım boyutuyla değil aynı zamanda bir ticaret mekanizması olarak ele alınmasıyla desteklenmiş ve karbon ticaretinin saatlik bazda uygulanması durumunda dahi ekonomik kazanç sağlanmıştır.

Karbon kısıtlarının aylık ve saatlik bazda ele alındığı senaryolarda ekonomik sonuçlar kısmen olumsuzlaşsa da, emisyonların sınır değerde tutulması sağlanmıştır. Bununla birlikte, Vaka V senaryosu, kampüslerin gelecekte dinamik karbon ticareti mekanizmalarına dâhil olması durumunda uygulanabilecek fiyatlandırma stratejilerinin analizine yönelik önemli bir perspektif sunmaktadır. Dolayısıyla farklı teşvik veya ceza mekanizmalarının uygulanabileceği, ülkelerin fiyatlandırma politikalarını bu doğrultuda revize edebileceği değerlendirilmektedir.

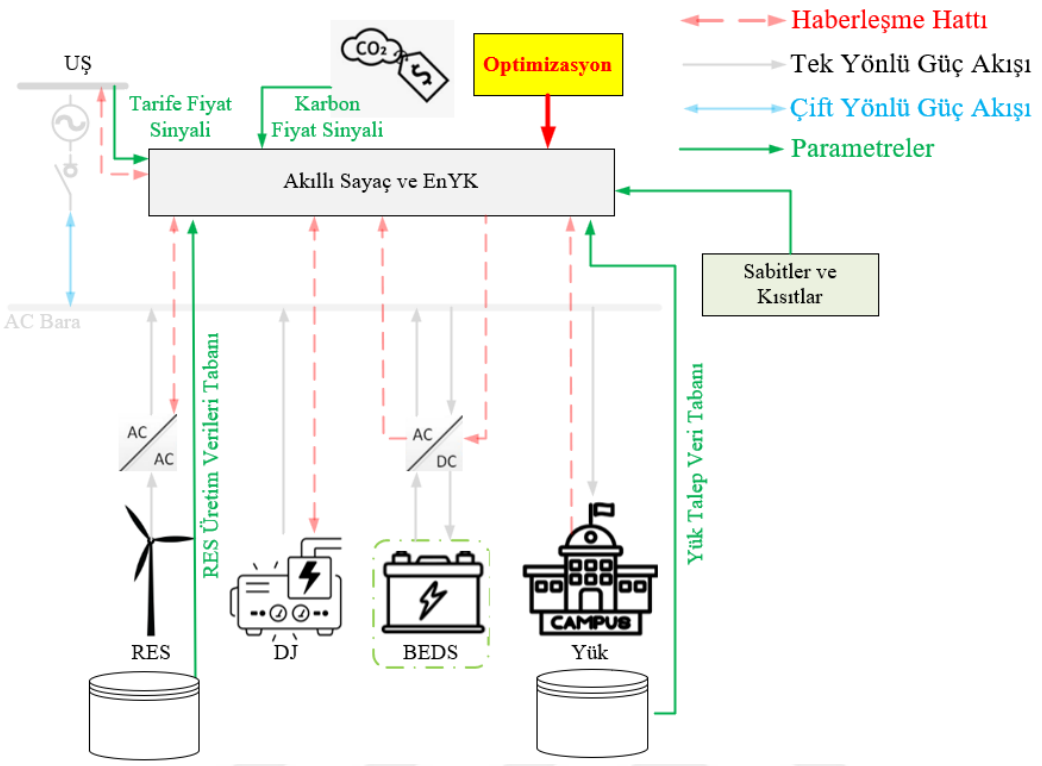
Genel olarak, önerilen yaklaşım tüm senaryolarda baz duruma göre daha ekonomik sonuçlar üretmiş, ayrıca karbon dengesini koruyarak çevresel sürdürülebilirliği desteklemiştir. Mevcut sistemde herhangi bir yatırım yapılmadan, yalnızca kaynakların optimal işletimi ile elde edilen bu ekonomik kazanımlar modelin etkinliğini ve uygulanabilirliğini göstermektedir. Enerji yönetimi problemlerinin çok sayıda değişkenden etkilenen karmaşık yapısına rağmen, bu vaka çalışmaları kampüs ölçeğinde uygulanabilecek yöntemlerin verimliliğini ortaya koymuş ve konunun daha geniş uygulamalar ile araştırılmasına zemin oluşturmuştur.

4
OPTİMAL BEDS TASARIMI ALTINDA KAMPÜS MŞ'NİN DETERMİNİSTİK OPTİMİZASYONU VE ANALİZİ

Bu bölümde, önceki bölümde ele alınan modele optimal BEDS tasarımı da eklenerek sistemin deterministik optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Tezin ikinci bölümünde belirlenen ÇT3Z tarifesi, üçüncü bölümde mevcut sistem koşulları altında beş farklı vaka analizi için kullanılmış ve kampüsün BEDS'siz işletim performansı değerlendirilmiştir. Ancak, mevcut durumda yalnızca UŞ, RES ve DJ kaynaklarının dikkate alınması, esneklik ve emisyon azaltımı açısından sınırlı kalabilmektedir. Bu nedenle bu bölümde, aynı tarifelendirme ve matematiksel formülasyon korunarak, modele BEDS ile ilgili parametreler ve kısıtlar eklenmiştir. Böylece, önceki bölümde tanımlanan beş vaka senaryosu yeniden kurgulanmış ve optimal boyutlandırılmış BEDS entegrasyonu altında sistemin maliyet, emisyon ve tepe yük azaltımı performansı incelenmiştir.

4.1 Problemin Tanımı ve Matematiksel Model

Bu bölümde, tezin üçüncü bölümünde ele alınan model optimal BEDS tasarımı dikkate alınarak Şekil 4.1'de gösterildiği şekilde genişletilmiştir. Tezin üçüncü bölümünde tanımlanan amaç fonksiyonu Denklem 4.1'deki gibi revize edilmiştir. Denklemden anlaşılacağı üzere yük beslemesi için UŞ ve DJ'den sağlanan maliyetleri ifade eden $M_{UŞ,t}^{alış,yük}$ ve $M_{DJ,t}^{alış,yük}$ terimleri revize edilmiş olup eşitliğe BEDS'nin şarj maliyeti ($M_{BEDS,t}^{şarj}$) (TL) terimi ilave edilmiştir. Böylelikle BEDS optimizasyonu bir maliyet fonksiyonu olarak ele alınmış ve toplam maliyetin minimize edilmesi hedeflenmiştir. Başka bir ifadeyle, optimal BEDS boyutlandırması, modelin toplam maliyet minimizasyonu üzerinden gerçekleştirilmiştir.



Şekil 4.1 BEDS entegre edilmiş model

$$F = (maliyet)_{min} = \left(\sum_{t=1}^{T} M_{UŞ,t}^{alış,yük} + M_{DJ,t}^{alış,yük} + M_{BEDS,t}^{şarj} - G_t^{satış}\right) + \left(\sum M_{karbon}^{denge}\right), \forall t \quad (4.1)$$

Denklem 4.1'e eklenen BEDS şarj maliyeti ($M_{BEDS,t}^{şarj}$) Denklem 4.2'deki verildiği şekilde hesaplanmaktadır. Söz konusu denklem [270], [271] ve [272] numaralı çalışmalarda yıllık bazda kullanılan denklemlerden türetilmiş ve bu çalışmanın saatlik bazda yürütülmesi nedeniyle yıllık ifadeler saatlik ifadelere dönüştürülmüştür. Bu eşitlikte $İYM(t)$ ve $BOM(t)$ sırasıyla ilk yatırım ve bakım-onarım maliyetlerini (TL/saat) ifade etmektedir. $\eta_{ÇV}$ ise BEDS'nin Çevrimsel Verimliliğini (ÇV) ifade etmektedir. Çalışmada bu değer için Lityum-İyon bataryalarda kullanılan 0,9 değeri dikkate alınmıştır [273]. Bu çalışmada, ÇV terimi [131] 'de olduğu gibi hem şarj hem de deşarj sürecindeki kayıpları kapsayarak, enerji döngüsündeki toplam kayıpları ifade etmek amacıyla kullanılmıştır. Eşitlikte

$M_{UŞ,t}^{şarj}$, $M_{DJ,t}^{şarj}$ ve $M_{RES,t}^{şarj}$ sırasıyla t anında UŞ'den, DJ'den ve RES'ten yalnızca BEDS'in şarjı için alınan enerjinin maliyetini (TL) ifade etmektedir. Dolayısıyla, bu çalışmada BEDS UŞ, DJ ve RES aracılığıyla şarj edilebilmektedir.

$$M_{BEDS,t}^{şarj} = İYM(t) + BOM(t) + \left(\frac{1}{\eta_{ÇV}} - 1\right)\left(M_{UŞ,t}^{şarj} + M_{DJ,t}^{şarj} + M_{RES,t}^{şarj}\right), \forall t \quad (4.2)$$

İlk yatırım maliyetinin yıllık bazdan saatlik bazda dönüştürülmesi için Denklem 4.3 oluşturulmuştur. Bu dönüşüm için eşitiğin payda kısmında bir yılın saat karşılığı olarak 8.760 değeri kullanılmıştır. Denklemde, γ_{BEDS} BEDS'nin birim maliyetini (TL/kWh) ifade etmektedir. Bu çalışmada BEDS birim maliyet olarak Lityum-İyon bataryanın 2022 yılı birim maliyetleri baz alınmış ve bu değer 3.008,25 TL/kWh olarak belirlenmiştir [274][275]. Döviz çevrimi için daha önceki bölümlerde yapıldığı gibi burada da ilgili dönemin aylık USD efektif satış kuru (18,65 TL) kullanılmıştır. Eşitliğin bir diğer terimi EK_{BEDS} BEDS'nin enerji kapasitesini (kWh) ifade etmektedir. $SGÖF$ ise Sermaye Geri Ödeme Faktörü'nü ifade etmektedir. Bu değer, bir yatırımın belirli bir süre içinde sabit oranlı ödemelerle nasıl geri kazanılacağını belirleyen finansal katsayı olup Denklem 4.4'te gösterildiği şekilde hesaplanmaktadır. Bu denklemde, r terimi iskonto oranını ifade etmekte olup çalışmada 0,0975 olarak alınmıştır. Bu değer Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası'nın (TCMB) ilgili dönem için yayınladığı iskonto oranları verilerinden alınmıştır [276]. Denklemde BEDS'nin yaşam süresini ifade eden YS terimi için ise [277]'de belirtilen Lityum-İyon bataryaların yaşam süresi baz alınmış ve bu değer 10 yıl olarak belirlenmiştir. Tüm bu katsayılar Denklem 4.4'e uygulandığında $SGÖF$ değeri 0,147 olarak elde edilmiştir ve çalışmada bu değer esas alınmıştır. Bu oran, toplam BEDS maliyetinin yaklaşık %14,7'sinin her yıl yıllıklandırılmış maliyet olarak dikkate alındığını göstermektedir. Çalışmada, $SGÖF$'nin kullanılma nedeni, sermaye harcamalarının zaman içerisine dağıtılmasına imkân vererek finansal dönemler arası karşılaştırmaların daha doğru yapılabilmesini sağlamasıdır.

$$İYM(t) = \frac{(\gamma_{BEDS}.EK_{BEDS}.SGÖF)}{8760}, \forall t \quad (4.3)$$

$$SG\ddot{O}F = \frac{r.(1+r)^{(YS-1)}}{((1+r)^{YS})-1} \tag{4.4}$$

Denklem 4.2'nin bir diğer terimi olan $BOM(t)$ ise [278], [279], [280], [281] ve [282] no.lu kaynaklar referans alınarak $\dot{I}YM(t)$ değerinin %10'u olarak kabul edilmiştir. Bir başka değişle, BEDS'nin toplam yaşam süresi boyunca bakım-onarım maliyetleri ilk yatırım maliyetinin %10'luk kısmını oluşturmaktadır. Bu seçimin gerekçesi, literatürde yer alan çeşitli çalışmaların ve uygulamaya dayalı projelerin, $BOM/\dot{I}YM$ oranının genellikle %5 ile %15 aralığında gerçekleştiğini ortaya koymasıdır. Dolayısıyla, %10'luk değer hem teorik bulgularla hem de pratik uygulamalarla uyumlu makul bir varsayım olarak değerlendirilmiştir. Bu husus matematiksel olarak Denklem 4.5'te gösterildiği şekilde ifade edilmiştir.

$$BOM(t) = 0.1 \times \dot{I}YM(t), \forall t \tag{4.5}$$

Denklem 4.1'de BEDS'nin t zaman diliminde UŞ'den şarj olma maliyetini ifade eden $M_{UŞ,t}^{şarj}$ teriminin hesaplanması için Denklem 4.6 oluşturulmuştur. Denklemde $P_{UŞ,t}^{şarj}$ t anında UŞ'den alınan ve sadece BEDS şarjı için kullanılan güç değerini (kW) ifade etmektedir.

$$M_{UŞ,t}^{şarj} = P_{UŞ,t}^{şarj} \cdot \lambda_{UŞ,t}^{alış}, \forall t \tag{4.6}$$

Benzer şekilde BEDS'nin t zaman diliminde DJ'den ve RES'ten şarj olma maliyetini ifade eden $M_{DJ,t}^{şarj}$ ve $M_{RES,t}^{şarj}$ terimlerinin hesaplanması için ise Denklem 4.7 ve Denklem 4.8 oluşturulmuştur. Bu denklemlerde $P_{DJ,t}^{şarj}$ ve $P_{RES,t}^{şarj}$ terimleri sırasıyla t anında DJ'den ve RES'ten alınan ve sadece BEDS şarjı için kullanılan güç değerlerini ifade etmektedir. Burada şunu özellikle belirtmek gerekir ki, her ne kadar RES tarafından üretilen enerji yenilenebilir olup şebeke elektriği veya DJ gibi doğrudan bir yakıt maliyetine sahip olmasada, MŞ içerisinde ekonomik bir değeri bulunmaktadır. Üretilen enerji ya kampüs içerisinde tüketilmekte ya da belirli bir bedel karşılığında şebekeye satılabilmektedir. Dolayısıyla, RES üretiminin BEDS'in şarjı için kullanılması, şebekeye satıştan elde edilebilecek bir gelir fırsatının kaybedilmesi anlamına gelmektedir. Bu nedenle modelde, RES üretiminin BEDS şarjında kullanılması bir maliyet unsuru olarak

değerlendirilmiştir. Bu durum kampüsün satış yerine iç tüketim tercih etmesinden kaynaklanan fırsat maliyetini temsil etmektedir.

$$M_{DJ,t}^{şarj} = (\alpha . P_{DJ,t}^{şarj} + \beta) \cdot \lambda_{Dizel}, \forall t \tag{4.7}$$

$$M_{RES,t}^{şarj} = P_{RES,t}^{şarj} \cdot \lambda_t^{satış}, \forall t \tag{4.8}$$

Yukarıda verilen eşitliklerden anlaşılacağı üzere BEDS için oluşturulan matematiksel modellemede UŞ ve DJ'den alınan güçler BEDS şarjı ve yük beslemesi olarak iki kısma, RES'ten alınan güçler ise BEDS şarjı, yük beslemesi ve şebekeye satılan olmak üzere üç kısma ayrılmaktadır. Bu sebeple tezin 3.3 bölümü altında tanımlanan $P_{UŞ,t}$, $P_{DJ,t}$ ve $P_{RES,t}^{kullanılan}$ terimleri Denklem 4.9-4.12'de gösterildiği şekilde revize edilmiştir. $P_{RES,t}^{kullanılan}$ teriminin Denklem 4.11'deki gibi düzenlenmesiyle sonucu $P_{RES,t}^{üretim}$ Denklem 4.12'de yeniden ifade edilmiştir.

$$P_{UŞ,t} = P_{UŞ,t}^{yük} + P_{UŞ,t}^{şarj}, \forall t \tag{4.9}$$

$$P_{DJ,t} = P_{DJ,t}^{yük} + P_{DJ,t}^{şarj}, \forall t \tag{4.10}$$

$$P_{RES,t}^{kullanılan} = P_{RES,t}^{yük} + P_{RES,t}^{şarj}, \forall t \tag{4.11}$$

$$P_{RES,t}^{üretim} = P_{RES,t}^{kullanılan} + P_{RES,t}^{verilen}, \forall t \tag{4.12}$$

Yukarıda bahsedilen hususlar doğrultusunda Tezin 3.3 başlığı altında yapılan modellemelerin revizyonları ve eklenen BEDS modeli aşağıda sırasıyla açıklanmaktadır.

4.1.1 Amaç Fonksiyonu Revizyonu

Daha önce Denklem 3.1'de verilen amaç fonksiyonu eşitliği Denklem 4.1'deki gibi revize edilmiştir. BEDS'nin modele eklenmesiyle birlikte UŞ ve DJ'den sağlanan maliyetler yük için ve BEDS şarjı olmak üzere iki ayrı bileşende ele alınmıştır. Yük beslemesi için olan kısımlar Denklem 4.1'de UŞ için $M_{UŞ,t}^{alış,yük}$ ve DJ için $M_{DJ,t}^{alış,yük}$ olarak revize edilmiştir. Bu terimlere ait olan hesaplamalar Denklem 4.13 ile Denklem 4.15 arasında gösterilmektedir. Bu eşitliklerde, $P_{UŞ,t}^{yük}$ ve $P_{DJ,t}^{yük}$ terimleri sırasıyla UŞ ve DJ'den sağlanan güçlerin (kW) yük beslemesinde kullanılan

miktarlarını ifade etmektedir. $\lambda_{UŞ,t}^{alış}$, λ_{Dizel}, α ve β değerleri için ise önceki optimizasyonda alınan değerler alınmıştır. Denklemdeki BEDS'nin şarj olma maliyetini ifade eden $M_{BEDS,t}^{şarj}$ terimi ise Denklem 4.2-4.8'de modellendiği şekilde hesaplanmaktadır. Amaç fonksiyonun bir diğer terimi olan $G_t^{satış}$ ise önceki çalışmada olduğu şekilde korunmuştur. Denklemin son terimi olan M_{karbon}^{denge} ise net emisyon modeli revizyonu başlığı altında açıklanacaktır.

$$M_{UŞ,t}^{alış,yük} = P_{UŞ,t}^{yük} \cdot \lambda_{UŞ,t}^{alış}, \forall t \tag{4.13}$$

$$M_{DJ,t}^{alış,yük} = YT_{DJ,t} \,.\, \lambda_{Dizel}, \forall t \tag{4.14}$$

$$YT_{DJ,t} = \alpha.\, P_{DJ,t}^{yük} + \beta, \forall t \tag{4.15}$$

4.1.2 Güç Dengesi Modeli Revizyonu

Modelin güç dengesi BEDS'nin eklenmesiyle birikte Denklem 4.16'da gösterildiği şekilde revize edilmiştir. Görüldüğü üzere tezin üçüncü bölümünde verilen Denklem 3.7'den farklı olarak sırasıyla BEDS şarj ve kullanılan güçlerini (kW) ifade eden $P_{BEDS.t}^{deşarj}$ ve $P_{BEDS.t}^{kullanılan}$ terimleri ilave edilmiştir. Eşitliğin sol tarafı toplam arzı ifade ederken sağ tarafı toplam talebi ifade etmektedir.

$$P_{UŞ,t} + P_{DJ,t} + P_{BEDS.t}^{kullanılan} + P_{RES,t}^{kullanılan} = P_{kampüs,t} + P_{BEDS,t}^{şarj}, \forall t \tag{4.16}$$

4.1.3 DJ Modeli Revizyonu

Bu kısımda herhangi bir revizyon yapılmamıştır. Bu sebeple modelde tezin 3.3.3 başlığı altında verilen denklemler kullanılmıştır.

4.1.4 RES Modeli Revizyonu

RES modelinde revizyon sadece $P_{RES,t}^{kullanılan}$ kısmı için yapılmıştır. Yukarıda açıklandığı üzere modele BEDS'nin eklenmesi sonucu kaynaklardan sağlanan maliyetler ve bunun sonucu olarak güç miktarları yük beslemesi ve BEDS şarjı olmak üzere iki farklı bileşende ele alınmıştır. Bu sebeple RES matematiksel modelindeki $P_{RES,t}^{kullanılan}$ terimi Denklem 4.11'de belirtildiği şekilde revize edilmiştir.

4.1.5 Net Emisyon Modeli Revizyonu

Net emisyon modeli için tezin 3.3.5 başlığı altında verilen denklemlerden sadece Denklem 3.17, Denklem 4.17'de belirtildiği şekilde revize edilmiştir. Diğer denklemler ise korunmuştur. Burada BEDS'nin deşarj gücünü ifade eden $P_{BEDS.t}^{deşarj}$ teriminin eklenmesi BEDS'nin kullanılması neticesinde potansiyel salınacak emisyonun engellenmesinden kaynaklanmaktadır. Örneğin, BEDS'nin UŞ'den şarj olma durumunu elde aldığımızda BEDS şarj olma anında dolaylı bir şekilde emisyon salınımı yapmaktadır. Ancak, deşarj olma durumunda ise yine dolaylı olarak emisyon salınımı engellemiş olmaktadır. Bu sebeple emisyon dengesine etki etmektedir.

$$E_{RES,t}^{engellenen,toplam} = \kappa.\left(P_{RES,t}^{üretim} + P_{BEDS.t}^{kullanlan}\right), \forall t \tag{4.17}$$

Tezin 3.3.5 başlığı altında verilen matematiksel ifadelere ilave olarak bu çalışmada BEDS'nin emisyon performansını analiz etmek için Denklem 4.18 ile Denklem 4.22 arasındaki eşitlikler ilave edilmiştir. Eşitliklerde $E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam}$ terimi BEDS'nin bir ay süresince işletimi kaynaklı net toplam karbon salınımını (kg), $E_{BESS,t}^{net}$ terimi saatlik bazda net karbon salınımını (kg), $E_{UŞ,t}^{şarj,salınan}$ BEDS'nin UŞ'den şarj olma durumunda meydana gelen karbon salınım miktarını (kg), $E_{DJ,t}^{şarj,salınan}$ ise DJ'den şarj olma durumunda ki karbon salınım miktarını ve son olarak $E_{BEDS,t}^{engellenen}$ ise BEDS'nin deşarj olması durumunda engellenen karbon salınım miktarını (kg) ifade etmektedir.

$$E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam} = \sum_{t=1}^{T} E_{BESS,t}^{net}, \forall t \tag{4.18}$$

$$E_{BEDS,t}^{net} = \left(E_{UŞ,t}^{şarj,salınan} + E_{DJ,t}^{şarj,salınan}\right) - E_{BEDS,t}^{engellenen}, \forall t \tag{4.19}$$

$$E_{UŞ,t}^{şarj,salınan} = \xi.P_{UŞ,t}^{şarj}, \forall t \tag{4.20}$$

$$E_{DJ,t}^{şarj,salınan} = \delta.P_{DJ,t}^{şarj}, \forall t \tag{4.21}$$

$$E_{BEDS,t}^{engellenen} = \kappa.P_{BEDS.t}^{kullanılan}, \forall t \tag{4.22}$$

4.1.6 Tepe Yük Azaltımı Modeli Revizyonu

Bu kısımda herhangi bir revizyon yapılmamıştır. Bu sebeple modelde tezin 3.3.6 başlığı altında verilen denklemler kullanılmıştır.

4.1.7 BEDS Modeli

Çalışmada optimal BEDS tasarımı için Lityum-İyon (Katı Hal) batarya tipi kullanılmıştır. Tezin 4.1 başlığı altında belirtildiği üzere birim maliyet 3.008,25 TL/kWh, ÇV değeri ise 0,9 olarak kabul edilmiştir. Bununla birlikte BEDS'in yaşam süresi (YS) 10 yıl olarak, Şarj (ŞG) ve deşarj (DG) gücü ise 5 kW olarak ele alınmıştır. Ayrıca, bu çalışmada kullanılan Şarj Verimliliği (ŞV) ve Deşarj Verimliliği (DV) değerleri [283], [284] ve [285] no.lu kaynaklar referans alınarak %95 olarak belirlenmiştir.

Her ne kadar pilin ömür kayıpları doğrudan modele dâhil edilmese de bu etkiler dolaylı biçimde $SGÖF$ ve $ÇV$ terimleri üzerinden dahil edilmiştir. Böylece, maliyet BEDS ömrüne yayılmış ve şarj–deşarj döngüsünden kaynaklanan kayıplar hesaba katılmıştır. Ayrıca, Batarya Şarj Durumu (BŞD) sınırları BEDS'nin ömrünü korumak amacıyla belirlenmiş ve BEDS'in başlangıç BŞD değeri %80, minimum ve maksimum BŞD değerleri ise sırasıyla %20 ve %80 olarak kabul edilmiştir.

Çalışmada sıcaklık etkileri veya yaşlanmaya bağlı ayrıntılı döngüsel kayıp modelleri dikkate alınmamıştır. Model, ekonomik analiz odaklı pratik bir sadeleştirme olarak değerlendirilmiştir.

Belirlenen parametreler doğrultusunda BEDS matematiksel modeli Denklem 4.23 ile Denklem 4.29 arasında ifade edildiği şekilde oluşturulmuştur. Bu denklemler [283], [286], [287], [288], [289], [290], [291] numaralı çalışmalar referans alınarak oluşturulmuştur.

$$P_{BEDS.t}^{kullanılan} = P_{BEDS,t}^{deşarj} \cdot DV_{BEDS}, \forall t \tag{4.23}$$

$$P_{BEDS,t}^{şarj} \leq ŞG_{BEDS} \cdot U_{BEDS,t}, \forall t \tag{4.24}$$

$$P_{BEDS,t}^{deşarj} \leq DG_{BEDS} \cdot \left(1 - U_{BEDS,t}\right), \forall t \tag{4.25}$$

$$BŞD_{BEDS,t} = BŞD_{BEDS,t-1} + ŞV_{BEDS} \cdot P_{BEDS,t}^{şarj} - P_{BEDS,t}^{kullanılan}, \forall t \geq 1 \tag{4.26}$$

$$BŞD_{BEDS,t} = BŞD_{BEDS,başlangıç}, eğer\ t = 1 \quad (4.27)$$

$$BŞD_{BEDS,t} \leq BŞD_{BEDS,maks}, \forall t \quad (4.28)$$

$$BŞD_{BEDS,t} \geq BŞD_{BEDS,min}, \forall t \quad (4.29)$$

Denklem 4.23, BEDS deşarjı ile sağlanan gerçek gücün yalnızca kampüs yükünün bir kısmını karşılamak amacıyla kullanılabileceğini ($P_{BEDS.t}^{kullanılan}$) ifade etmektedir. Denklem 4.24 ve Denklem 4.25 BEDS'in şarj ($P_{BEDS,t}^{şarj}$) ve deşarj ($P_{BEDS,t}^{deşarj}$) güçlerine bir sınır getirmektedir. Bu denklemlerde yer alan $U_{BEDS,t}$ ikili bir değişken olup, BEDS'in aynı anda hem şarj hem de deşarj olmasını engellemek için kullanılmaktadır. Denklem 4.26 ve Denklem 2.27 BEDS'in BŞD değerini tanımlamaktadır.

BEDS'in her zaman adımındaki BŞD değeri Denklem 4.26 üzerinden güncellenmektedir. Buna göre, t anındaki BŞD değeri, $t-1$ anındaki BŞD değerine, batarya şarj ediliyorsa eklenen enerji miktarının ilave edilmesi, deşarj ediliyorsa çıkarılan enerji miktarının düşülmesiyle hesaplanmaktadır. BEDS'nin başlangıç anındaki şarj miktarı ($BŞD_{BEDS,başlangıç}$) Denklem 4.27 ile modellenmiş iken maksimum ($BŞD_{BEDS,maks}$) ve minimum ($BŞD_{BEDS,min}$) değerleri sırasıyla Denklem 4.28 ve Denklem 4.29'da gösterildiği şekilde modellenmiştir.

4.2 Optimizasyon Sonuçları

Bu bölümde, yukarıdaki alt başlıklarda açıklanan matematiksel model ve parametreler doğrultusunda yapılan modifikasyonlar kullanılarak, tezin 3.4 başlığı altında verilen beş vaka Ek.4.1'de oluşturulan GAMS kodu kullanılarak yeniden analiz edilmiştir. Bu sayede, BEDS'in sisteme eklenmesinin maliyet, emisyon ve tepe yük azaltımı üzerindeki etkileri mevcut durum ile karşılaştırmalı olarak değerlendirilerek sonuçlar yorumlanmıştır.

Çalışmanın bu bölümünde yapılacak vaka analizleri Tablo 4.1'de özetlenmektedir. Tablodan anlaşılacağı üzere tezin 3. Bölümünde yapılan vaka analizleri ile karışıklık olmasını engellemek için BEDS'li vaka analizlerini ifade etmek için ".1" terimi kullanılmıştır. Örneğin, Tablo 4.1'deki Vaka 1.1, 3. Bölümdeki Vaka 1'in BEDS entegrasyonu yapılmış versiyonunu ifade etmektedir.

Tablo 4.1 Optimal BEDS tasarımı ile vaka analizi özet tablosu

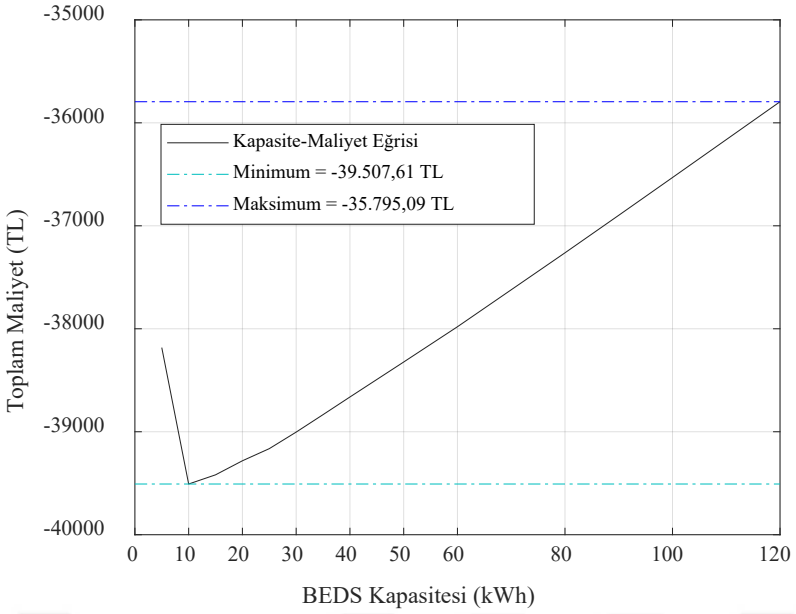
Vaka	Güç Kaynakları					Ekonomik İşletim	Tepe Yük Azaltımı	Karbon Dengesi ve Ticareti	
	UŞ	DJ Kullanımı		RES	BEDS			Aylık	Saatlik
		Kesintiler	Yük Besleme						
1.1	✓	✓		✓	✓				
2.1	✓	✓	✓	✓	✓	✓			
3.1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓		
4.1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
5.1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	✓

4.2.1 Vaka Çalışması 1.1: Baz Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları

Bu vaka çalışmasında elde edilen toplam maliyet ve emisyon sonuçları Tablo 4.2'de gösterilmektedir. Bu maliyet Şekil 4.2'de gösterilen hassasiyet analizinde neticesinde 10 kWh kapasitesindeki BEDS ile elde edilmiştir. Hassasiyet analizinde BEDS kapasitesi aynı senaryonun BEDS'siz versiyonundaki toplam maliyetten daha kötü sonuç verinceye kadar ilerletilmiştir. Böylece, BEDS hangi aralıkta seçildiğinde BEDS'siz duruma göre ekonomikliğini koruduğu analiz edilmiştir. Şekil 4.2'den anlaşılacağı üzeri 120 kWh enerji kapasitesinin üstünde bir BEDS seçimi artık ekonomikliğini kaybetmektedir. Tablo 4.2 incelendiğinde ise BEDS'li durumda elde edilen maliyetin BEDS'siz duruma kıyasla (-35.860,00 TL) %10,14 oranında iyileştiği görülmektedir. Ayrıca, BEDS'siz durumda gerçekleşen aylık net karbon salınımı (-71.157,50 kg) bu vakada 336,24 kg daha az salınmaktadır.

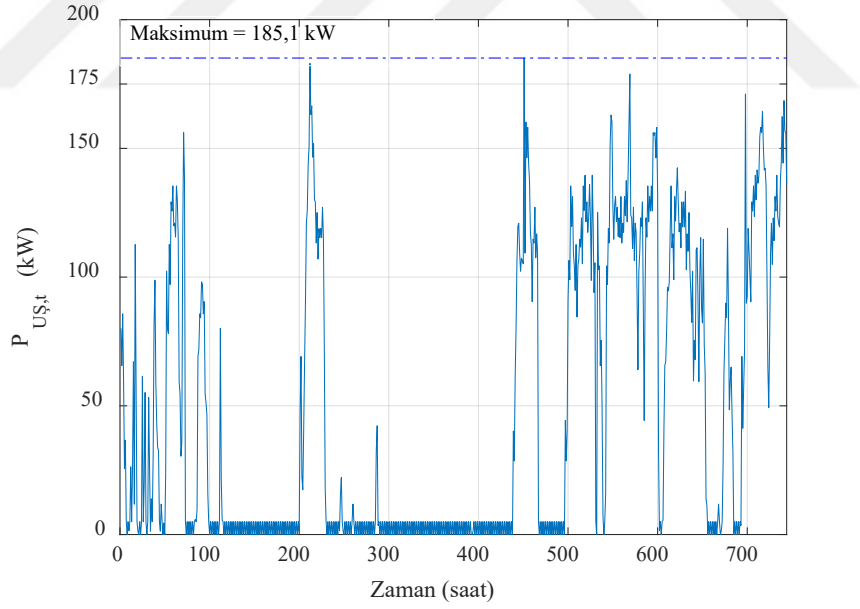
Tablo 4.2 Vaka 1.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

F	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	Aylık net karbon miktarı (kg)
-39.507,61	-71.493,74



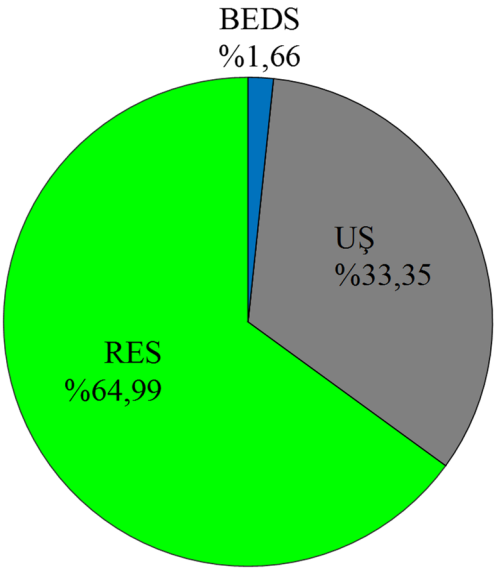
Şekil 4.2 Vaka 1.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi

10 kWh kapasiteli BEDS entegrasyonu neticesinde UŞ'den talep edilen gücün zamana karşı değişimi Şekil 4.3'te gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere bu vakada UŞ'den alınan pik güç değeri 185,1 kW olmuştur.



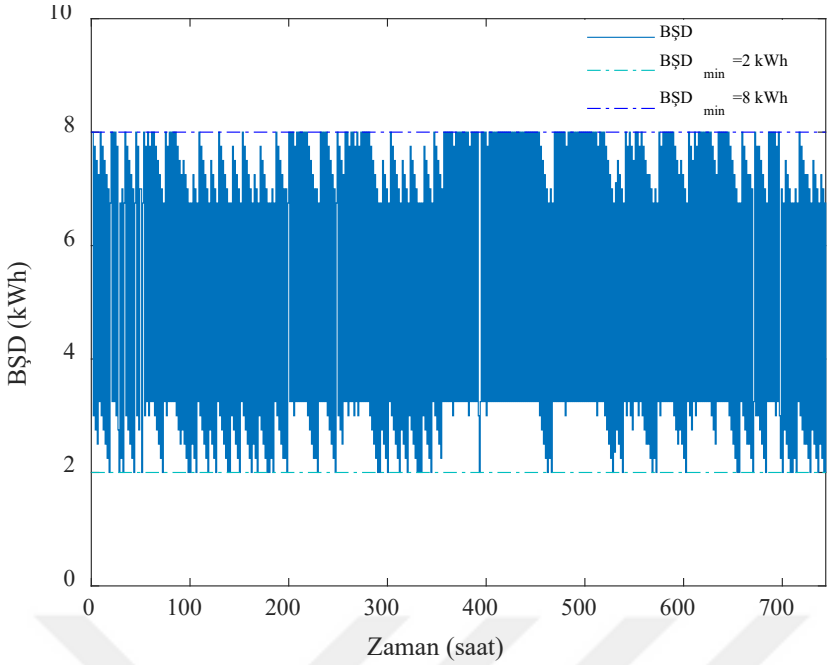
Şekil 4.3 Vaka 1.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı

Yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları Şekil 4.4'te gösterilmektedir. Buna göre yük talebinin sırasıyla %64,99'u RES'ten, %33,35'i UŞ'den ve %1,66'sı BEDS tarafından karşılanmaktadır. Bu vakada DJ yük beslemesine katılmayacak şekilde planlandığı için devreye girmemiştir.



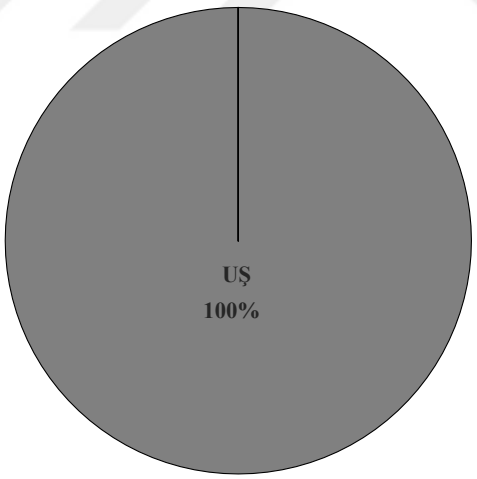
Şekil 4.4 Vaka 1.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

10 kWh kapasitesindeki BEDS'nin BŞD değişimleri Şekil 4.5'te, şarjın hangi kaynaklardan ne oranda gerçekleştiği ise Şekil 4.6'da gösterilmektedir. Şekil 4.5'te BEDS daha önce tanımlandığı şekilde kapasitesinin %20 ile %80 değerleri arasında çalıştığı görülmektedir. Bu değerler üzerinden BEDS'nin tam şarj-deşarj döngüsünü hesaplamak için Ek.4.2'de verilen MATLAB kodu oluşturulmuştur ve buna göre bu değer 582 olarak hesaplanmıştır. Bu çalışmada, BEDS'nin tam şarj-deşarj döngülerinin hesaplanmasında enerji geçiş toplamı yöntemine başvurulmuştur. Bu yaklaşımda, BŞD değerlerindeki her bir artış veya azalış, mutlak değer alınarak toplanmaktadır. Böylece, BEDS kısmen şarj edilse veya deşarj edilse dahi, tüm enerji geçişleri birikimli olarak hesaba katılmaktadır. Tam bir döngü, bataryanın kullanılabilir kapasitesinin %100'üne karşılık gelen enerji hareketinin tamamlanmasıyla tanımlanmaktadır. Örneğin, 10 kWh kapasiteli bir batarya için %80–%20 aralığı kullanılabilir kapasiteyi temsil etmekte olup bu aralık %60'lık enerji oranına, yani 6 kWh'lik enerji geçişine karşılık gelmektedir. Dolayısıyla BŞD verilerindeki mutlak farkların toplamı her 6 kWh enerji hareketine ulaştığında, bu bir tam şarj-deşarj döngüsü olarak kabul edilmiştir. Bu yöntem, literatürde özellikle kısmi döngülerin etkilerini tam döngülere dönüştürerek BEDS yaşlanma analizlerinde daha doğru bir metrik sunduğu için tercih edilmektedir. Böylece yalnızca tam %20–80 arası döngüler değil, parçalı kullanım senaryoları da hesaba katılmaktadır.



Şekil 4.5 Vaka 1.1 BŞD değişimleri

BEDS'nin şarj talebinin hangi kaynaktan ne oranda karşılandığı yüzdesel dağılım olarak Şekil 4.6'da verilmektedir. Buna göre bu vakada BEDS'nin şarj talebinin %100'nün UŞ'den karşılandığı görülmektedir.



Şekil 4.6 Vaka 1.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı

Çalışmanın BEDS'li durumundaki analizlerinden bir diğeride depolanan enerji ile ilişkili maliyetleri doğrudan dikkate alan Seviyelendirilmiş Batarya Maliyeti (SBM) için yapılmıştır. Literatürde, özellikle enerji sistemlerinin planlamasında sıklıkla kullanılan Seviyelendirilmiş Enerji Maliyeti (SEM) yöntemi bu çalışmada BEDS sisteminin ilave bir yatırım olmasından dolayı sadece batarya için dikkate alınmıştır. SBM hesabında, BEDS sistemine ait ilk yatırım ve bakım-onarım

maliyetlerinin yanı sıra BEDS şarjı sırasında gereken yakıt ve elektrik giderleri de dikkate alınmıştır. SBM, yalnızca BEDS şarjı için gerekli maliyetleri içermesi nedeniyle yerel elektrik veya yakıt fiyatlarındaki değişimlere SEM'e kıyasla daha az duyarlıdır. Literatürde, SBM hesaplaması için çeşitli formüller bulunmakla birlikte kesin olarak benimsenmiş bir formül bulunmamaktadır. Bazı yaklaşımlarda işletme ve bakım maliyetleri hariç tutulmakta, bazılarında ise hurda değerleri veya söküm maliyetleri eklenmektedir. Bu çalışmada SBM, Denklem 4.1 ve Denklem 4.23 kullanılarak hesaplanmıştır. Kısaca SBM değeri, BEDS'in şarjı için oluşan toplam maliyetin ($M_{BEDS}^{şarj,toplam}$), BEDS'ten kullanılan toplam enerji miktarına ($P_{BEDS}^{kullanılan,toplam}$) bölünmesi ile elde edilmektedir. Bu doğrultuda yapılan hesaplamaların sonuçları Tablo 4.3'te gösterilmektedir. Buna göre, BEDS toplam şarj maliyeti 1.278,43 TL, toplam enerji kullanımı ise 1.666,54 kWh olarak hesaplanmıştır. Hesaplama neticesinde Vaka 1 için SBM değeri 0,77 TL/kWh olarak belirlenmiştir.

Tablo 4.3 Vaka 1.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM

$M_{BEDS}^{şarj,toplam}$ BEDS Toplam Şarj Maliyeti (TL)	$P_{BEDS}^{kullanılan,toplam}$ BEDS Tarafından Sağlanan Toplam Enerji Miktarı (kWh)	SBM (TL/kWh)
1.278,43	1.666,54	0,77

Son olarak, bu senaryoda BEDS işletiminden kaynaklanan net emisyon miktarı ($E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam}$) 81,24 kg olarak hesaplanmıştır. Bu vaka analizi altında elde edilen yukarıda bahsedilen sonuçlar özet olarak Tablo 4.4'te verilmektedir.

Tablo 4.4 Vaka 1.1 sonuç özet tablosu

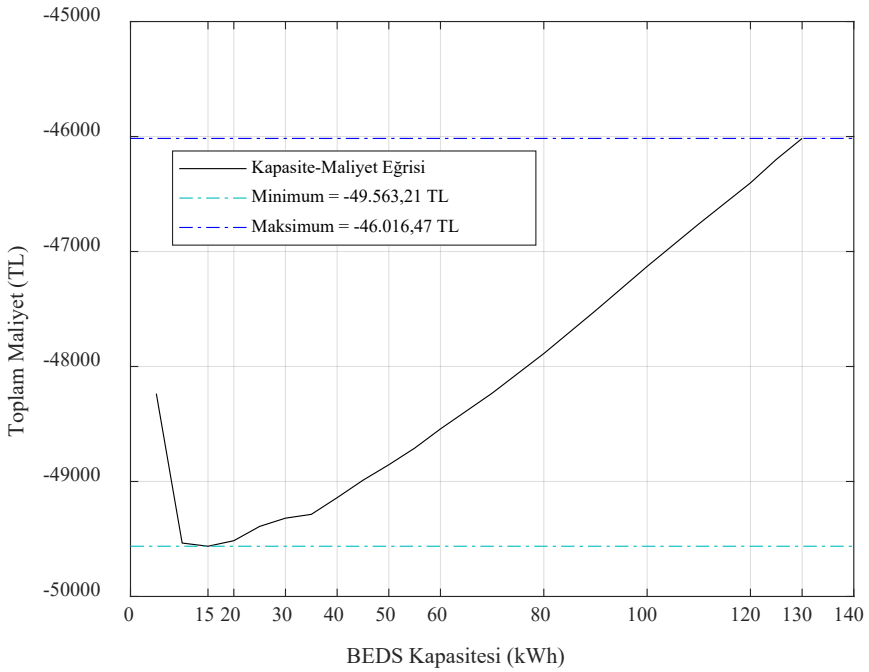
F (TL)	$E_{aylık}^{net\ toplam}$ (kg)	SBM (TL/kWh)	$P_{UŞ}^{maksimum}$ (kW)	Yük talebindeki kaynak arzı dağılımı			
				P_{RES}	$P_{UŞ}$	P_{DJ}	P_{BEDS}
-39.507,61	-71.493,74	0.77	185,1	%64,99	%33,35	%0	%1,66

4.2.2 Vaka Çalışması 2.1: DJ'nin Yük Beslemesine Dahil Edildiği Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları

Bu vaka çalışmasında elde edilen toplam maliyet ve emisyon sonuçları Tablo 4.5'te gösterilmektedir. Bu maliyet, Şekil 4.7'de gösterilen hassasiyet analizinde 15 kWh kapasitesindeki BEDS ile elde edilmiştir. Hassasiyet analizinde, bir önceki vaka analizinde yapıldığı gibi batarya kapasitesi aynı senaryonun BEDS'siz versiyonundaki toplam maliyetten (Vaka 2; −46.053,41 TL) daha kötü sonuç verinceye kadar ilerletilmiştir. Buna göre, 130 kWh üstünde bir BEDS seçimi artık ekonomikliğini kaybetmektedir. BEDS'siz durumda gerçekleşen aylık net karbon salınımı (− 70.770,09 kg) bu vakada 343,01 kg daha az salınmıştır. Buradan anlaşılmaktadır ki, BEDS eklenmesi durumunda emisyon oranı $E_{aylık}^{sınır}$ değeri (-71.000,00 kg) limitleri içerisinde kalmaktadır.

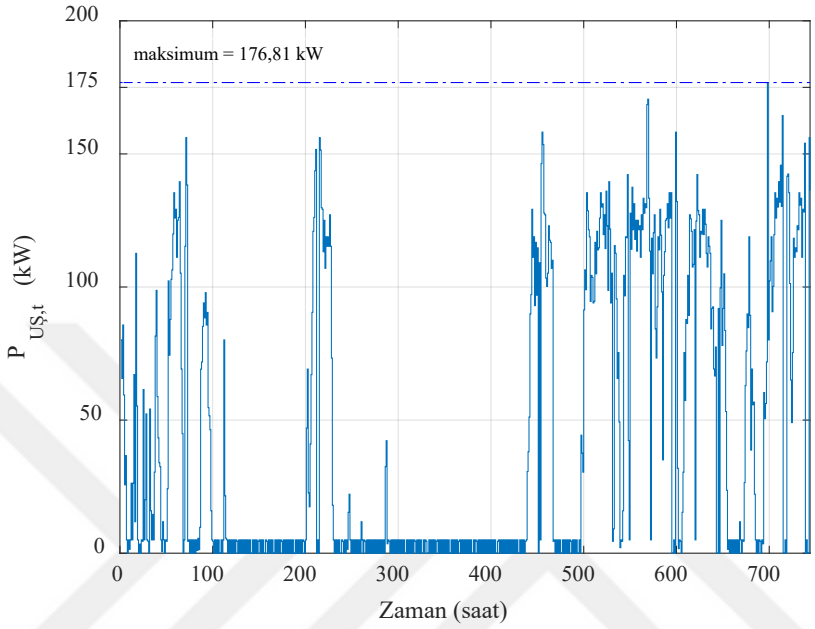
Tablo 4.5 Vaka 2.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

F	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	Aylık net karbon miktarı (kg)
-49.563,21	-71.113,10



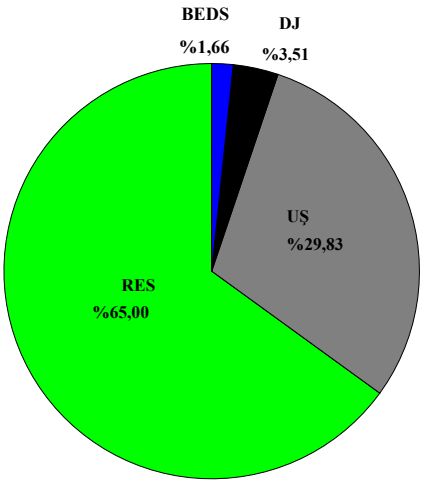
Şekil 4.7 Vaka 2.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi

15 kWh kapasiteli BEDS entegrasyonu neticesinde bu vaka analizinde UŞ'den talep edilen gücün zamana karşı değişimi Şekil 4.8'de gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere bu vakada UŞ'den alınan pik güç değeri 176,81 kW olmuştur. Bu değer BEDS'siz duruma göre (Vaka 2; 173,88 kW) %1,69 oranında artış göstermiştir.



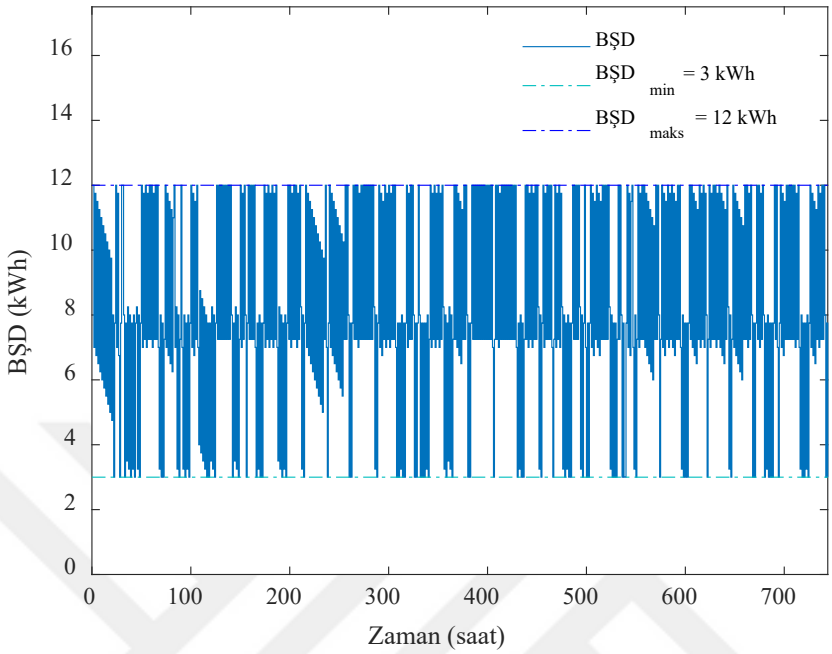
Şekil 4.8 Vaka 2.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı

Yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları Şekil 4.9'da gösterilmektedir. Buna göre talebin sırasıyla %65'i RES'ten, %29,83'ü UŞ'den, %3,51'i DJ'den, %1,66'lık kısmı ise BEDS tarafından karşılanmaktadır.



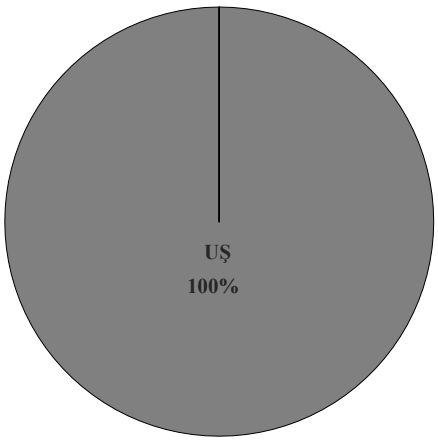
Şekil 4.9 Vaka 2.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

15 kWh kapasitesindeki BEDS'nin BŞD değişimleri Şekil 4.10'da gösterilmektedir. Bu değerler üzerinden BEDS'nin tam şarj ve deşarj döngüsünü 385 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.10 Vaka 2.1 BŞD değişimleri

BEDS'nin şarj talebinin hangi kaynaktan ne oranda karşılandığı yüzdesel dağılım olarak Şekil 4.11'de verilmektedir. Buna göre, Vaka 1.1'de olduğu gibi BEDS'nin şarj talebinin %100'nün UŞ'den karşılandığı görülmektedir. Bu vaka altındaki SBM değeri ise Tablo 4.6'da gösterilmektedir. Tablodan görüldüğü üzere bu değer 0,82 TL/kWh olarak hesaplanmıştır.

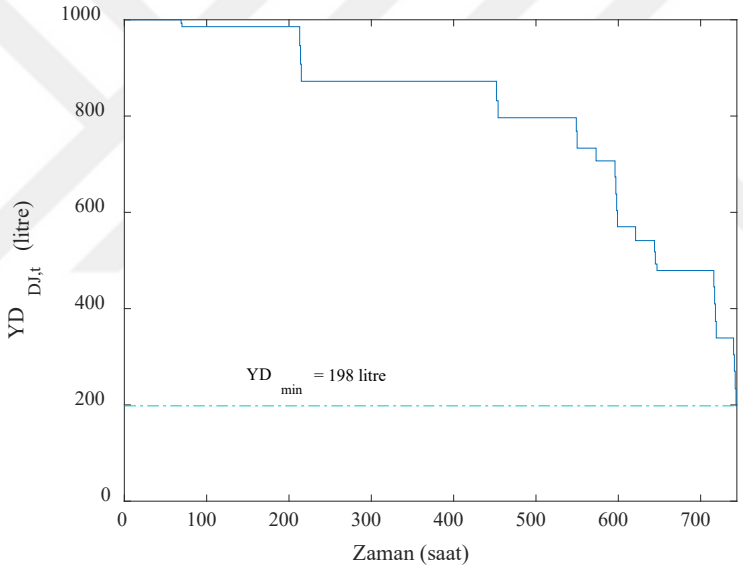


Şekil 4.11 Vaka 2.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı

Tablo 4.6 Vaka 2.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM

$M_{BEDS}^{şarj,toplam}$ BEDS Toplam Şarj Maliyeti (TL)	$P_{BEDS}^{kullanılan,toplam}$ BEDS Tarafından Sağlanan Toplam Enerji Miktarı (kWh)	SBM (TL/kWh)
1.352,28	1.657,51	0,82

Bu vakada BEDS işletiminden kaynaklanan net emisyon miktarı ($E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam}$) 80,85 kg olarak hesaplanmıştır. Son olarak, bu vaka analizde DJ'nin yakıt durumu değişimi Şekil 4.12'de gösterilmektedir. Şekilde gösterildiği üzere bu vakada DJ belirlenen minimum yakıt limitine (YD_{DJ}^{min}) kadar optimal bir şekilde çalıştırılmıştır.



Şekil 4.12 Vaka 2.1 DJ yakıt durumu değişimi

Bu vaka analizi altında elde edilen yukarıda bahsedilen sonuçlar özet olarak Tablo 4.7'de verilmektedir.

Tablo 4.7 Vaka 2.1 sonuç özet tablosu

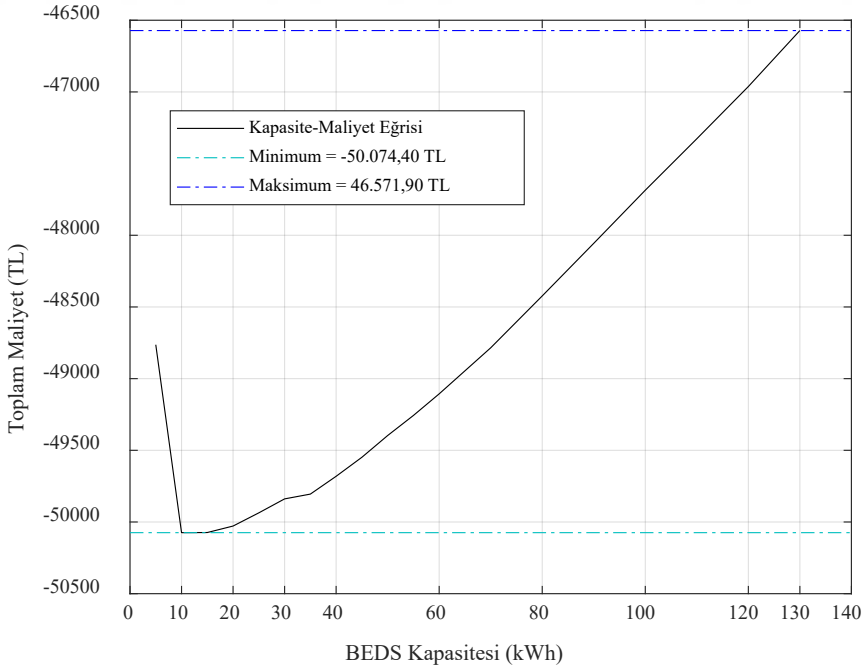
F (TL)	$E_{aylık}^{net\ toplam}$ (kg)	SBM (TL/kWh)	$P_{UŞ}^{maksimum}$ (kW)	Yük talebindeki kaynak arzı dağılımı			
				P_{RES}	$P_{UŞ}$	P_{DJ}	P_{BEDS}
-49.563,21	-71.113,10	0,82	176,81	%65,00	%29,83	%3,51	%1,66

4.2.3 Vaka Çalışması 3.1: DJ'nin Tepe Yük Azaltımı Stratejisi Altında Optimal İşletimi Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları

Bu vaka çalışmasında elde edilen toplam maliyet ve emisyon sonuçları Tablo 4.8'de gösterilmektedir. Bu maliyet, Şekil 4.13'te gösterilen hassasiyet analizinde 10 kWh kapasitesindeki BEDS ile elde edilmiştir. Hassasiyet analizinde önceki vaka analizlerinde yapıldığı gibi batarya kapasitesi aynı senaryonun BEDS'siz versiyonundaki toplam maliyetten (Vaka 3; −46.571,10 TL) daha kötü sonuç verinceye kadar ilerletilmiştir. Buna göre bu vaka için 130 kWh enerji kapasitesinin üstünde bir batarya kapasite seçimi artık ekonomikliğini kaybetmektedir. BEDS'siz durumda gerçekleşen aylık net karbon salınımı (−70.770,09 kg) bu vakada 331,03 kg daha az salınarak -71.101,12 kg olarak gerçeklemiştir. Bu durumda da emisyon oranı $E_{aylık}^{sınır}$ değeri (-71.000,00 kg) limitleri içerisinde kalmaktadır.

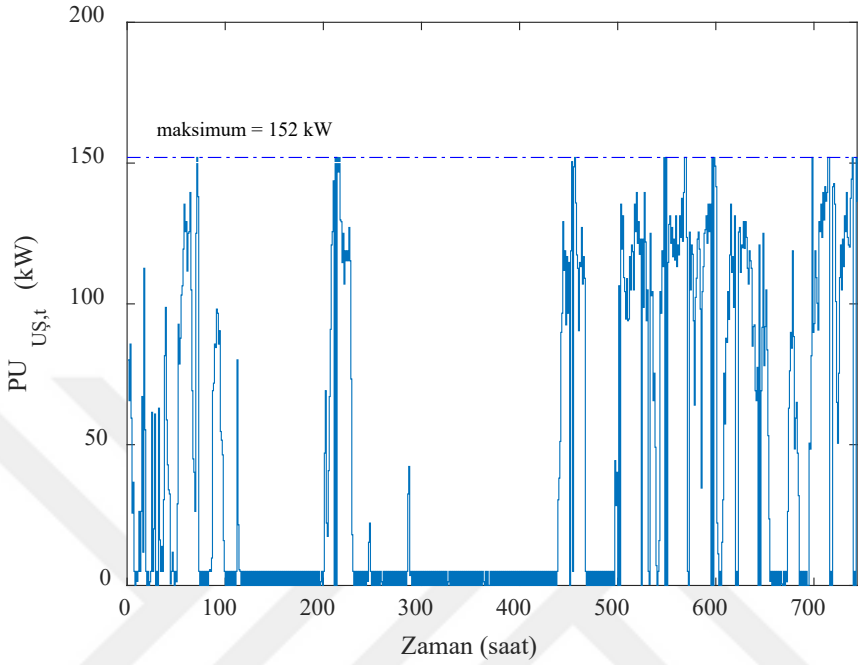
Tablo 4.8 Vaka 3.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

F	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	Aylık net karbon miktarı (kg)
-50.074,40	-71.113,10



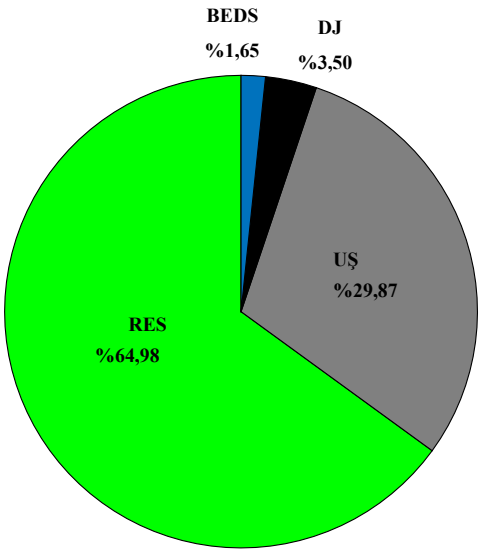
Şekil 4.13 Vaka 3.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi

10 kWh kapasiteli BEDS entegrasyonu neticesinde bu vaka analizinde UŞ'den talep edilen gücün zamana karşı değişimi Şekil 4.14'te gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere bu vakada UŞ'den alınan pik güç değeri belirlendiği gibi 152 kW olmuştur.



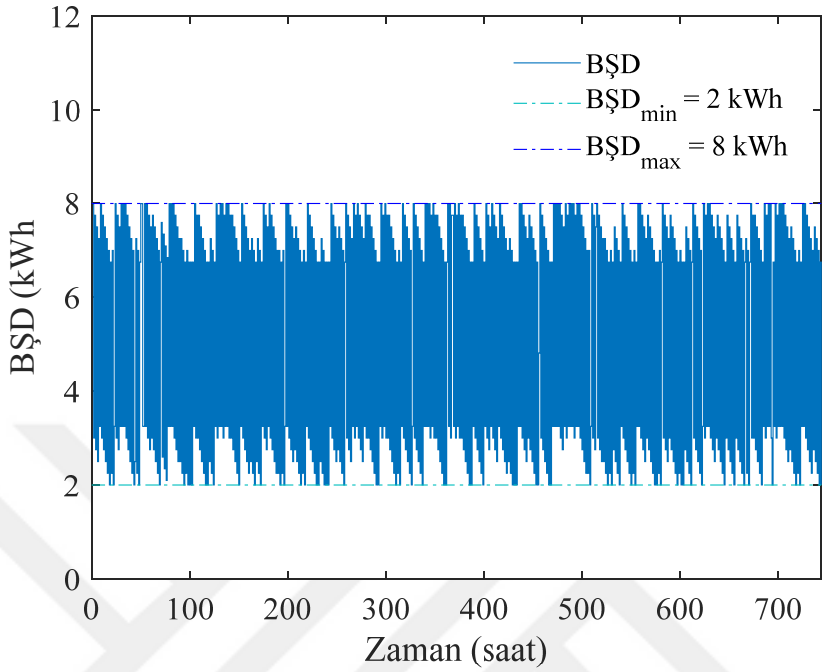
Şekil 4.14 Vaka 3.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı

Yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları Şekil 4.15'te gösterilmektedir. Buna göre talebin sırasıyla %64,98'i RES'ten, %29,87'si UŞ'den, %3,50'si DJ'den, %1,65'lik kısmı ise BEDS tarafından karşılanmıştır.



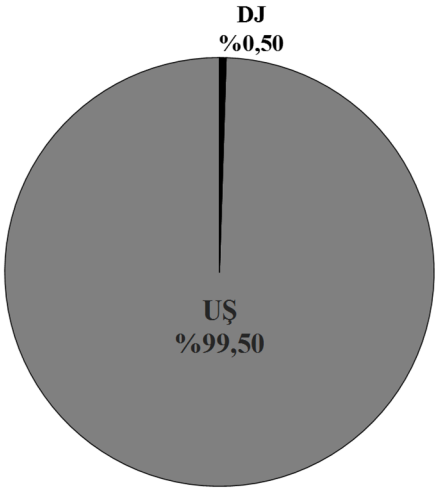
Şekil 4.15 Vaka 3.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

10 kWh kapasitesindeki BEDS'nin BŞD değişimleri Şekil 4.16'da gösterilmektedir. Buna göre bu vaka için BEDS'nin tam şarj ve deşarj döngüsünü 578 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.16 Vaka 3.1 BŞD değişimleri

BEDS'nin şarj talebinin hangi kaynaktan ne oranda karşılandığı yüzdesel dağılım olarak Şekil 4.17'de verilmektedir. Buna göre bu vakada, önceki BEDS'li vakalardan farklı olarak bataryanın çok az miktarda olsa (%0,50) DJ'den şarj edildiği görülmektedir.



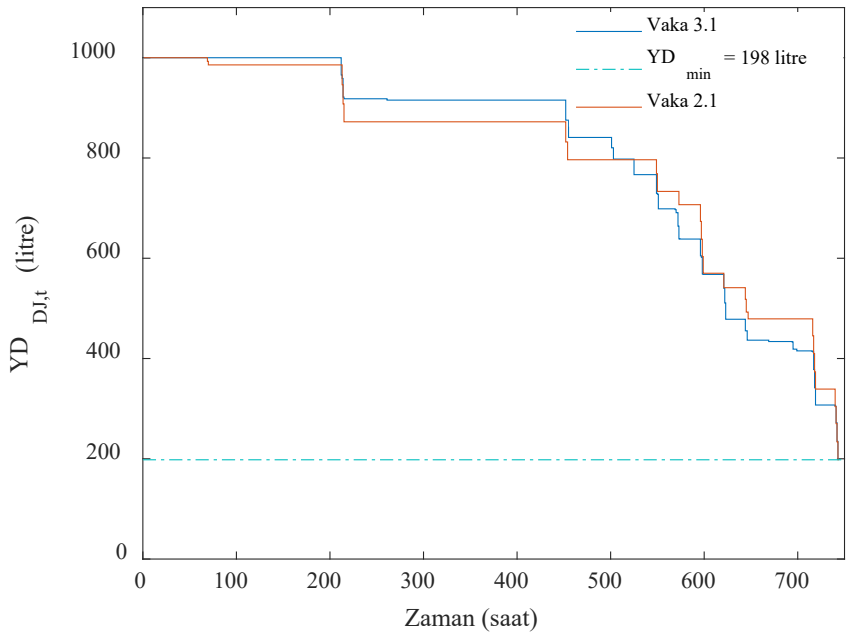
Şekil 4.17 Vaka 3.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı

Bu vaka altındaki SBM değeri ise Tablo 4.9'da gösterilmektedir. Tablodan görüldüğü üzere bu değer 0,73 TL/kWh olarak hesaplanmıştır. Ayrıca, bu vakada BEDS işletiminden kaynaklanan net emisyon miktarı ($E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam}$) 83,32 kg olarak hesaplanmıştır.

Tablo 4.9 Vaka 3.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM

$M_{BEDS}^{şarj,toplam}$ BEDS Toplam Şarj Maliyeti (TL)	$P_{BEDS}^{kullanılan,toplam}$ BEDS Tarafından Sağlanan Toplam Enerji Miktarı (kWh)	SBM (TL/kWh)
1.204,78	1.655,94	0,73

Son olarak bu vaka analizde DJ'nin yakıt durumu değişimi Şekil 4.18'de gösterilmektedir. Şekilde gösterildiği üzere bu vakada da DJ belirlenen minimum yakıt limitine (YD_{DJ}^{min}; 198 litre) kadar optimal bir şekilde çalıştırılmıştır. Bu değer Vaka 2.1'deki durumla karşılaştırıldığında her ne kadar her iki vakada da DJ yük beslsmesinde %3,50 katkı yapmış ve çalışmasını belirlenen limitte bitirmiş olsada, Şekil 4.12 ve Şekil 4.18 incelendiğinde DJ'lerin devreye girme zamanlarının farklı olduğu görülmektedir.



Şekil 4.18 Vaka 3.1 DJ yakıt durumu değişimi

Bu vaka analizi altında elde edilen yukarıda bahsedilen sonuçlar özet olarak Tablo 4.10'da verilmektedir.

Tablo 4.10 Vaka 3.1 sonuç özet tablosu

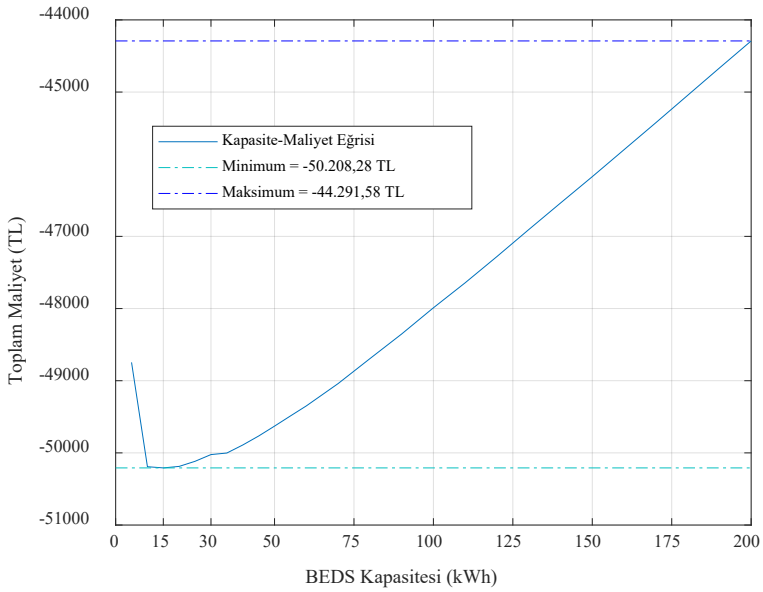
F (TL)	$E_{aylık}^{net\ toplam}$ (kg)	SBM (TL/kWh)	$P_{UŞ}^{maksimum}$ (kW)	Yük talebindeki kaynak arzı dağılımı			
				P_{RES}	$P_{UŞ}$	P_{DJ}	P_{BEDS}
-50.074,40	-71.113,10	0,73	152	%64,98	%29,87	%3,50	%1,65

4.2.4 Vaka Çalışması 4.1: Aylık Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları

Bu vaka çalışmasında elde edilen toplam maliyet ve emisyon sonuçları Tablo 4.11'de gösterilmektedir. Bu maliyet, Şekil 4.19'da gösterilen hassasiyet analizinde 15 kWh kapasitesindeki BEDS ile elde edilmiştir. Hassasiyet analizinde önceki vaka analizlerinde yapıldığı gibi batarya kapasitesi aynı senaryonun BEDS'siz versiyonundaki toplam maliyetten (Vaka 4; −44.262,69 TL) daha kötü sonuç verinceye kadar ilerletilmiştir. Buna göre bu vaka için 200 kWh enerji kapasitesinin üstünde bir batarya kapasite seçimi artık ekonomikliğini kaybetmektedir. BEDS'siz durumda gerçekleşen aylık net karbon salınımı (Vaka 4; −71.000,00 kg) bu vakada 111,35 kg daha az salınarak -71.111,35 kg olarak gerçeklemiştir.

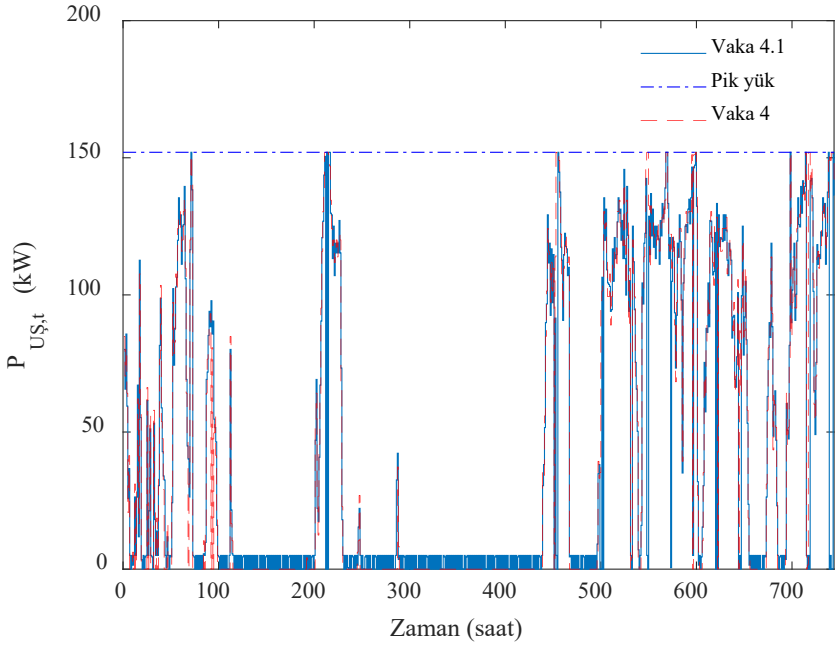
Tablo 4.11 Vaka 4.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

F	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	Aylık net karbon miktarı (kg)
-50.208,28	-71.111,35



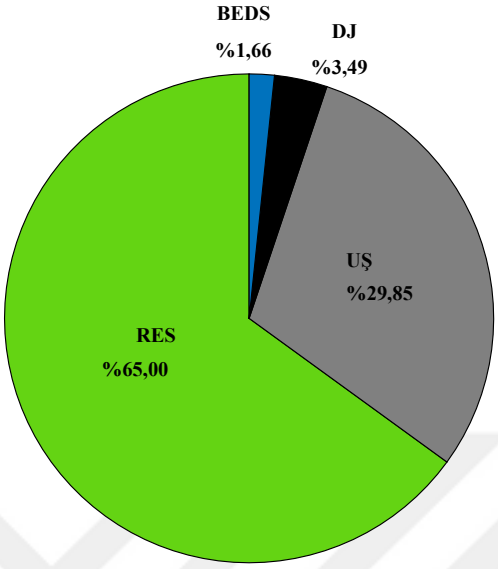
Şekil 4.19 Vaka 4.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi

15 kWh kapasiteli BEDS entegrasyonu neticesinde bu vaka analizinde UŞ'den talep edilen gücün zamana karşı değişimi Şekil 4.20'de gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere bu vakada da UŞ'den alınan pik güç değeri belirlendiği gibi 152 kW olmuştur. Ancak her ne kadar Vaka 4 ile bu değer aynı olsa da bu vakada UŞ'den alınan güç değerleri aylık bazdaki karbon ticaretinden dolayı farklılıklar göstermektedir.



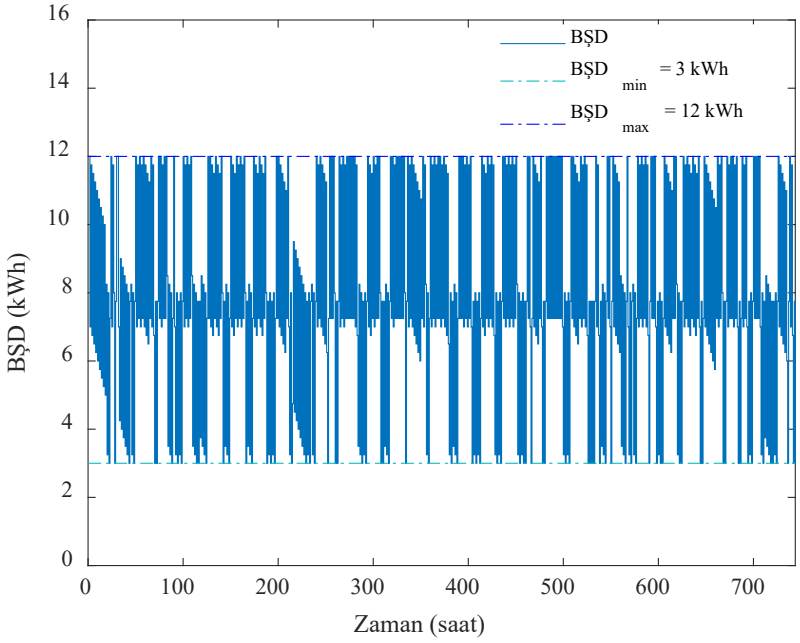
Şekil 4.20 Vaka 4.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı

Yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları Şekil 4.21'de gösterilmektedir. Buna göre talebin sırasıyla %65'i RES'ten, %29,85'i UŞ'den, %3,49'u DJ'den, %1,66'lık kısmı ise BEDS tarafından karşılanmıştır.



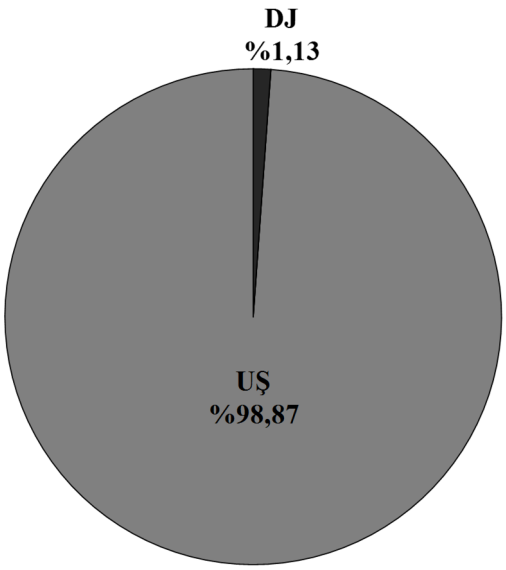
Şekil 4.21 Vaka 3.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

15 kWh kapasitesindeki BEDS'nin BŞD değişimleri Şekil 4.22'de gösterilmektedir. Buna göre, bu vaka için BEDS'nin tam şarj ve deşarj döngüsünü 386 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.22 Vaka 4.1 BŞD değişimleri

BEDS'nin şarj talebinin hangi kaynaktan ne oranda karşılandığı yüzdesel dağılım olarak Şekil 4.23'te gösterilmektedir.



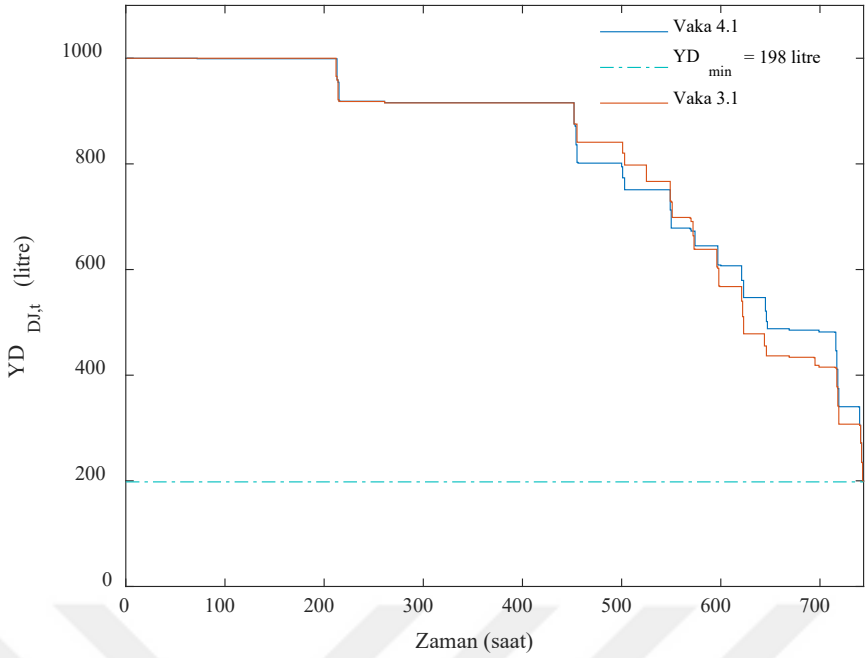
Şekil 4.23 Vaka 4.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı

Bu vaka altındaki SBM değeri ise Tablo 4.9'da gösterilmektedir. Tablodan görüldüğü üzere bu değer 0,82 TL/kWh olarak hesaplanmıştır. Ayrıca, bu vakada BEDS işletiminden kaynaklanan net emisyon miktarı ($E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam}$) 83,24 kg olarak hesaplanmıştır.

Tablo 4.12 Vaka 4.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM

$M_{BEDS}^{şarj,toplam}$ **BEDS Toplam Şarj Maliyeti (TL)**	$P_{BEDS}^{kullanılan,toplam}$ **BEDS Tarafından Sağlanan Toplam Enerji Miktarı (kWh)**	**SBM (TL/kWh)**
1.361,13	1.659,65	0.82

Son olarak bu vaka analizde DJ'nin yakıt durumu değişimi Şekil 4.24'te Vaka 3.1 ile karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Şekilde gösterildiği üzere bu vakada da DJ belirlenen minimum yakıt limitine (YD_{DJ}^{min}; 198 litre) kadar optimal bir şekilde çalıştırılmıştır. Bu değer Vaka 3.1'deki durumla karşılaştırıldığında her ne kadar her iki vakada da DJ yük beslsmesinde %3,50 katkı yapmış ve çalışmasını belirlenen limitte bitirmiş olsada, DJ'lerin devreye girme zamanlarının farklı olduğu açıkça görülmektedir



Şekil 4.24 Vaka 4.1 DJ yakıt durumu değişimi

Bu vaka analizi altında elde edilen yukarıda bahsedilen sonuçlar özet olarak Tablo 4.13'te verilmektedir.

Tablo 4.13 Vaka 4.1 sonuç özet tablosu

F (TL)	$E_{aylık}^{net\ toplam}$ (kg)	SBM (TL/kWh)	$P_{UŞ}^{maksimum}$ (kW)	Yük talebindeki kaynak arzı dağılımı			
				P_{RES}	$P_{UŞ}$	P_{DJ}	P_{BEDS}
-50.208,28	-71.111,35	0,82	152	%65	%29,85	%3,59	%1,66

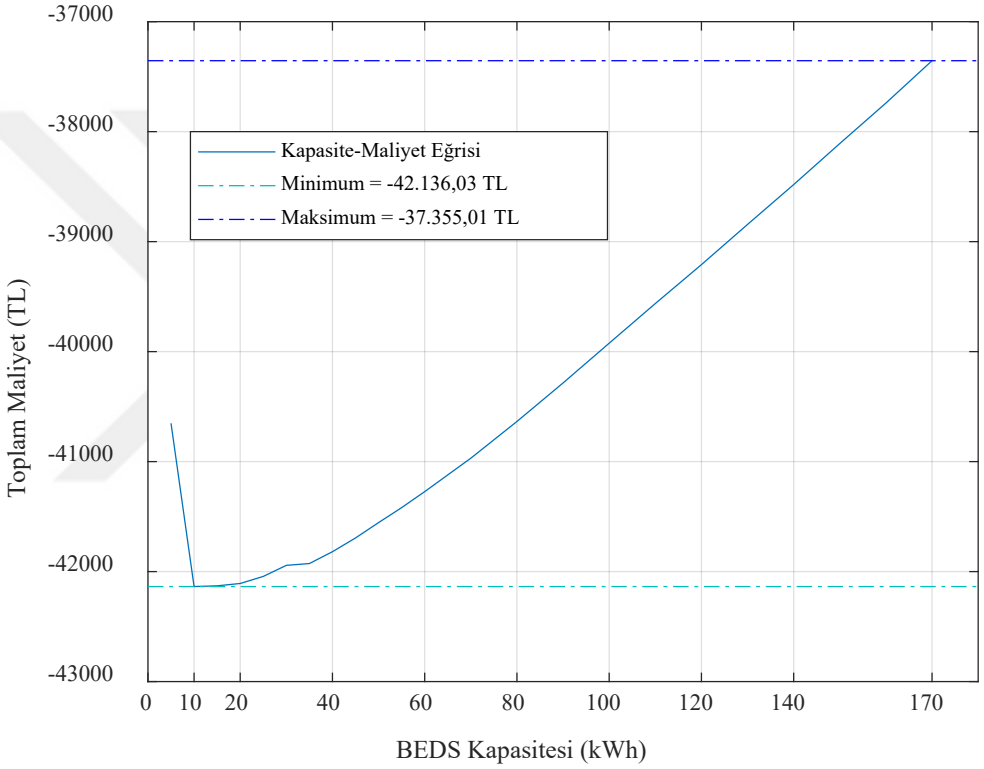
4.2.5 Vaka Çalışması 5.1: Saatlik Bazda Karbon Dengesinin ve Ticaretinin Dâhil Edildiği Durumun BEDS Entegrasyonu Sonrası Sonuçları

Bu vaka çalışmasında elde edilen toplam maliyet ve emisyon sonuçları Tablo 4.14'te gösterilmektedir. Bu maliyet, Şekil 4.25'te gösterilen hassasiyet analizinde 10 kWh kapasitesindeki BEDS ile elde edilmiştir. Hassasiyet analizinde önceki vaka analizlerinde yapıldığı gibi batarya kapasitesi aynı senaryonun BEDS'siz versiyonundaki toplam maliyetten (Vaka 5; -37.722,03 TL) daha kötü sonuç verinceye kadar ilerletilmiştir. Buna göre bu vaka için 170 kWh enerji kapasitesinin üstünde bir batarya kapasite seçimi artık ekonomikliğini kaybetmektedir. BEDS'siz

durumda gerçekleşen aylık net karbon salınımı (Vaka 5; −71.000,00 kg) bu vakada 105,56 kg daha az salınarak -71.101,36 kg olarak gerçeklemiştir

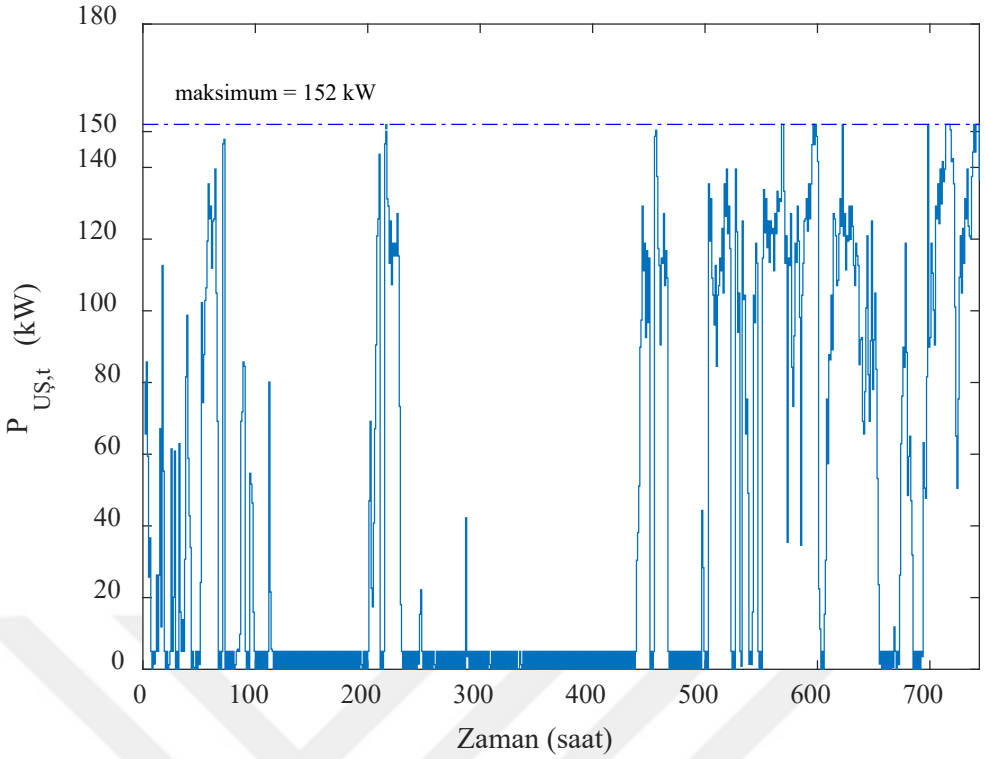
Tablo 4.14 Vaka 5.1 toplam maliyet ve emisyon sonuçları

F	$E_{aylık}^{net\ toplam}$
Amaç Fonksiyonu (TL)	**Aylık net karbon miktarı (kg)**
-42.136,03	-71.105,56

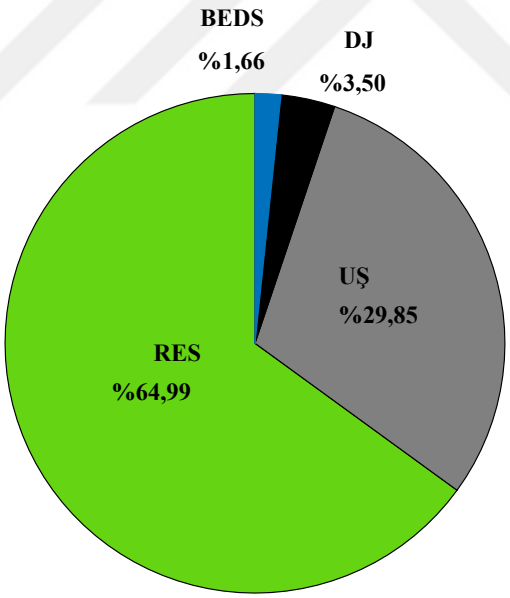


Şekil 4.25 Vaka 5.1 BEDS kapasite-maliyet hassasiyet analizi

10 kWh kapasiteli BEDS entegrasyonu neticesinde bu vaka analizinde UŞ'den talep edilen gücün zamana karşı değişimi Şekil 4.26'da gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere bu vakada da UŞ'den alınan pik güç değeri belirlendiği gibi 152 kW değerinde sınırlandırılmıştır. Yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları Şekil 4.27'de gösterilmektedir. Buna göre talebin sırasıyla %65'i RES'ten, %29,85'i UŞ'den, %3,49'u DJ'den, %1,66'lık kısmı ise BEDS tarafından karşılanmıştır

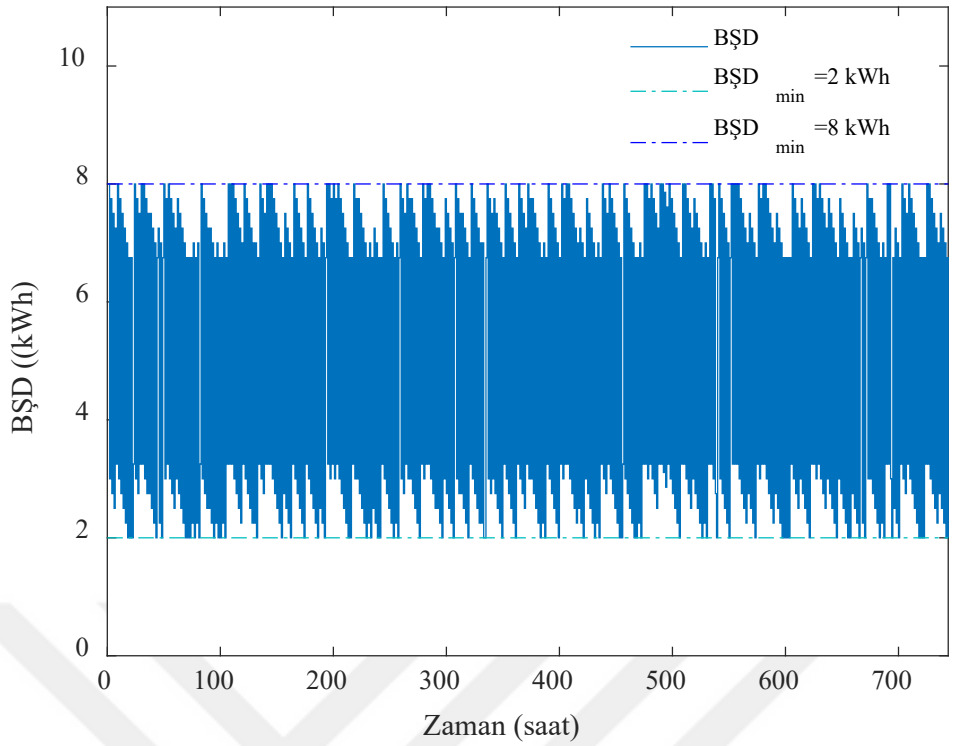


Şekil 4.26 Vaka 5.1 saatlik bazda UŞ'den alınan güç dağılımı



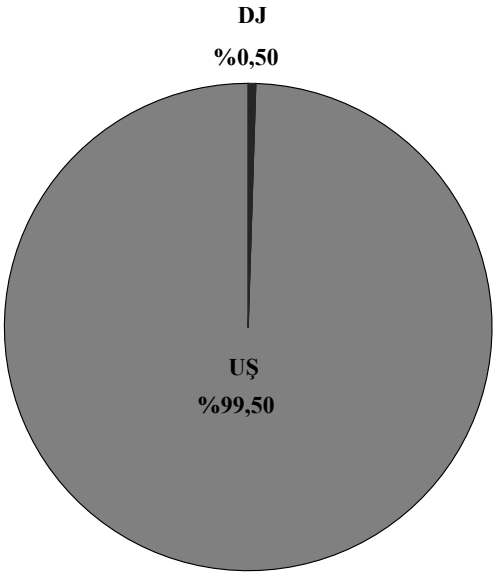
Şekil 4.27 Vaka 5.1 yük beslemesinde kaynakların kullanım oranları

10 kWh kapasitesindeki BEDS'nin BŞD değişimleri Şekil 4.28'de gösterilmektedir. Buna göre bu vaka için BEDS'nin tam şarj ve deşarj döngüsünü 580 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.28 Vaka 5.1 BŞD değişimleri

BEDS'nin şarj edilmesinde kullanılan kaynakların yüzdesel dağılımı Şekil 4.29'da gösterilmektedir. Buna göre Vaka 4.1'e kıyasla bu vakada BEDS'nin şarj edilmesinde DJ'nin payı biraz daha azalmıştır.



Şekil 4.29 Vaka 5.1 BEDS'nin edilmesinde kullanılan kaynakların dağılımı

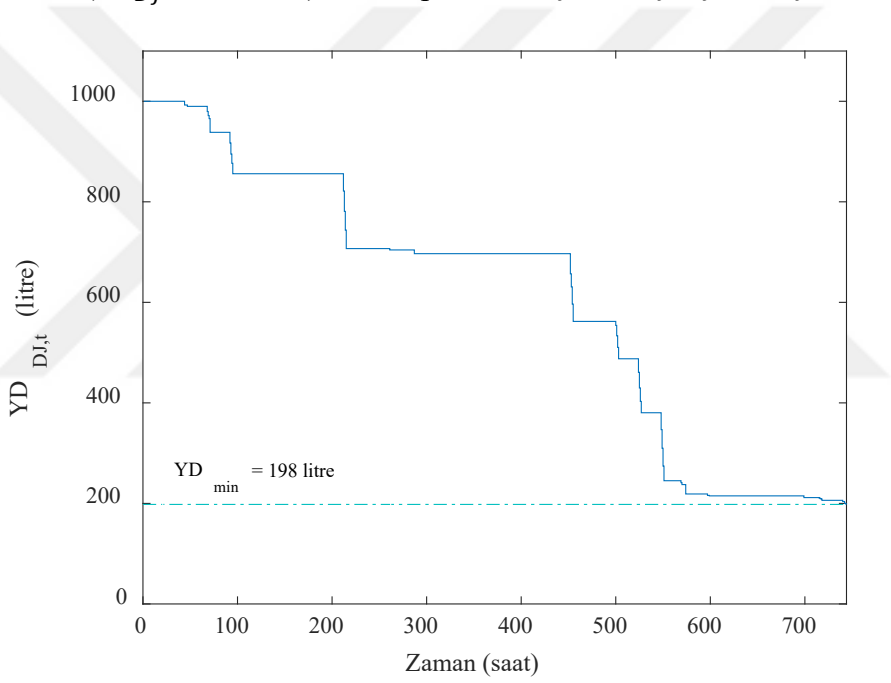
Bu vaka altındaki SBM değeri ise Tablo 4.15'te gösterilmektedir. Tablodan görüldüğü üzere bu değer 0,97 TL/kWh olarak hesaplanmıştır. Ayrıca, bu vakada

BEDS işletiminden kaynaklanan net emisyon miktarı ($E_{BEDS,aylık}^{net\ toplam}$) 83,67 kg olarak hesaplanmıştır.

Tablo 4.15 Vaka 5.1 BEDS şarj maliyeti, sağlanan enerji ve SBM

$M_{BEDS}^{şarj,toplam}$ **BEDS Toplam Şarj Maliyeti (TL)**	$P_{BEDS}^{kullanılan,toplam}$ **BEDS Tarafından Sağlanan Toplam Enerji Miktarı (kWh)**	**SBM (TL/kWh)**
1.618,25	1.662,50	0.97

Son olarak bu vaka analizde DJ'nin yakıt durumu değişimi Şekil 4.30'da gösterilmektedir. Şekilde gösterildiği üzere bu vakada da DJ belirlenen minimum yakıt limitine (YD_{DJ}^{min}; 198 litre) kadar optimal bir şekilde çalıştırılmıştır.



Şekil 4.30 Vaka 5.1 DJ yakıt durumu değişimi

Bu vaka analizi altında elde edilen yukarıda bahsedilen sonuçlar özet olarak Tablo 4.16'da verilmektedir.

Tablo 4.16 Vaka 5.1 sonuç özet tablosu

F **(TL)**	$E_{aylık}^{net\ toplam}$ **(kg)**	**SBM (TL/kWh)**	$P_{UŞ}^{maksimum}$ **(kW)**	**Yük talebindeki kaynak arzı dağılımı**			
				P_{RES}	$P_{UŞ}$	P_{DJ}	P_{BEDS}
-42.136,03	-71.105,56	0,97	152	%64,99	%29,85	%3,50	%1,66

4.3 Optimizasyon Sonuçları Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi

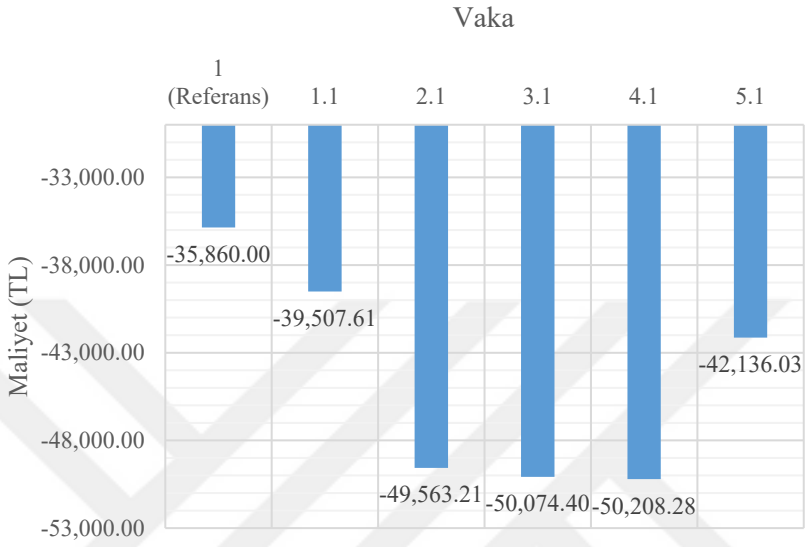
Bu bölümde sonuçların karşılaştırmalı analizi iki farklı kategoride ele alınmıştır. İlk kategoride BEDS'li vakalar kendi aralarında ve baz durum olan Vaka 1 ile sistematik bir şekilde kıyaslanmış ve analiz edilmiştir. Bu kıyaslama çalışmada "Dikey Kıyaslama" olarak ele alınmıştır. İkinci kategoride ise vaka çifti karşılaştırmaları yapılmıştır. Yani, bu bölümde gerçekleştirilen her bir BEDS'li vaka, tezin 3. Bölümünde yapılan ve aynı vakanın BEDS'siz olan durumu ile kaşılaştırılmış ve değerlendirilmiştir. Bu kıyaslama ise çalışmada "Yatay Kıyaslama" olarak ele alınmıştır. Her iki kategoride yapılan kıyaslamalar için tezin Ek.4.3 kısmında verilen ve her iki kategori altındaki sonuçları gösteren tablodaki veriler kullanılmıştır.

4.3.1 Dikey Kıyaslama

Ekonomik değerlendirme: BEDS entegrasyonu, referans duruma (Vaka 1) kıyasla tüm vakalarda ekonomik performansı iyileştirmiştir. Referans senaryoda toplam aylık maliyet −35.860 TL iken, BEDS içeren senaryolarda bu değer −39.508 TL ile −50.208 TL aralığında gerçekleşmiştir. En yüksek iyileşme Vaka 4.1'de sağlanmış olup, toplam maliyet baz duruma kıyasla %40,01 daha ekonomik olmuştur. Bunu Vaka 3.1 (−14.214 TL; %39,64) ve Vaka 2.1 (−13.703 TL; %38,21) izlemiştir. Vaka 1.1'de ise daha sınırlı bir kazanım elde edilmiştir (−3.648 TL; %10,17). Bu durumun nedeni, bu senaryoda BEDS'nin herhangi bir strateji belirlenmeden devreye alınması olarak değerlendirilmiştir. Vaka 5.1'de kazançlar görece daha düşük gerçekleşmiştir (−6.276 TL; %17,50). Bunun sebebi, saatlik karbon ticareti uygulamasının sisteme ek kısıtlar getirmesi ve hem DJ hem de bataryanın şarj–deşarj kullanım sınırlayarak ekonomik faydayı azaltmasıdır. Vakalara ait grafiksel sonuçlar Şekil 4.31'de gösterilmektedir.

Pik yük azaltımı: Referans senaryoda şebekeden çekilen pik güç 180,10 kW olarak gerçekleşmiştir. Vaka 1.1'de ise pik yükün 185,10 kW'a yükseldiği görülmüştür (%2,78). Bunun nedeni, bataryanın bazı saatlerde UŞ'den şarj olması ve bu işlemin yüksek talep dönemlerine denk gelerek mevcut pik değerini artırmasıdır. Vaka 2.1'de pik yük 176,81 kW'a gerileyerek −3,29 kW (-%1,83) düşüş sağlamıştır; bu durum, bataryanın belirli ölçüde tepe saatlerinde yükü desteklemesiyle

açıklanabilir. En belirgin etkiler ise Vaka 3.1, 4.1 ve 5.1 senaryolarında gözlenmiştir; pik yük belirlendiği gibi 152,00 kW'a sabitlenmiştir ve böylece %15,60 oranında iyileşme sağlanmştır. Ayrıca, pik yükün belirlenen şekilde sınırlandırılması sonucunda ÇT3Z'lı tarifenin GB bileşeni optimize edilip maliyet bazında iyileşme sağlanmıştır.



Şekil 4.31 Vaka maliyet sonuç karşılatırması

Karbon emisyonu etkileri: Net karbon emisyon çıktıları, ekonomik ve pik yük sonuçlarına kıyasla daha sınırlı değişim göstermiştir. Referans durumda karbon emisyonu −71.157,5 kg'dır. Vaka 1.1'de bu değer −71.493,7 kg'a düşmüş ve −336,2 kg ve %0,47 iyileşme elde edilmiştir. Ancak, Vaka 2.1 ve Vaka 5.1 senaryolarında emisyonlar baz duruma göre 44–52 kg (%0,06–0,07) arasında hafif artış göstermiştir. Bu artışın temel nedeni, bataryanın şarj edilmesi için bazı saatlerde UŞ'den veya DJ'den enerji alınmasıdır. Dolayısıyla, BEDS entegrasyonu ekonomik fayda sağlarken, emisyon etkisi şarj kaynaklarının yapısına bağlı olarak olumlu ya da olumsuz değişebilmektedir. Ancak, her durumda da karbon emisyonları aylık bazda belirlenen limiti (-71.000,00 kg) karşılaşmaktadır.

BEDS kapasitesi ve optimallik sınırları: Senaryolarda hesaplanan optimal BEDS kapasitesi 10–15 kWh aralığında değişmiştir. Vaka 1.1, 3.1 ve 5.1 için 10 kWh, Vaka 2.1 ve 4.1 için ise 15 kWh kapasite optimal bulunmuştur. Bununla birlikte, optimalliğin kaybolduğu kapasite değerleri senaryolara göre 120–200 kWh arasında değişmektedir. Özellikle Vaka 4.1'de bu sınır 200 kWh'a kadar yükselmiştir. Bu bulgu, karbon ticareti ve pik yük azaltımı gibi stratejilerin

bataryanın marjinal katkısını artırarak daha yüksek kapasitelere kadar ekonomik fayda sağlamasına imkân tanıdığını göstermektedir. Daha düşük sınır değerleri (ör. Vaka 1.1'de 120 kWh) ise işletim stratejisinin bataryanın katkısını sınırladığını ve marjinal getirilerin daha erken azaldığını göstermektedir.

SBM analizi: SBM değeri, vakalara göre 0,73–0,97 TL/kWh arasında değişmiştir. Vaka 3.1'de 0,73 TL/kWh ile en düşük SBM değeri elde edilmiştir. Bunun nedeni, bataryanın daha verimli bir şekilde kullanılması ve yüksek deşarj oranıyla maliyetlerin birim enerjiye daha dengeli dağılmasıdır. Vaka 1.1'de 0,77 TL/kWh ve Vaka 2.1–4.1'de 0,82 TL/kWh değerleri elde edilmiştir. Buna karşılık, Vaka 5.1'de 0,97 TL/kWh ile en yüksek SBM değeri elde edilmiştir. Bunun sebebi, saatlik karbon ticaretinin bataryanın operasyonel esnekliğini kısıtlaması, şarj maliyetlerini artırması ve birim enerji başına düşen maliyeti yükseltmesi olarak değerlendirilmektedir.

Tam şarj/deşarj analizi: BEDS'in tam şarj–deşarj döngü sayıları, sistemin farklı işletim stratejileri altında bataryanın ne ölçüde devreye girdiğini ve hangi sıklıkla kullanıldığını göstermektedir. İncelenen dönem içerisinde tam döngü sayıları Vaka 1.1'de 582, Vaka 2.1'de 385, Vaka 3.1'de 578, Vaka 4.1'de 386 ve Vaka 5.1'de 580 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlar, bataryanın kullanım yoğunluğunun senaryoya bağlı olarak değiştiğini ortaya koymaktadır. BEDS'in kullanım yoğunluğunu değerlendirmek için yalnızca tam şarj–deşarj döngü sayıları değil, aynı zamanda BŞD değerlerinin hangi seviyelerde yoğunlaştığı da dikkate alınmalıdır. Bu sebeple çalışmanın bu kısmında Çekirdek Yumuşatma Yoğunluk Tahmini (ÇYYT) yöntemi kullanılmıştır. Böylelikle bataryanın hangi şarj durumlarında daha sık çalıştığı Şekil 4.32'de görselleştirilmiştir. Buna göre, bataryanın toplam döngü sayısı ile bu döngülerin hangi kapasite aralıklarında gerçekleştiği birlikte incelenebilmektedir.

ÇYYT yöntemi bir değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonunu örneklem verileri üzerinden tahmin etmeye yarayan parametrik olmayan bir yöntemdir. Yöntemin temel amacı, gözlenen verilerden sürekli ve pürüzsüz bir yoğunluk fonksiyonu elde etmektir. Bu yaklaşım, verilerin hangi değer aralıklarında yoğunlaştığını, hangi bölgelerde seyrekleştiğini ve dağılımın kaç modlu (tepe noktası olan) olduğunu görsel olarak ortaya koyar. Böylelikle, örneklemde gizli kalan örüntüler, kümelenmeler veya eğilimler tespit edilebilir.

Enerji sistemleri bağlamında ÇYYT, özellikle BEDS'lerin BŞD dağılımlarının incelenmesinde faydalı bir araçtır. BŞD değerlerinin olasılık yoğunluk eğrileri, bataryanın hangi kapasite aralıklarında daha sık çalıştığını, hangi seviyelerde daha seyrek bulunduğunu göstermektedir. Bu sayede, bataryanın işletim stratejilerine bağlı kullanım desenleri görülebilmektedir. Buna göre, Şekil 4.32'den çıkarılan sonuçlar şöyledir.

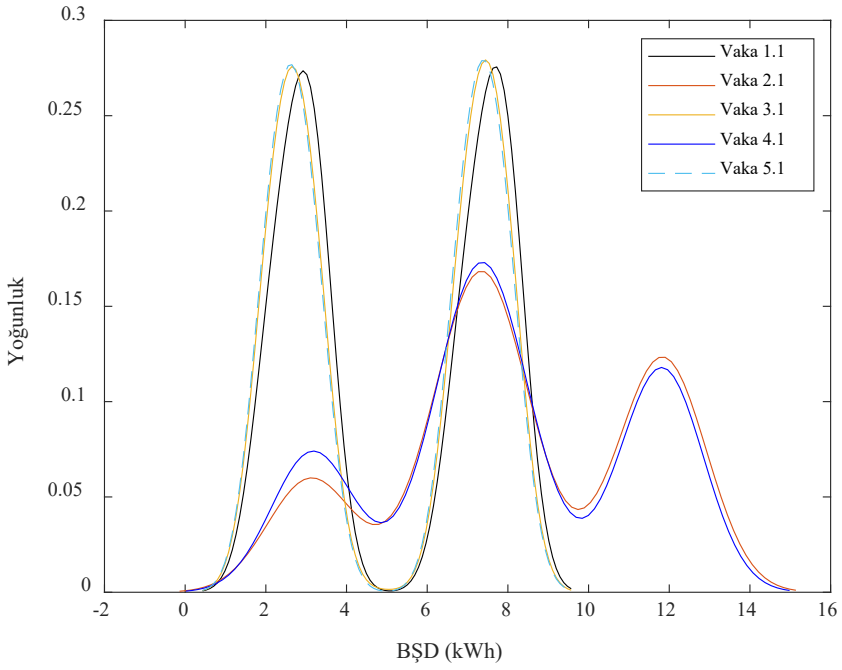
- **Vaka 1.1, 3.1 ve 5.1:** Bu üç senaryonun yoğunluk eğrileri birbirine oldukça benzemekte olup, BŞD değerleri çoğunlukla 2–4 kWh ve 6–8 kWh aralıklarında yoğunlaşmıştır. Bu durum, bataryanın düşük ve orta seviyeli şarj durumlarında sıkça bulunduğunu, yani sistemin bataryayı özellikle kısmi dolulukta çalıştırdığını göstermektedir. Ayrıca, BŞD dağılımları belirgin zirvelerle iki modlu bir yapı sergilemektedir.
- **Vaka 2.1 ve 4.1:** Bu senaryolarda yoğunluk eğrileri daha yayvan olup, BŞD değerleri çoğunlukla 6–10 kWh bandında kümelenmiştir. Bu dağılım, bataryanın daha yüksek doluluk seviyelerinde daha uzun süre kaldığını göstermektedir. Bunun nedeni, DJ'nin sisteme entegre olduğu bu senaryolarda bataryanın daha rezerv odaklı çalışması olarak değerlendirilmiştir. Ayrıca, 2.1 ve 4.1'de dağılımlar daha homojen olduğundan, BŞD'nin kullanım deseni daha düzgün görünmektedir.

Vaka bazında değerlendirildiğinde ise;

- **Vaka 1.1 (582 döngü):** Döngü sayısı yüksek olup, ÇYYT sonuçları BŞD değerlerinin özellikle 2–4 kWh ve 6–8 kWh aralıklarında yoğunlaştığını göstermektedir. Bu durum, bataryanın sık kullanıldığını fakat çoğunlukla düşük–orta seviyeli şarj durumlarında çalıştığını ortaya koymaktadır.
- **Vaka 2.1 (385 döngü):** Döngü sayısı düşüktür. ÇYYT eğrisi, BŞD'nin 6–10 kWh bandında yoğunlaştığını göstermektedir. Batarya daha seyrek çalışmakta, ancak çalıştığında genellikle daha yüksek şarj seviyelerinde tutulmaktadır. Bu, DJ'nin sisteme dahil olmasıyla açıklanabilmektedir.
- **Vaka 3.1 (578 döngü):** Döngü sayısı yüksek olup, ÇYYT dağılımı 1.1 ile benzer şekilde 2–4 kWh ve 6–8 kWh aralıklarında yoğunlaşmaktadır. Ancak burada fark, bataryanın pik saatlerde daha etkin şekilde devreye alınmasıdır. Bu nedenle döngülerin zamanlaması daha verimli olup SBM en düşük seviyeye (0,73 TL/kWh) ulaşmıştır.

- **Vaka 4.1 (386 döngü):** Döngü sayısı düşüktür. ÇYYT sonuçları, BŞD'nin daha yüksek değerlerde ve daha düzgün bir dağılım sergilediğini göstermektedir. Bu durum, aylık karbon dengesi kısıtlarının bataryayı daha seçici ve yüksek şarj seviyelerinde çalışmaya zorladığını işaret etmektedir.
- **Vaka 5.1 (580 döngü):** Döngü sayısı yüksek olmasına rağmen, ÇYYT eğrileri 1.1 ve 3.1'e oldukça benzer görünmektedir. Ancak saatlik karbon kısıtları nedeniyle batarya daha sık devreye girmiş, bazı döngüler ekonomik kazanımın düşük olduğu saatlerde gerçekleşmiştir. Bu da SBM'nin en yüksek seviyeye (0,97 TL/kWh) çıkmasına yol açmıştır.

Döngü sayısı ile BŞD dağılımlarının birlikte incelenmesi yüksek döngü sayısı tek başına verimlilik göstergesi olmadığını ortaya koymaktadır. Asıl belirleyici olan, bu döngülerin hangi seviyelerde ve hangi zamanlarda gerçekleştiğidir. Örneğin, 3.1'de döngü sayısı yüksek ve BŞD dağılımı düşük ve orta seviyelere odaklanmışken, bu stratejik kullanım SBM'yi düşürmüştür. Buna karşın 5.1'de benzer döngü sayısına rağmen SBM yükselmiştir çünkü döngülerin zamanlaması ve şarj kaynağı daha az verimli olmuştur. Dolayısıyla, BEDS'in performans değerlendirmesinde hem döngü yoğunluğu hem de BŞD dağılımı birlikte ele alınmalıdır.



Şekil 4.32 Tüm vakalar için BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları

4.3.2 Yatay Kıyaslama

Vaka 1 ↔ Vaka 1.1 (BEDS'siz işletim ↔ BEDS'li işletim): Vaka 1.1, ekonomik açıdan %10,17 iyileşme sağlamış, ancak pik yük 185,10 kW'a çıkarak baz duruma göre %2,78 artmıştır. Bu sonuç, bataryanın şarjının yüksek talep saatlerine denk gelmesiyle açıklanabilir. Emisyonlar ise %0,47 oranında azaltılmıştır. Bu noktada BEDS entegrasyonun faydası açıkça görülmektedir. Optimal kapasite 10 kWh olup, 120 kWh üzerinde marjinal fayda kaybolmaktadır.

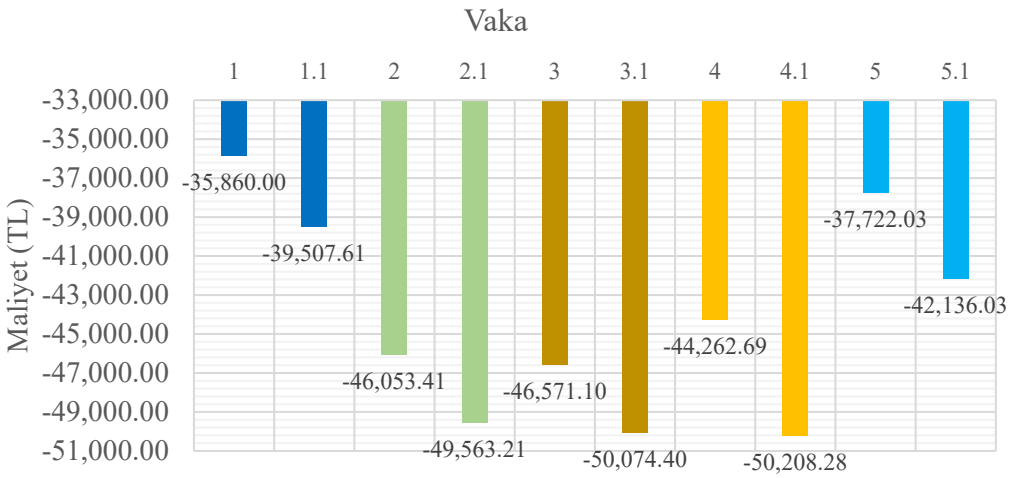
Vaka 2 ↔ Vaka 2.1 (DJ'li işletim ↔ BEDS entegrasyonu): Vaka 2.1 ekonomik olarak %7,62 iyileşme sağlamıştır. Pik yükte sınırlı bir azalma görülmüş (%1,69), emisyonlar ise %0,48 oranında azaltılmıştır. Optimal kapasite 15 kWh olup, 130 kWh seviyesinde marjinal fayda kaybolmaktadır.

Vaka 3 ↔ Vaka 3.1 (Ekonomik + pik azaltımı ↔ BEDS entegrasyonu): Vaka 3.1, ekonomik performans açısından %7,52 iyileşme sağlamış, pik yükü ise 152,00 kW'a sınırlandırarak %15,6 azaltmıştır. Emisyonlar %0,48 oranında azaltılmıştır. SBM 0,73 TL/kWh ile en düşük değere ulaşmıştır. Optimal kapasite 10 kWh olup, 130 kWh üzerinde marjinal fayda kaybolmaktadır.

Vaka 4 ↔ Vaka 4.1 (Ekonomik + pik + aylık karbon ticareti ↔ BEDS entegrasyonu): Vaka 4.1 tüm senaryolar içinde %13,43 iyileşme ile en iyi maliyet performansını sağlamıştır. Pik yük yine belirlenen sınır değer olan 152,00 kW'ta kalmıştır. Emisyonlar %0,16 oranında azaltılmıştır. Optimal kapasite 15 kWh olup, 200 kWh'a kadar fayda korunmuştur; bu, BEDS'in en geniş kapasite aralığında etkin olduğu senaryodur.

Vaka 5 ↔ Vaka 5.1 (Ekonomik + pik + saatlik karbon ticareti ↔ BEDS entegrasyonu): Vaka 5.1 ekonomik olarak %11,70 oranında iyileşme sağlamıştır. Saatlik karbon ticareti kısıtları bataryanın esnekliğini azaltmış, SBM'nin en yüksek değerine (0,97 TL/kWh) ulaşmasına sebep olmuştur. Pik yük belirlenen 152,00 kW seviyesinde kalmıştır. Emisyonlar %0,15 oranında azaltılmıştır. Optimal kapasite 10 kWh olup, 170 kWh üzerinde fayda kaybolmaktadır.

Tüm vakalara ait toplam maliyetler Şekil 4.33'te grafiksel olarak gösterilmektedir.



Şekil 4.33 Tüm vakalar için BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları

4.3.3 Vaka Sonuçların Genel Değerlendirilmesi

Bu bölümde gerçekleştirilen vaka analizleri, ele alınan kampüs MŞ işletiminde optimal BEDS entegrasyonunun çok boyutlu etkilerini ortaya koymuştur. Elde edilen bulgulara göre, BEDS'in sisteme dâhil edilmesi her senaryoda ekonomik performansı iyileştirmiş, özellikle pik yük yönetimi ve operasyonel esneklik açısından önemli katkılar sağlamıştır. En yüksek maliyet iyileşmesi Vaka 4.1'de sağlanmış, en düşük SBM değeri ise Vaka 3.1'de elde edilmiştir. Bu durum, farklı işletim stratejilerinin batarya kullanım değerini belirlemede kritik rol oynadığını göstermektedir. Karbon emisyonları incelendiğinde ise sonuçların ekonomik çıktılar kadar belirgin olmadığı görülmektedir. Emisyonlar çoğu senaryoda baz duruma göre yalnızca marjinal değişimler göstermiştir. Ancak önceden belirlenen karbon salınım limiti her vaka da sağlanmıştır. Bu, batarya entegrasyonun emisyon üzerindeki olumlu etkisini net biçimde göstermektedir.

BEDS tasarımı açısından, optimal kapasite değerleri 10–15 kWh aralığında bulunmuştur. "Optimalliğin kaybolduğu kapasite" eşikleri senaryoya göre farklılık göstermiş, özellikle 4.1'de 200 kWh'a kadar korunarak daha geniş bir kapasite aralığında bataryanın faydalı olabileceği gösterilmiştir. Bu, karbon ticareti gibi ek stratejilerin bataryanın marjinal değerini artırdığını göstermektedir.

Tam şarj–deşarj döngü sayıları ve BŞD dağılımlarının ÇYYT yöntemiyle analizi, bataryanın kullanım yoğunluğu ve çalışma desenlerine dair ek içgörüler sunmuştur. Yüksek döngü sayısı her zaman düşük SBM ile sonuçlanmamış, döngülerin hangi saatlerde ve hangi BŞD aralıklarında gerçekleştiği kritik belirleyici olmuştur.

Özellikle Vaka 3.1, benzer döngü sayısına sahip diğer senaryolara göre daha stratejik kullanımla en düşük SBM değerini üretmiştir. Buna karşın Vaka 5.1, yüksek döngü sayısına rağmen ssatlik karbon ticareti senaryosundan dolayı verimsiz zamanlamalar nedeniyle en yüksek SBM değerine ulaşmıştır.

Bu bölümde gerçekleştirilen BEDS boyutlandırma analizlerinin sonuçları incelendiğinde, az kapasiteli bir BEDS yatırımıyla dahi ekonomik iyileştirme ve karbon azaltımı açısından [106, 114] numaralı çalışmalara kıyasla daha üstün performans sergilendiği görülmektedir. Söz konusu çalışmalarda bazı sonuçlar çalışmamıza göre daha iyi görünse de, bu bulgular ancak büyük kapasiteli ve yatırım maliyeti yüksek BEDS'ler kullanılarak elde edilmiştir. Ancak, bu çalışmada, özellikle kamu üniversiteleri gibi yatırım bütçesi sınırlı kurumlar açısından maliyet etkinliği kritik olduğundan, mümkün olan en düşük yatırım maliyeti ile en yüksek iyileştirme düzeyine ulaşılması amaçlanmıştır. Bu kapsamda, pik yüklerin kontrolünde DJ ile birlikte yürütülen optimize işletim stratejisi sayesinde hem pik yüklerin azaltılmasında hem de karbon emisyonlarının düşürülmesinde daha belirgin iyileştirmeler elde edilmiştir.

5
METASEZGİSEL ALGORİTMALAR İLE KAMPÜS MŞ'NİN ENERJİ OPTİMİZASYONU ve ANALİZİ

Önceki bölümlerde kampüs MŞ'nin enerji yönetimi problemi deterministik bir çerçevede modellenmiş ve optimal çözüm seti ayrıntılı olarak incelenmiştir. Deterministik yaklaşımlar, özellikle karmaşık enerji yönetim problemlerinde ayrık karar değişkenlerini net biçimde tanımlayarak teorik olarak en iyi çözümü sunar. Ancak bu yöntem, gerçek uygulamalarda karşılaşılan belirsizlikler, dinamik koşullar ve karar süreçlerinde kullanılan pratik akış mantıklarını her zaman yeterince yansıtamaz. Bu nedenle, sistemin gerçek zamanlı işletim mantığını daha iyi temsil edebilmek amacıyla deterministik yöntemden metasezgisel yaklaşımlara geçiş yapılması gerekli görülmüştür.

Metasezgisel algoritmalar, doğrusal olmayan ve çok amaçlı problemlerde esneklik sağlamaları sayesinde, deterministik modellerin sağladığı teorik çözümleri uygulanabilir senaryolara dönüştürme konusunda avantajlıdır. Bu kapsamda literatürde en yaygın kullanılan altı algoritma—Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), Gri Kurt Optimizasyonu (GKO), Ateşböceği Algoritması (AA), Benzetimli Tavlama (BenTav) ve Tabu Arama (TA)—bu tez çalışmasına dâhil edilmiştir.

Çalışmanın bu bölümünde, Bölüm 4 altında analiz edilen senaryolar arasından en yüksek maliyetli vaka (Vaka 5.1) seçilmiş ve söz konusu algoritmalar üç farklı işletim modu altında test edilmiştir. Bu vakanın seçilme nedeni, geliştirilen yöntemin etkinliğini en zorlu ve maliyet açısından en baskın koşullar altında değerlendirmek ve gerçek zamanlı enerji yönetim sistemlerinin karşılaşabileceği en kritik senaryoyu temsil etmesidir. Bu işletim modları, bataryanın şarj ve deşarj stratejilerini farklı bakış açılarıyla ele alarak, karar vericilere gerçek hayatta uygulanabilecek alternatif enerji akış mantıklarını göstermektedir.

Sonuç olarak bu bölüm, deterministik modellemenin sağladığı teorik optimumun ötesine geçerek, metasezgisel algoritmalar aracılığıyla kampüs tipi MŞ için uygulanabilir ve esnek bir enerji yönetimi altyapısı geliştirmeyi hedeflemektedir. Böylelikle elde edilen bulguların, hem akademik literatüre metodolojik bir katkı sunması hem de pratikte uygulanabilir MŞ işletim planlamaları için karar vericilere yol göstermesi amaçlanmaktadır.

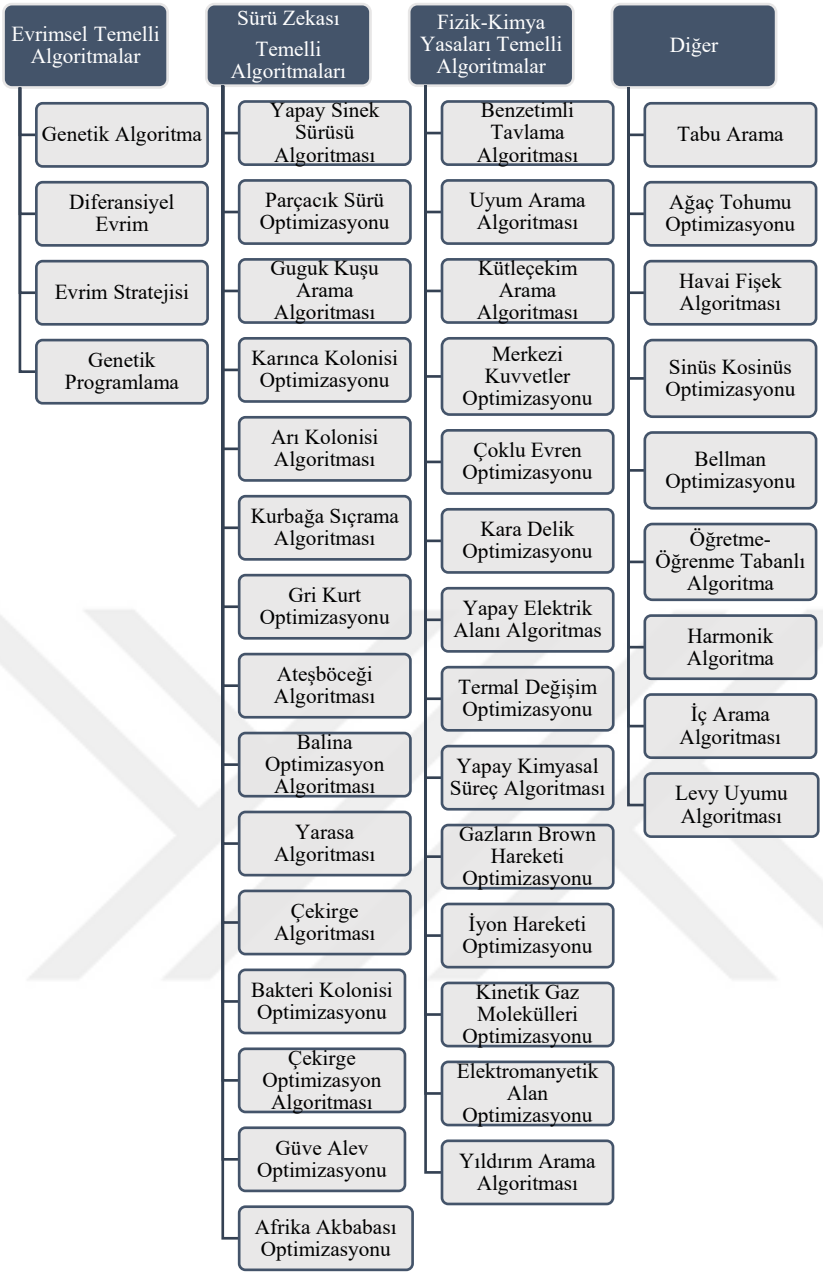
5.1 Meta-sezgisel Algoritmalara Genel Bakış

"Sezgisel" kavramı, köken olarak Antik Yunanca "heurisko" (bulmak, keşfetmek, araştırmayı yönlendirmek) sözcüğünden türeyen "heuristic" teriminden gelmektedir. Genel olarak sezgisel yöntemler, tüm çözüm uzayını taramak yerine, kabul edilebilir düzeyde doğru sonuçlara ulaşmak amacıyla belirli kurallara dayanan ve deneyim ile sezgiden beslenen yaklaşımlar olarak tanımlanabilir.

Bu yöntemlerin en önemli avantajı, yüksek hesaplama hızları sayesinde özellikle büyük ölçekli ve karmaşık problemlerde kısa sürede yeterli kalitede çözümler sunabilmesidir. İşte bu bağlamda, çözüm kalitesini artırmayı ve esnekliği mümkün kılmayı amaçlayan gelişmiş sezgisel yöntemler, meta-sezgisel algoritmalar olarak adlandırılmaktadır [292].

5.1.1 Meta-Sezgisel Algoritmaların Sınıflandırılması

Bugüne kadar literatürde pek çok farklı meta-sezgisel algoritma önerilmiş olmakla birlikte, bu algoritmalar genel olarak dört ana başlık altında incelenmektedir: (i) evrimsel algoritmalar, (ii) sürü zekâsına dayalı algoritmalar, (iii) fiziksel veya kimyasal yasaları temel alan algoritmalar ve (iv) farklı/karma yaklaşımlar. Bu sınıflandırma, literatürdeki uygulama çeşitliliğini özetlemekte olup, Şekil 5.1'de her bir kategori altında en sık kullanılan yöntemler gösterilmektedir [18–88, 293].



Şekil 5.1 Meta-sezgisel algoritmaların sınıflandırılması ve literatürde yaygın kullanılan örnekler

5.1.1.1 Evrimsel Temelli Meta-Sezgisel Algoritmalar

Evrimsel Algoritmalar (EA), biyolojik evrim süreçlerinden ilham alarak geliştirilen popülasyon tabanlı optimizasyon yöntemleridir. Bu algoritmalarda çözüm adayları, bir popülasyon içerisinde bireyler olarak tanımlanır ve her nesilde çeşitli operatörler aracılığıyla geliştirilir. Evrimsel yaklaşımın temelinde çeşitlilik yaratma (varyasyon) ve en iyilerin seçilmesi (selection) prensipleri yer almaktadır. Çaprazlama (crossover) ve mutasyon (mutation) gibi operatörler, yeni çözümlerin keşfedilmesini sağlarken, seçilim mekanizmaları daha iyi çözümlerin bir sonraki

nesle aktarılmasına imkan tanır. Bu döngü, nesiller boyunca tekrarlandığında, algoritma çözüm uzayında hem keşif (exploration) hem de sömürü (exploitation) süreçlerini dengeli biçimde yürütebilir.

EA yöntemleri, çözüm uzayının yapısına dair ön bilgi gerektirmeden doğrusal olmayan, çok amaçlı ve karmaşık problemlerde yakın-optimal çözümler üretebilir. Bu özellikleri nedeniyle enerji yönetimi, batarya boyutlandırma ve MŞ optimizasyonu gibi alanlarda yaygın biçimde kullanılmaktadır. Bu gruptaki en bilinen algoritmalar GA, Diferansiyel Evrim (DE), Evrim Stratejileri (ES) ve Genetik Programlama (GP)'dır. Evrimsel algoritmalar, özellikle esneklikleri ve küresel çözüm arama yetenekleri ile öne çıkmaktadır.

5.1.1.2 Sürü Zekâsına Dayalı Meta-Sezgisel Algoritmalar

Sürü zekâsı tabanlı algoritmalar, doğada gözlemlenen sosyal canlıların (ör. karıncalar, arılar, kuşlar, balıklar veya kurtlar) sergilediği kolektif davranışlardan esinlenerek geliştirilmiştir [294], [295]. Bu yaklaşımların temelinde, bireylerin yerel düzeyde basit kurallara göre hareket etmesine rağmen, topluluk halinde karmaşık, uyumlu ve küresel ölçekte etkin davranış ortaya çıkarabilmeleri yatmaktadır. Başka bir deyişle, her ajan sınırlı bilgiye sahip olsa da iş birliği ve etkileşim yoluyla çözüm uzayında verimli bir keşif gerçekleştirmektedir [294].

Sürü zekâsı algoritmalarında bilgi paylaşımı ve iş birliği ön plandadır. Ajanların birbirleriyle veya çevreleriyle olan etkileşimleri, arama sürecinde çeşitliliği korurken aynı zamanda çözüm uzayında hızlı bir şekilde yakınsamayı mümkün kılar. Bu nedenle sürü zekâsı tabanlı yöntemler, değişken çevre koşullarına uyum sağlayabilme, gürültülü problemlerde dayanıklılık gösterme ve karmaşık optimizasyon problemlerinde tatmin edici çözümler üretebilme özellikleriyle öne çıkar.

Enerji sistemleri özelinde bu algoritmalar, üretim-tüketim dengesinin sağlanması, MŞ'lerde yük paylaşımı, YEK entegrasyonu ve BEDS optimizasyonu gibi alanlarda yaygın şekilde kullanılmaktadır. Sürü zekâsı tabanlı yöntemlerin sağladığı keşif–sömürü dengesi ve parametre ayarlama esnekliği, özellikle çok boyutlu ve doğrusal olmayan problemlerde belirgin bir avantaj yaratmaktadır. Literatürde bu sınıfa giren ve yaygın kullanılan yöntemler arasında PSO [52][53][54], GKO [75][82][87], KKO [30][31][32], AA [42][43] ve GKAA

[39][40][41] yer almaktadır. Bu yöntemlerin ortak özelliği, bireylerin iş birliği ile çözüm uzayını tarayarak küresel çözüme doğru ilerlemeleridir.

5.1.1.3 Fizik-Kimya Yasalarına Dayalı Meta-Sezgisel Algoritmalar

Fizik ve kimya yasalarına dayalı meta-sezgisel algoritmalar, doğada gözlemlenen fiziksel süreçlerin ve kimyasal reaksiyonların matematiksel olarak modellenmesi ile geliştirilmiştir [292]. Bu tür yöntemlerin temel yaklaşımı, doğal yasaların düzenli ve sistematik etkilerini taklit ederek çözüm uzayında küresel ölçekte uygun çözümler aramaktır [294].

Bu grupta yer alan en bilinen algoritmalardan biri BenTav yöntemidir. BenTav, metalürjide tavlama sürecinde sıcaklığın kademeli olarak azaltılmasıyla sistemin daha kararlı bir yapıya ulaşması prensibinden esinlenmiştir [115][296]. Optimizasyon bağlamında, bu yöntem yerel minimumlardan kurtulmak için kabul edilebilir derecede kötü çözümleri de belirli bir olasılıkla kabul eder ve böylece küresel çözüme yönelme kapasitesi kazanır. Benzer şekilde, yıldırımın iletim yollarından esinlenen YAA [27][73], yıldırımın en düşük dirençli yolu takip etme özelliğini modelleyerek çözümlerin küresel en iyi noktaya yönlendirilmesini sağlar.

Kimyasal süreçlerden esinlenen algoritmalar arasında Yapay Reaksiyon Optimizasyonu (YRA), İyon Hareketi Algoritması (İHA) ve Gazların Brown Hareketi Optimizasyonu GBHO) gibi yöntemler bulunmaktadır. Bu algoritmalar, parçacıkların rastgele hareketlerini ve etkileşimlerini modelleyerek çözüm uzayında etkin bir tarama sağlar [293]. Enerji optimizasyonu bağlamında bu sınıfa ait algoritmalar, özellikle parametre sayısının düşük olması, kolay uygulanabilirlikleri ve küresel arama kabiliyetleri nedeniyle tercih edilmektedir.

5.1.1.4 Diğer Meta-Sezgisel Algoritmalar

Biyolojik, fiziksel ya da kimyasal süreçlerden doğrudan esinlenmeyen, bunun yerine sosyal, eğitimsel veya soyut kavramlara dayalı olarak geliştirilen yöntemler çalışmada “diğer meta-sezgisel algoritmalar” kategorisinde sınıflandırılmaktadır [292]. Bu algoritmaların ortak özelliği, klasik doğa esinli optimizasyonlardan farklı olarak, insan davranışları, soyut matematiksel modeller veya öğrenme süreçlerinden türetilmiş olmalarıdır.

Bu grupta öne çıkan yöntemlerden biri TA algoritmasıdır. TA, çözüm uzayında komşuluk araması yaparken bir "tabu listesi" kullanarak daha önce ziyaret edilen çözümleri yasaklar ve böylece yerel minimumlara sıkışmayı önler [294]. ATO [22] ise tohumların yayılım ve filizlenme stratejilerinden ilham almakta ve çözüm uzayında çeşitlilik sağlayarak küresel optimuma ulaşmayı hedeflemektedir. HFA [44], patlayan havai fişeklerin kıvılcım yayılımını modelleyerek yeni çözümler üretir; bu mekanizma çözüm uzayında geniş bir tarama yapılmasına olanak tanır. Benzer şekilde SKO [87], trigonometrik fonksiyonların periyodik doğasını kullanarak arama–yakınsama dengesini kurmayı amaçlar. BO [79], dinamik programlama prensiplerine dayalı olup özellikle ardışık karar süreçlerinin modellenmesinde kullanılmaktadır.

Bunların yanında, müzik teorisine dayalı Harmonik Algoritma (HA) [51] ve UAA [58] gibi yöntemler, çözüm üretiminde harmoni ve uyum kavramlarını kullanır. İAA [19], çözüm üretimini içsel gözlem ve rastgelelik mekanizması ile gerçekleştirir. LUA [62] ise Levy dağılımının ağır kuyruk özelliklerinden yararlanarak çözüm uzayında geniş çaplı sıçramalar yapılmasını sağlar. Genel olarak, bu kategoriye giren algoritmalar doğa tabanlı olmayan esin kaynakları ile özgün bakış açıları sunmakta, klasik yöntemlerin yetersiz kaldığı problemlerde alternatif çözüm stratejileri geliştirmektedir.

5.1.2 Tez Çalışmasında Kullanılan Optimizasyon Algoritmaları

Bu tez kapsamında, algoritmaların seçimi, literatürde enerji sistemleri optimizasyonunda yaygın kullanımları, farklı problem türlerinde sağladıkları avantajlar ve temsil ettikleri metodolojik çeşitlilik dikkate alınarak yapılmıştır. Bu doğrultuda, dört ana kategori (evrimsel, sürü zekâsı, fizik–kimya tabanlı ve diğer) altında yer alan yöntemlerden öne çıkan altı algoritma (GA, PSO, GKO, AA, BenTav ve TA) tez çalışmasına dâhil edilmiştir. Bu yöntemler aşağıda kısaca tanıtılmaktadır.

5.1.2.1 Genetik Algoritma

GA, evrimsel algoritmalar içerisinde en yaygın kullanılan yöntemlerden biridir. Çözüm adayları kromozom olarak adlandırılan dizilerle temsil edilir ve bu kromozomlar, başlangıçta rastgele oluşturulan bir popülasyon içinde yer alır. Her bir çözüm, uygunluk (fitness) fonksiyonu aracılığıyla değerlendirilir ve yüksek

uygunluğa sahip çözümler sonraki nesillere aktarılmak üzere seçilir. Yeni nesillerin oluşturulmasında üç temel operatör kullanılır: seçilim (selection), çaprazlama (crossover) ve mutasyon (mutation). Seçilim süreci en iyi çözümleri korurken, çaprazlama farklı çözümlerden yeni bireyler türetir, mutasyon ise çeşitliliği artırarak algoritmanın yerel minimumlara sıkışmasını önler. Bu mekanizmalar, nesiller boyunca tekrarlandığında GA, çözüm uzayında hem keşif (exploration) hem de sömürü (exploitation) süreçlerini dengeli biçimde yürütür [70].

Enerji sistemleri bağlamında GA, özellikle doğrusal olmayan, çok amaçlı ve kısıtlı problemlerde başarılı sonuçlar vermektedir. Literatürde GA; MŞ optimizasyonu, BEDS boyutlandırma, üretim–tüketim dengesinin sağlanması ve talep cevabı stratejilerinin tasarlanmasında yaygın olarak kullanılmıştır [78][297]. GA'ya ait algoritma yapısı aşağıda sunulmuştur.

Sözde GA kodu

Girdi:
N : Popülasyon büyüklüğü
T : Maksimum iterasyon
Pc : Çaprazlama olasılığı
Pm : Mutasyon olasılığı (veya mutasyon fonksiyonu)
f(x) : Amaç/uygunluk fonksiyonu
Çıktı:
gbest : Şimdiye kadar bulunan en iyi çözüm
Adımlar:
1: Başlat
2: Parametreleri ayarla (N, T, Pc, Pm)
3: Rastgele N bireyden oluşan başlangıç popülasyonunu oluştur
4: t ← 1; tüm bireylerin uygunluklarını f(x) ile hesapla, gbest'i kaydet
5: While t ≤ T do
6: Seçilim: ebeveyn havuzunu oluştur (rulet, turnuva veya sıralama)
7: Çaprazlama: olasılık Pc ile ebeveynlerden yeni bireyler üret
8: Mutasyon: olasılık Pm ile yeni bireylerin genlerini değiştir
9: (Opsiyonel) Onarım/Ceza: kısıt ihlallerini düzelt veya ceza uygula
10: Elitleme: önceki neslin en iyi birey(ler)ini koru
11: Yeni nesil popülasyonu oluştur, uygunlukları hesapla
12: gbest'i güncelle
13: t ← t + 1
14: end while
15: Bitir (çıktı: gbest)

5.1.2.2 Parçacık Sürüsü Optimizasyonu

PSO, Kennedy ve Eberhart'ın kuş–balık sürülerinin kolektif hareketinden esinlenerek geliştirdiği popülasyon tabanlı bir arama yöntemidir [298]. Algoritma, her bir aday çözümü "parçacık" olarak ele alır, parçacıkların konum ve hız

vektörlerini hem kendi en iyi deneyimlerine (pbest) hem de topluluğun en iyi deneyimine (gbest) doğru güncelleyerek küresel çözüme yakınsar. Klasik PSO'ya sonradan eklenen atalet katsayısı w (inertia weight) parçacıkların keşif–sömürü dengesini ayarlamada kritik rol oynar [299]. Alternatif olarak kısıtlama (constriction) katsayısı yaklaşımı da yakınsama kararlılığını güçlendirmek için önerilmiştir [300]. PSO, az sayıda hiperparametre ile hızlı yakınsama eğilimi gösterdiğinden, enerji yönetimi ve BEDS boyutlandırma gibi çok boyutlu, doğrusal olmayan problemlerde yaygın biçimde kullanılmaktadır. PSO'ya ait algoritma yapısı aşağıda sunulmuştur.

Sözde PSO kodu

Girdi:
N : Parçacık sayısı
T : Maksimum iterasyon
w : Atalet katsayısı
c1, c2 : Bilişsel ve sosyal katsayılar
f(x) : Amaç/uygunluk fonksiyonu
(opsiyonel) hız ve konum sınırları: $v_{min}, v_{max}, x_{min}, x_{max}$

Çıktı:
gbest : Şimdiye kadar bulunan en iyi çözüm

Adımlar:
1: Başlat
2: Parametreleri ayarla (N, T, w, c1, c2)
3: Her parçacık için rastgele başlangıç konumu xi ve hızı vi ata
4: pbest_i ← xi olarak başlat, gbest'i değerlendir ve kaydet
5: t ← 1
6: While t ≤ T do
7: Her parçacık için uygunluk f(xi) hesapla
8: Eğer f(xi) < f(pbest_i) ise pbest_i ← xi olarak güncelle
9: En iyi parçacığı belirle ve gbest'i güncelle
10: Hız güncellemesi:
vi ← w * vi + c1 * r1 * (pbest_i – xi) + c2 * r2 * (gbest – xi)
Eğer gerekliyse vi değerini [v_min, v_max] aralığında sınırla
11: Konum güncellemesi: xi ← xi + vi
Eğer gerekliyse xi değerini [x_min, x_max] aralığında sınırla
12: Kısıt ihlali varsa onarım veya ceza yöntemi uygula
13: t ← t + 1
14: end while
15: Bitir (çıktı: gbest)

5.1.2.3 Gri Kurt Optimizasyonu

GKO, gri kurtların avlanma davranışını ve sosyal hiyerarşisini (α–en iyi, β–ikinci, δ–üçüncü, ω–diğer bireyler) modelleyen popülasyon tabanlı bir yöntemdir. Mirjalili ve ark. tarafından 2014'te önerilen algoritma, "avı kuşatma–avı izleme–saldırı" aşamalarını matematiksel olarak taklit eder [301]. Her bireyin konumu, α, β ve δ bireylerine göre güncellenerek küresel çözüme yönlendirilir [47][48][49]. GKO'nun az sayıda hiperparametreye sahip olması ve keşif–sömürü dengesini a

(lineer azalan katsayı), A ve C bileşenleriyle basitçe ayarlayabilmesi, yöntemi enerji optimizasyonu dâhil birçok alanda yaygın kılmıştır. GKO'ya ait algoritma yapısı aşağıda sunulmuştur.

Sözde GKO kodu

Girdi:
N : Kurt (birey) sayısı
T : Maksimum iterasyon
f(x) : Amaç/uygunluk fonksiyonu
x_min, x_max : Karar değişkeni sınırları
Çıktı:
gbest : En iyi çözüm (α kurdunun konumu)
Adımlar:
1: Başlat
2: N adet başlangıç konumu Xi'yi rastgele üret; sınırlar içinde tut
3: Tüm bireylerin uygunluğunu f(Xi) ile hesapla
4: α (en iyi), β (ikinci), δ (üçüncü) bireyleri belirle
5: t ← 1
6: While t ≤ T do
7: a ← 2 − 2 * t / T (keşiften sömürüye lineer geçiş)
8: For her birey i (ω dâhil) do
9: Rastgele r1, r2 ∈ [0,1] üret; A1 ← 2*a*r1 − a ; C1 ← 2*r2
10: Dα ← | C1 * Xα − Xi | ; X1 ← Xα − A1 * Dα
11: Benzer şekilde β için A2, C2 üret; Dβ ve X2'yi hesapla
12: Benzer şekilde δ için A3, C3 üret; Dδ ve X3'ü hesapla
13: Xi ← (X1 + X2 + X3) / 3
14: Xi değerini [x_min, x_max] aralığına projekte et (gerekirse onar)
15: end for
16: Tüm bireylerin uygunluğunu güncelle; α, β, δ'yi yeniden ata
17: t ← t + 1
18: end while
19: Bitir (çıktı: gbest = Xα)

5.1.2.4 Ateşböceği Algoritması

AA, Xin-She Yang tarafından 2008–2009 yıllarında önerilen, ateşböceklerinin ışıltı ve çekicilik davranışlarından esinlenen bir popülasyon tabanlı optimizasyon yöntemidir [302][303]. Algoritmanın temelinde dört kural yer alır: (i) ateşböcekleri cinsiyetten bağımsız olarak birbirlerine çekilir, (ii) çekicilik mesafeyle birlikte azalır çünkü ışık soğurulmaya uğrar, (iii) daha zayıf (daha az parlak) bireyler daha parlak olanlara doğru hareket eder, (iv) arama sürecinde çeşitliliği korumak amacıyla hareketlere rastgelelik eklenir. Bu mekanizma, çözüm uzayında sömürü (parlak bireylere yönelim) ve keşif (rastgele sıçramalar) arasındaki dengeyi sağlamaktadır.

AA'nın en önemli avantajlarından biri, az sayıda hiperparametre ile çalışmasıdır: α (rastgelelik katsayısı), β0 (başlangıç çekiciliği) ve γ (ışığın soğurma katsayısı). Bu parametreler keşif–sömürü dengesini kontrol eder. Örneğin γ küçük değerlerde

uzun menzilli keşif, büyük değerlerde ise kısa menzilli sömürü davranışı sağlar [303]. Ayrıca α'nın iterasyonla azaltılması yakınsamayı hızlandırır ve kararlılığı artırır [302]. Bu özellikleri sayesinde AA, çok modlu ve doğrusal olmayan problemlerde [42] ve [43]'de olduğu gibi enerji sistemlerinin optimizasyonu, BEDS boyutlandırma ve MŞ işletim planlaması gibi uygulamalarda tercih edilmektedir. AA'ya ait algoritma yapısı aşağıda sunulmuştur.

Sözde AA kodu

Girdi:
N : Ateşböceği sayısı
T : Maksimum iterasyon
f(x) : Amaç/uygunluk fonksiyonu (parlaklık = fitness ile ilişkili)
α (alfa) : Rastgelelik katsayısı (keşif)
β0 : Başlangıç çekiciliği ($0 < \beta 0 \leq 1$)
γ (gamma) : Işığın soğurma katsayısı (mesafe duyarlılığı)
x_min, x_max : Karar değişkeni sınırları
Çıktı:
gbest : Şimdiye kadarki en iyi çözüm (en parlak ateşböceği)
Adımlar:

```
1: Başlat
2: N adet başlangıç konumu Xi'yi rastgele üret; sınırlar içinde tut
3: Tüm bireylerin uygunluğunu f(Xi) hesapla; gbest'i kaydet
4: t ← 1
5: While t ≤ T do
6:     For i = 1..N do
7:         For j = 1..N do
8:             Eğer f(Xj) daha iyi ise (Xj, Xi'den daha parlak):
9:                 r ← ||Xi − Xj|| (Öklid mesafesi)
10:                β ← β0 * exp(−γ * r^2)
11:                Xi ← Xi + β * (Xj − Xi) + α * (rand_vector − 0.5)
12:                Xi'yi [x_min, x_max] aralığına projekte et (gerekirse onar)
13:            end if
14:        end for
15:    end for
16:    Tüm bireylerin uygunluğunu güncelle; gbest'i güncelle
17:    (Ops.) α değerini iterasyonla azalt (ör. α ← 0.98 * α)
18:    t ← t + 1
19: end while
20: Bitir (çıktı: gbest)
```

5.1.2.5 Benzetimli Tavlama Algoritması

BenTav Kirkpatrick ve arkadaşları tarafından 1983'te geliştirilen ve metalürjideki tavlama sürecinden esinlenen bir optimizasyon algoritmasıdır [296]. Tavlama sürecinde, yüksek sıcaklıktan başlayarak maddenin sıcaklığı yavaş yavaş düşürülür. Böylece sistem, yüksek enerjili durumdan daha kararlı ve düşük enerjili duruma geçer. BenTav bu süreci matematiksel olarak taklit ederek, çözüm uzayında yerel minimumlardan kaçınma yeteneği kazandırır.

Algoritmada yeni çözümler, mevcut çözümün küçük komşuluk değişiklikleri ile üretilir. Eğer yeni çözüm daha iyiyse kabul edilir, daha kötü bir çözüm ise belirli bir olasılıkla kabul edilir. Bu kabul olasılığı, Denklem 5.1'de verilen Metropolis kriterine göre tanımlanır. Burada Δf uygunluk farkını, T ise sıcaklık parametresini ifade eder. Böylece algoritma, yüksek sıcaklıklarda keşfi artırır, sıcaklık azaldıkça sömürüye yönelir. Bu mekanizma, çözüm uzayında hem keşif (exploration) hem de sömürü (exploitation) dengesini sağlar [296][304].

$$P = \exp\left(-\frac{\Delta f}{T}\right) \tag{5.1}$$

BenTav'ın avantajı, uygulanmasının basit olması ve çok az parametre gerektirmesidir (başlangıç sıcaklığı, soğutma oranı, durdurma kriteri). Bu özellikleri nedeniyle BenTav, [115]'da olduğu gibi özellikle enerji sistemlerinde zamanlama, yük yönetimi ve BEDS optimizasyonu gibi doğrusal olmayan problemlerde literatürde uygulanmaktadır. BenTav'a ait algoritma yapısı aşağıda sunulmuştur.

Sözde BenTav kodu

Girdi:
T0 : Başlangıç sıcaklığı
Tmin : Minimum sıcaklık (durdurma kriteri)
α : Soğutma katsayısı (0 < α < 1)
f(x) : Amaç/uygunluk fonksiyonu
Çıktı:
gbest : Şimdiye kadar bulunan en iyi çözüm
Adımlar:
1: Başlat
2: Rastgele başlangıç çözümü x üret, gbest ← x
3: T ← T0
4: While T > Tmin do
5: Yeni komşu çözüm x_new üret
6: Δf ← f(x_new) – f(x)
7: Eğer Δf < 0 ise x ← x_new (daha iyi çözüm)
8: Aksi halde, P = exp(–Δf / T) olasılığı ile x ← x_new (daha kötü çözümü kabul et)
9: Eğer f(x) < f(gbest) ise gbest ← x
10: Sıcaklığı güncelle: T ← α * T
11: end while
12: Bitir (çıktı: gbest)

5.1.2.6 Tabu Arama Algoritması

TA, Fred Glover tarafından 1986'da önerilen, komşuluk tabanlı bir meta-sezgisel algoritmadır [305][306]. Temel prensibi, çözüm uzayında mevcut çözümün komşularını tarayarak daha iyi çözümler aramaktır. Ancak klasik yerel arama yöntemlerinden farklı olarak, TA bir tabu listesi kullanır. Bu liste, kısa süre önce

ziyaret edilen çözümleri veya belirli hareketleri geçici olarak yasaklar. Böylece algoritma, tekrar aynı noktalara dönmeyi önler ve yerel minimumlara sıkışmadan çözüm uzayında daha geniş bir arama yapabilir.

TA'nın esnek yapısı, çeşitli bellek mekanizmaları (kısa, orta ve uzun dönemli bellek) sayesinde hem keşif hem de sömürü süreçlerini destekler. Ayrıca tabu listesinde yer alan hamlelerin, eğer mevcut çözüm küresel en iyiye yol açıyorsa "aspirasyon kriteri" ile kabul edilmesi mümkündür. Bu özellik TA'yı, özellikle karmaşık ve ayrık optimizasyon problemlerinde güçlü bir yöntem haline getirmiştir. Deterministik yöntemlere göre daha esnek, diğer popülasyon tabanlı algoritmalara göre ise daha hızlı yakınsama eğilimi göstermesi, TA'yı MŞ optimizasyonu için cazip bir alternatif yapmaktadır. TA'ya ait algoritma yapısı aşağıda sunulmuştur.

Sözde TA kodu

Girdi:
x0 : Başlangıç çözümü
tabu_size : Tabu listesinin maksimum uzunluğu
T : Maksimum iterasyon
f(x) : Amaç/uygunluk fonksiyonu
Çıktı:
gbest : Şimdiye kadar bulunan en iyi çözüm
Adımlar:
1: Başlat
2: x ← x0, gbest ← x
3: Tabu listesi ← ∅
4: t ← 1
5: While t ≤ T do
6: Komşuluk kümesi N(x) üret
7: Tabu listesinde olmayan (veya aspirasyon kriterini sağlayan) en iyi komşu x_new seç
8: x ← x_new
9: Eğer f(x) < f(gbest) ise gbest ← x
10: Tabu listesine x veya yapılan hareketi ekle
11: Eğer Tabu listesi uzunluğu > tabu_size ise en eski elemanı çıkar
12: t ← t + 1
13: end while
14: Bitir (çıktı: gbest)

5.1.2.7 Kullanılan metasegisel algoritmaların değerlendirilmesi

Sonuç olarak bu tez kapsamında kampüs tipi MŞ için yapılan optimizasyon analizlerinde, literatürde yaygın kullanımları ve farklı metodolojik yaklaşımları temsil etmeleri nedeniyle yukarıda bahsedilen altı meta-sezgisel algoritma seçilmiştir. Bu algoritmalardan GA, biyolojik evrim prensiplerini kullanarak çeşitlilik ve seçilimi dengelerken; PSO, parçacıkların topluluk içindeki bilgi paylaşımıyla hızlı yakınsama sağlar. GKO ise gri kurtların hiyerarşik avlanma stratejilerini modelleyerek keşif–sömürü dengesini korur. AA, ateşböceklerinin ışık

temelli çekim davranışlarını kullanarak çok-modlu problemlerde etkili olurken; BenTav, tavlama sürecini taklit ederek yerel minimumlardan kaçınma yeteneği sunar. TA ise tabu listesi aracılığıyla daha önce ziyaret edilen çözümleri engelleyerek komşuluk tabanlı güçlü bir arama gerçekleştirir.

Bu altı yöntem, sırasıyla evrimsel, sürü zekâsı, fiziksel süreç tabanlı ve diğer algoritmalar kategorilerini temsil etmektedir. Her biri farklı avantajlara ve sınırlılıklara sahip olup, aynı problem seti (Vaka 5.1) üzerinde eşit parametre koşulları altında performansları kıyaslanacaktır. Böylece algoritmaların çözüm kalitesi, yakınsama hızı, hesaplama süresi ve kararlılık bakımından farklılıkları sistematik biçimde ortaya konulacaktır. Deterministik modelin sağladığı teorik optimumun ötesinde, gerçek uygulamalar için esnek ve uygulanabilir karar destek stratejileri geliştirilecektir.

5.2 Optimizasyon Uygulaması

Bu bölümde, Vaka 5.1 yukarıda açıklanan altı metasezgisel algoritma (AA, GA, GKO, PSO, BenTav, TA) kullanılarak üç farklı işletim modu altında karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Bunun için tezin dördüncü bölümünde tanımlanan ve revize edilen matematiksel modeller korunmuştur. Simülasyonlar, adil bir kıyaslama için algoritmaların başlangıç parametreleri ve kısıtları eşitlenerek gerçekleştirilmiş ve performans analizi yapılmıştır. Bu bölümde yapılan optimizasyon çalışmalarına ait MATLAB kodları Ek 5.1'de verilmektedir.

5.2.1 MŞ İşletim Modları

Optimizasyon uygulaması üç farklı işletim modu altında gerçekleştirilmiştir. Bu modlar, BEDS'in şarj stratejileri ve RES'den elde edilen üretim fazlası gücün değerlendirilme biçiminde farklılaşmaktadır. Bu modlardan kısaca Mod 1'de RES üretim fazlası güç öncelikle BEDS şarjını önceliklendirmekte, Mod 2'de BEDS yalnızca UŞ'den şarj edilip RES üretim fazlası güç doğrudan satılmakta, Mod 3'te ise satış kararı BEDS'in olası yük besleme potansiyeli dikkate alınarak verilmektedir. Her bir modun detayları ve akış mantığı, ilerleyen alt başlıklarda sözde kodlarla birlikte açıklanmaktadır.

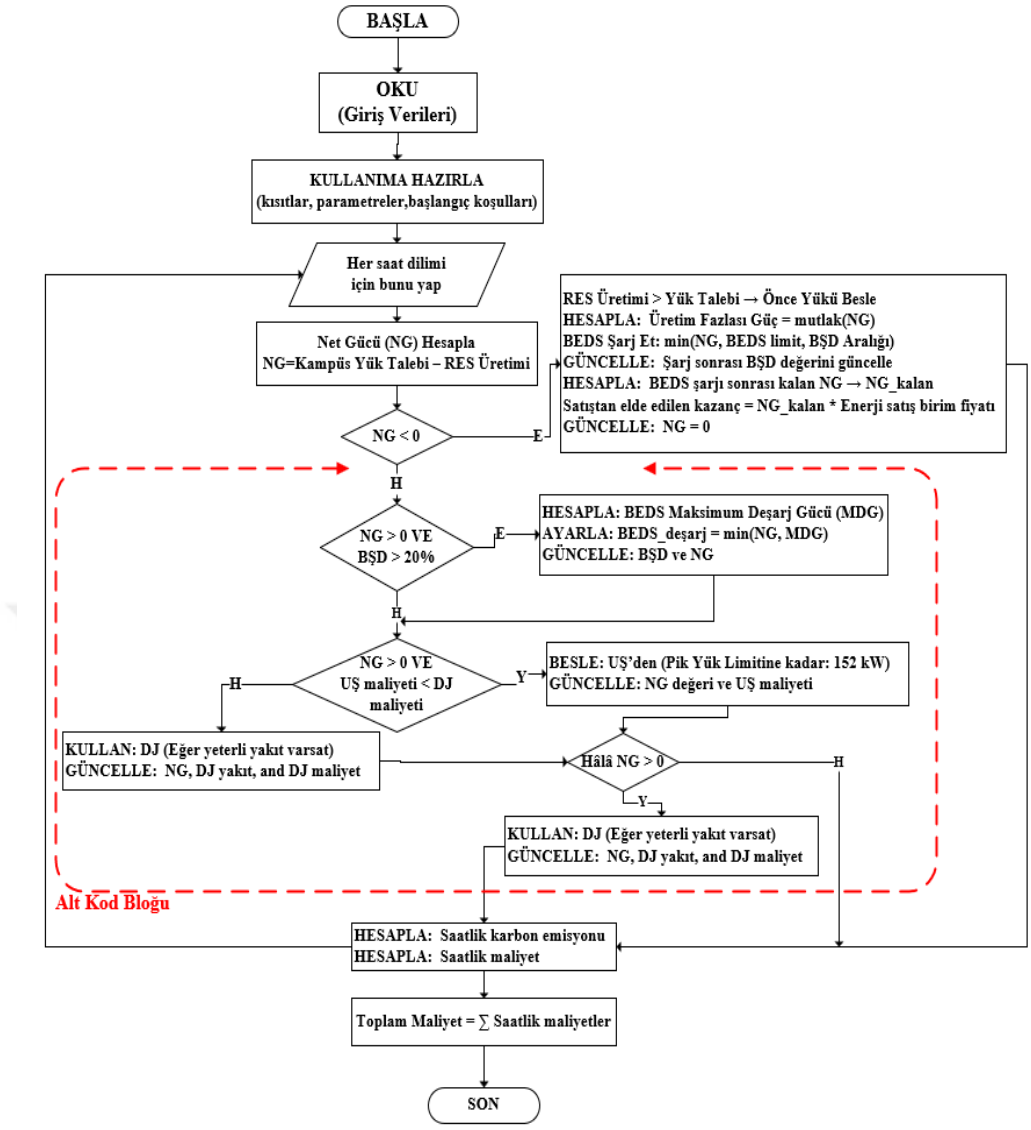
5.2.1.1 Mod-1

Mod 1 kapsamında optimizasyon akışı, her bir saatlik zaman adımı için kampüs yük talebi ve RES üretim dengelerinin belirlenmesi üzerine kuruludur. İlk adımda, saatlik net güç (talep – RES üretimi) hesaplanmaktadır. Eğer RES üretimi talebi aşıyorsa, RES önce yükü beslemekte sonrasında kalan net güç BEDS'in uygun kapasitesi oranında bataryaya aktarılmaktadır. BŞD değeri bu işlem sonrasında güncellenmektedir. BEDS kapasitesinin dolu olduğu durumda ise net güç doğrudan şebekeye satılmakta ve buna bağlı gelir modele eklenmektedir. Daha sonra ise sistemin karbon hesabı yapılıp maliyet güncellenmektedir.

Eğer RES üretimi talebi karşılamıyorsa (net güç > 0), sistem ikinci aşamaya geçmektedir. Bu aşamada öncelik, BŞD'nin %20'nin üzerinde olması koşuluyla BEDS deşarjına verilmekte, deşarj edilebilecek enerji miktarı bataryanın maksimum deşarj kapasitesi ve kalan talep dikkate alınarak belirlenmektedir. Bu işlemden sonra BŞD yeniden güncellenmektedir.

BEDS'in katkısına rağmen talebin karşılanamadığı durumlarda, kalan net güç UŞ ve DJ arasında karşılaştırmalı maliyet analizi ile dağıtılmaktadır. Eğer UŞ'den sağlanacak enerji, DJ üretimine kıyasla daha düşük maliyetli ve aynı zamanda şebeke için tanımlı pik güç limiti aşılmıyorsa enerji UŞ'den temin edilmektedir. Şebekeden sağlanan enerjinin yetersiz kaldığı veya maliyet açısından DJ'nin tercih edilmesi gerektiği durumlarda ise DJ devreye alınmaktadır. DJ'nin kullanılabilirliği, yakıt rezervi ve saatlik kapasite kısıtları çerçevesinde kontrol edilmektedir.

Son aşamada, her saat için karbon emisyonları ve toplam maliyet hesaplanmakta, simülasyon dönemi boyunca bu değerler toplanarak Mod 1'in toplam performans göstergeleri elde edilmektedir. Böylelikle Mod 1, RES üretim fazlasının öncelikli olarak BEDS şarjına yönlendirilmesi, daha sonra fazla üretimin şebekeye satılmasını; yük talebinin tamamının RES tarafından karşılanamadığı durumda ise BŞD> %20 koşulu ile BEDS deşarjı, ardından UŞ ve DJ kaynaklarının maliyet esaslı kullanım sırası ile karakterize edilmektedir. Bu moda ait akış diyagramı Şekil 5.2'de gösterilmektedir.



Şekil 5.2 Mod-1 Akış Şeması

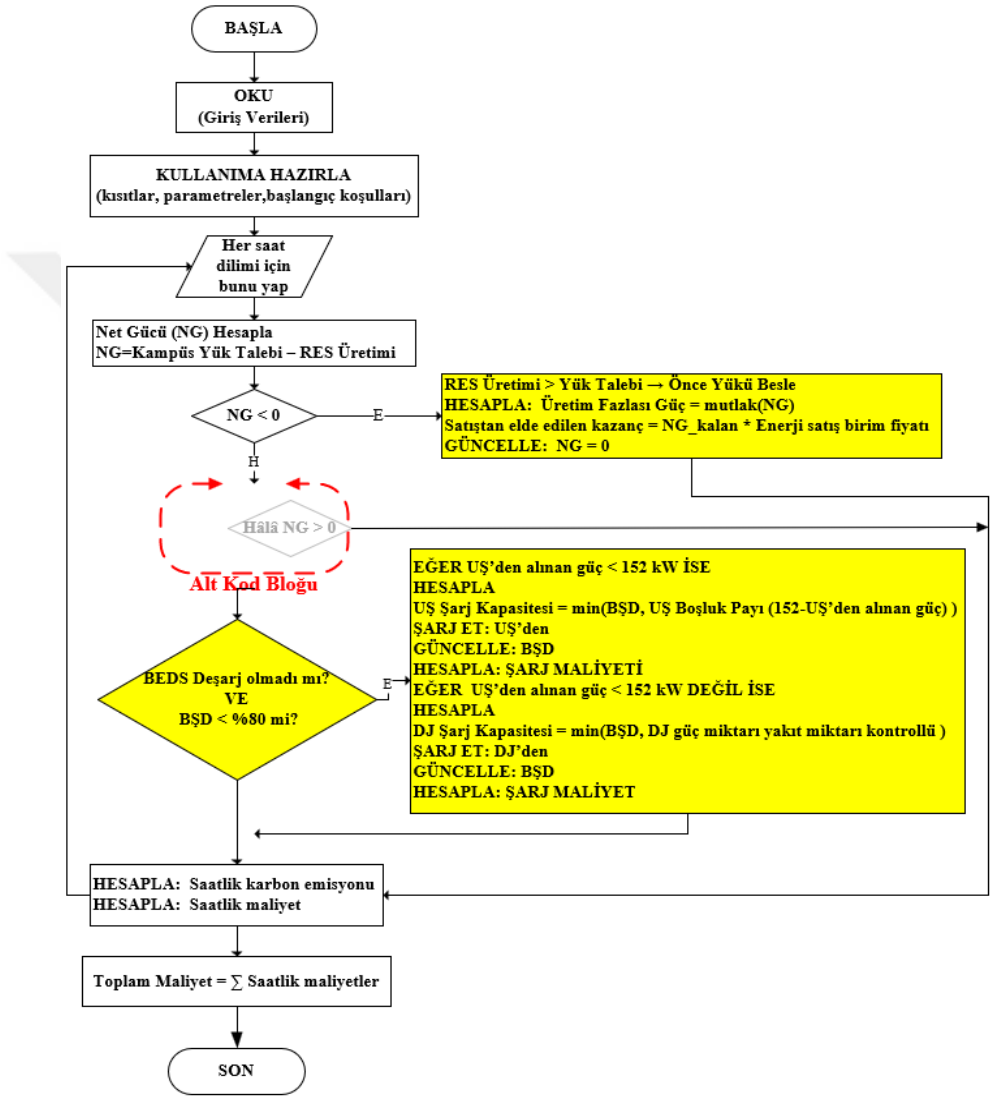
5.2.1.2 Mod-2

İkinci işletim modu, birinci moddan farklı olarak BEDS'in yalnızca UŞ'den şarj edilmesi esasına dayanmaktadır. Bu modda RES üretiminin talebi karşılaması halinde herhangi bir şarj işlemi yapılmamakta, üretim fazlası güç doğrudan UŞ'ye satılmaktadır. Böylelikle RES üretiminin kullanım biçimi, Mod 1'de olduğu gibi batarya şarjına yönlendirilmek yerine tamamen satış gelirine dönüştürülmektedir.

Saatlik akışta net güç pozitif olduğunda yani RES üretimi talebin tamamını karşılayamadığı durumda, öncelikle BŞD'nin %20'nin üzerinde olması koşuluyla BEDS deşarjı gerçekleştirilmektedir. Bu adım, yükün mümkün olduğunca BEDS'den karşılanmasını sağlamaktadır. BEDS'in katkısının yetersiz kaldığı durumda ise, kalan talep UŞ ve DJ arasında olası maliyet esaslı karşılaştırma ile

dağıtılmaktadır. UŞ'den sağlanan enerji aynı zamanda BEDS'in şarjı için de kullanılabilmekte, böylece BEDS'nin gelecekteki yükleri karşılamada daha etkin rol alması mümkün hale gelmektedir.

Bu modda kritik nokta, RES üretim fazlasının tamamen satışa yönlendirilmesi ve BEDS'in maliyet ve teknik kısıtları dikkate alarak UŞ ya da DJ üzerinden şarj edilmesidir. Bu moda ait akış diyagramı Şekil 5.3'te gösterilmektedir.



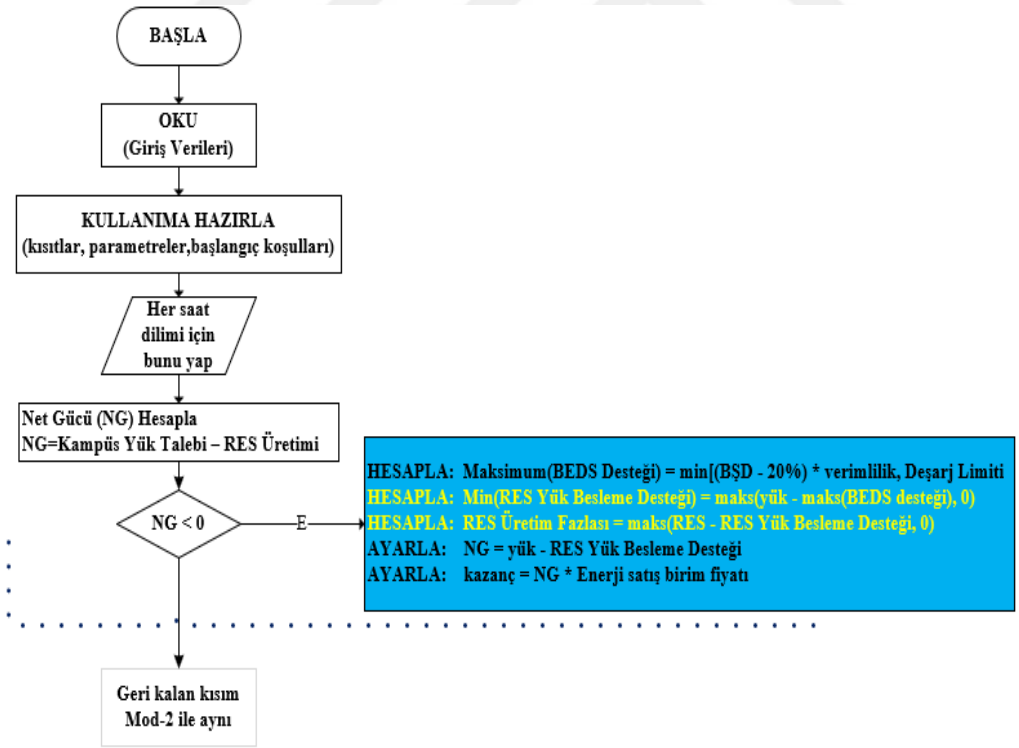
Şekil 5.3 Mod-2 Akış Şeması

5.2.1.3 Mod-3

Üçüncü işletim modu, Mod 1 ve Mod 2'nin yaklaşımlarını birleştiren karma bir strateji üzerine kurgulanmıştır. Bu modda RES üretiminin talebi aşması durumunda ortaya çıkan üretim fazlası güç, doğrudan UŞ'ye satılmadan önce BEDS'in potansiyel yük beslemesi değerini dikkate almaktadır. Böylece sistem, hem

BEDS'nin gelecekteki yükleri karşılamasına dikkate alarak ekonomik açıdan satış gelirini artırmayı hedeflemektedir. Saatlik bazda akış, öncelikle net gücün (talep – RES üretimi) hesaplanmasıyla başlamaktadır. Net güç pozitif olduğunda, SoE'nin %20'nin üzerinde olması koşuluyla BEDS deşarjı devreye alınmakta; kalan talep, UŞ ve DJ arasında birim maliyet temelli değerlendirme ile karşılanmaktadır. Net güç negatif olduğunda (yani üretim fazlası mevcut olduğunda), karar mekanizması BEDS'in mevcut kapasitesini ve piyasa satış fiyatını dikkate alarak enerjiyi ya BEDS'ye yönlendirmekte ya da UŞ'ye satışa aktarmaktadır.

Bu yaklaşım, yalnızca tek bir stratejiye dayalı olmaktan ziyade esnek bir karar yapısı sunmakta. Hem batarya kullanımını optimize etmekte hem de piyasa gelirlerini maksimize etmeyi hedeflemektedir. Dolayısıyla Mod 3, RES üretim fazlasının koşullara bağlı olarak BEDS şarjı veya UŞ satışına yönlendirildiği, talep tarafında ise BŞD sınırları ve maliyet optimizasyonu gözetilerek UŞ ve DJ ile desteklenen bir yapı olarak tanımlanmaktadır. Bu moda ait akış diyagramı Şekil 5.4'te gösterilmektedir.



Şekil 5.4 Mod-3 Akış Şeması

5.2.2 Optimizasyon Prosedürü

Bu bölümde, yukarıda bahsedilen üç farklı işletim modu altında geliştirilen optimizasyon uygulaması, altı meta-sezgisel algoritma (AA, GA, GKO, PSO, BenTav, TA) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Tüm algoritmalar, karşılaştırmanın adil olması için aynı parametre ayarları ve kısıtlar altında test edilmiştir. Her bir algoritmanın performansı, dört temel kriter üzerinden değerlendirilmiştir: (i) toplam işletme maliyeti (enerji alım maliyetleri, karbon ödüller/cezaları ve enerji satış gelirlerini içermektedir), (ii) seçilen optimum BEDS boyutu, (iii) BEDS tam şarj/deşarj döngü sayısı ve (iv) hesaplama verimliliği (yakınsama hızı ve toplam çözüm süresi).

Simülasyonlar, MATLAB R2024b ortamında, Intel(R) Core (TM) Ultra 7 165H @ 3.80 GHz işlemci ve 16.0 GB RAM donanımına sahip bir sistem üzerinde gerçekleştirilmiştir. Tablo 5'te her algoritma için kullanılan temel parametreler (popülasyon büyüklüğü, maksimum iterasyon, öğrenme katsayıları vb.) özetlenmiş olup, bu ayarlar algoritmalar arası karşılaştırmanın bütünlüğünü ve tutarlılığını sağlamaktadır. Ayrıca, meta-sezgisel algoritmaların stokastik doğası gereği, aynı parametreler altında yürütülen farklı çalıştırmalarda sonuçlarda küçük farklılıklar ortaya çıkabilmektedir. Bu nedenle, her bir algoritma için optimizasyon süreci şu mantıkla yürütülmüştür: eğer ardışık çalıştırmalarda elde edilen sonuçlar birbirine yakınsa, ek denemeler yapılmamış; ancak sonuçlar arasında anlamlı farklılıklar gözlenmişse optimizasyon süreci beş çalıştırmaya kadar sürdürülmüştür. Böylelikle hem algoritmaların sağlamlığı hem de çözümlerin istikrarı test edilmiş ve karşılaştırmalı analizlerin güvenilirliği artırılmıştır.

Tablo 5.1 Optimizasyon parametreleri

Parameter	AA	GA	GKO	PSO	BenTav	TA
Popülasyon	30	30	30	30	-	30
Maksimum iterasyon	50	50	50	50	30	50
Alpha (α)	0.15	-	-	-	-	-
Gamma (γ)	0.3	-	-	-	-	-
Alt sınır	5	5	5	5	5	5
Üst sınır	180	180	180	180	180	180
Elit birey sayısı	-	2	-	-	-	-
w-max	-	-	-	0.9	-	-
w-min	-	-	-	0.4	-	-
c1	-	-	-	2	-	-
c2	-	-	-	1.5	-	-
Kabul fonksiyonu değerlendirme sayısı	-	-	-	-	1000	-
Komşuluk boyutu	-	-	-	-	-	10

5.2.3 Optimizasyon Sonuçları

Bu bölümde, üç farklı işletim modu altında altı meta-sezgisel algoritma kullanılarak elde edilen optimizasyon sonuçları sunulmakta ve karşılaştırmalı olarak değerlendirilmektedir.

5.2.3.1 Mod-1 Sonuçları

Mod-1 işletiminde altı farklı meta-sezgisel algoritma ile elde edilen optimizasyon sonuçları Tablo 5.2'de sunulmuştur. Bulgular, amaç fonksiyonu (toplam maliyet) açısından tüm algoritmaların birbirine oldukça yakın sonuçlar verdiğini, ancak çözüm süreleri, yakınsama adımları ve elde edilen alternatif BEDS kapasiteleri bakımından farklılıklar bulunduğunu göstermektedir.

Tablo 5.2'te göre GA, GKO, PSO ve TA algoritmaları 7,92 kWh mertebesinde sabit bir BEDS kapasitesi ile benzer maliyet değerlerine ulaşmıştır. BenTav algoritması da aynı düzeyde sonuçlar vermiş, ancak kapasite değerinde küçük varyasyonlar (7,92–7,96 kWh) gözlenmiştir.

AA ise diğer algoritmalardan farklı olarak 6,34–21,89 kWh aralığında değişen alternatif kapasite çözümleri üretmiş, fakat bu çeşitlilik çözüm süresini önemli ölçüde artırmıştır. Bu bağlamda, Mod-1'in çözüm yüzeyinin çoklu-optimum karakter taşıdığı ve farklı algoritmaların aynı maliyet düzeyinde fakat farklı kapasite seçimleriyle sonuçlanabildiği görülmektedir.

Tam şarj–deşarj döngü sayısı tüm algoritmalarda 48–49 arasında olup birbirine çok yakındır. DJ yakıt durumu ve karbon salınımı da tüm algoritmalarda hemen hemen aynı düzeydedir (yaklaşık –70,884 kg). Çözüm süreleri incelendiğinde BenTav en hızlı algoritma olarak öne çıkmaktadır (≈6,9 s), onu GA (≈54,3 s) ve TA (≈33,2 s) izlemiştir.

PSO ve GKO'nun süreleri orta düzeyde kalırken (≈99–102 s), AA açık ara en uzun süreye ihtiyaç duymuştur (≈1.446 s). Yakınsama adımları açısından ise GA, TA ve AA hızlı yakınsama göstermiş, PSO ve GWO daha uzun adımlar gerektirmiştir.

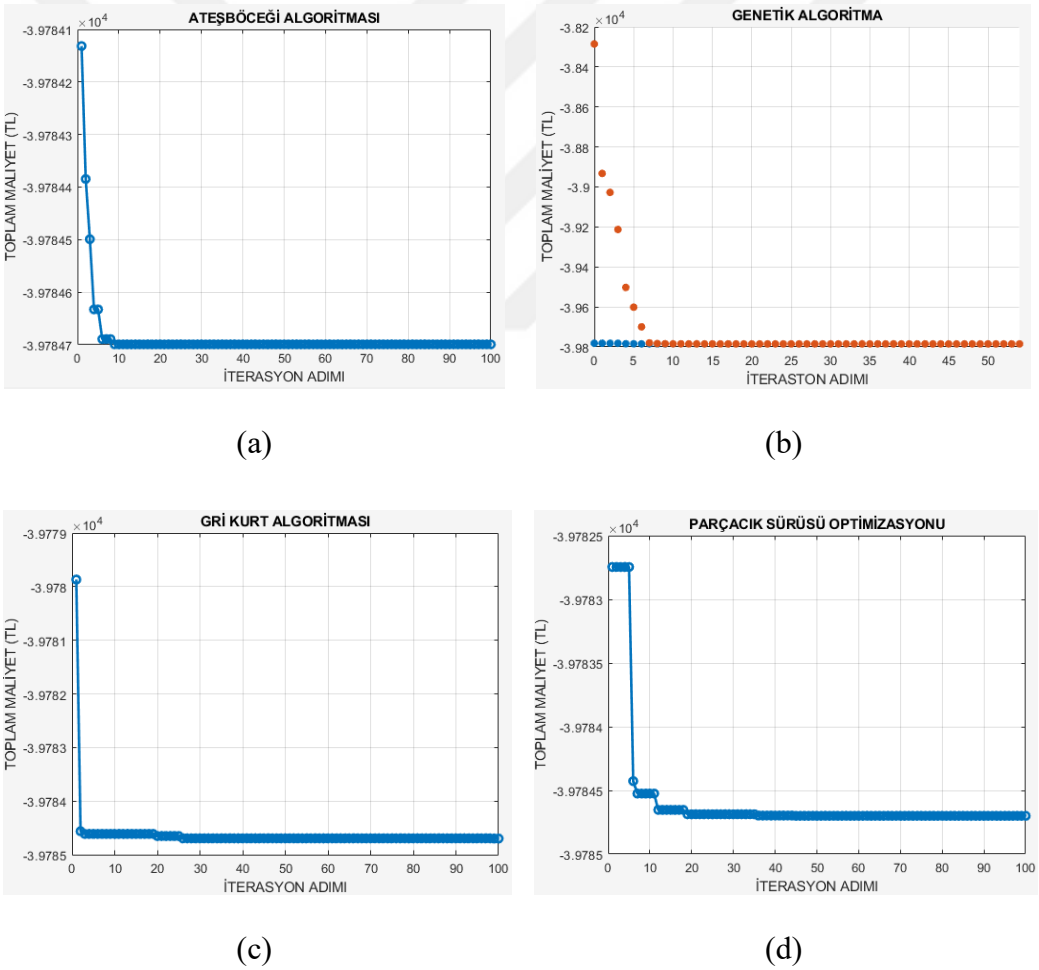
Tablo 5.2 Mod-1 algoritma sonuçları ve puanlama tablosu

Algoritma	BEDS (kWh)					Toplam Maliyet (TL)					Tam Şarj-Deşarj Döngüsü (adet)	SoF (litre)	Karbon Salınımı (kg)	Çözüm Süresi (s)	Yakınsama Adımı	Puanlama Skalası
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5						
AA	18.30	6.34	**7.81**	11.27	21.89	-38,096.35	-38,200.13	-38,213.85	-38,183.46	-38,035.25	49	201.37	-70,934.81	1,446.65	9	1
GA	7.92	7.92	**7.92**			-38,213.85	-38,213.85	-38,213.85			48	201.37	-70,884.84	54.29	7	2
GKO	7.92	**7.92**	7.92			-38,213.85	-38,213.85	-38,213.84			48	201.37	-70,884.85	101.89	26	3
PSO	7.92	7.92	**7.92**			-38,213.85	-38,213.85	-38,213.85			48	201.37	-70,884.84	99.93	36	4
BenTav	8.00	8.00	**7.96**			-38,213.77	-38,213.77	-38,213.81			48	201.37	-70,885.28	6.89	96	5
TA	7.92	7.92	**7.92**			-38,213.85	-38,213.85	-38,213.85			48	201.37	-70,884.85	33.21	7	6

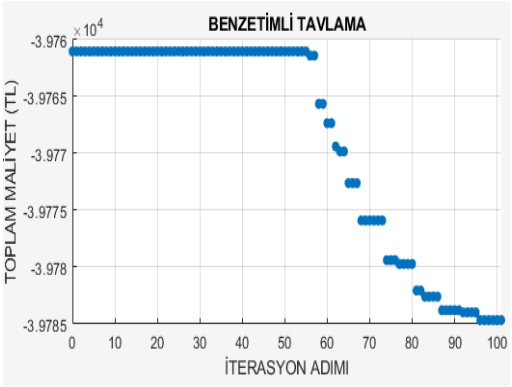
Algoritma	BEDS Puan					Toplam Maliyet Puan					Tam Şarj-Deşarj Döngüsü Puanı	SoF	Karbon Salınımı Puanı	Çözüm Süresi Puanı	Yakınsama Adımı Puanı	Toplam Skor
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5						
AA	2.00	6.00	3.00	3.00	1.00	2.00	3.00	4.00	3.00	1.00	1		6.00	1.00	5	18.6
			3.00					2.60								
GA	3.00	3.00	3.00			4.00	4.00	5.00			6		1.00	4.00	6	24
			3.00					4.33								
GKO	3.00	3.00	3.00			3.00	3.00	3.00			6		3.00	3.00	3	21
			3.00					3.00								
PSO	3.00	3.00	3.00			4.00	4.00	4.00			6		1.00	3.00	3	20
			3.00					4.00								
BenTav	3.00	3.00	3.00			3.00	3.00	3.00			6		3.00	6.00	1	22
			3.00					3.00								
TA	**3.00**	**3.00**	**3.00**			**6.00**	**6.00**	**6.00**			**6**		**3.00**	**5.00**	**6**	29
			3.00					**6.00**								

Tablo 5.2'de gösterilen Çok-kriterli puanlama sistemine göre (maliyet, kapasite, döngü sayısı, emisyon, çözüm süresi ve yakınsama adımları birleştirilerek) en yüksek performansı TA (29 puan) göstermiştir. TA'yi sırasıyla GA (24), BenTav (22), GKO (21) ve PSO (20) izlemiştir. En düşük performans ise AA (18,6 puan) ile elde edilmiştir. Bu sonuçlar, özellikle TA'nin çözüm süresi, yakınsama istikrarı ve genel performans açısından en güçlü aday olduğunu ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, GA da yüksek performansı ile dikkat çekmekte, BenTav ise hızlı çözüm süresi sayesinde pratik uygulamalar açısından avantajlı bir alternatif sunmaktadır.

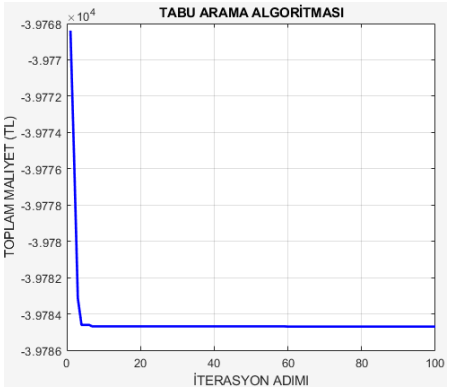
Her bir algoritmaya ait en iyi maliyet sonucunun elde edildiği optimizasyonlara ait yakınsama grafikleri aşağıda Şekil 5.5'te paylaşılmaktadır.



Şekil 5.5 Algoritmaların Mod-1'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA



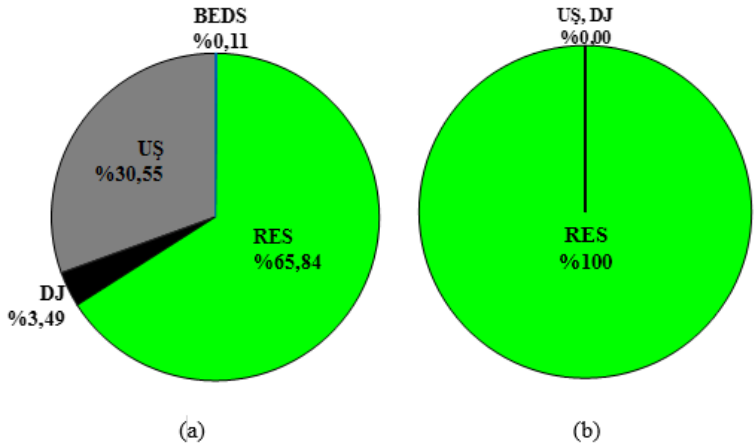
(e)



(f)

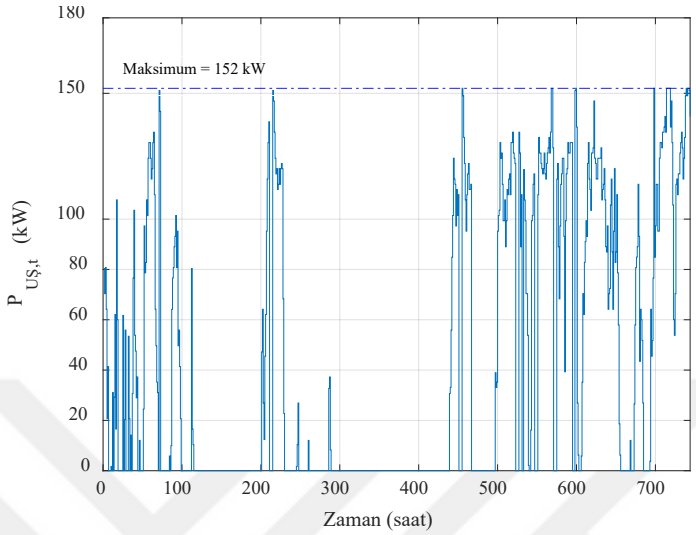
Şekil 5.5 (devam) Algoritmaların Mod-1'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA

Sonuç olarak, Mod-1 altında algoritmalar toplam maliyet bakımından birbirine yakın sonuçlar üretirken; BenTav hız, TA ise çözüm istikrarı ile öne çıkmaktadır. Ancak, puanlamada en yüksek performansı gösteren TA algoritması öne çıktığı için Mod-1 için TA algoritması dikkate alınmış ve sonuçlar aşağıda paylaşılmıştır. Şekil 5.6'da, sırasıyla Mod-1 senaryosunda TA ile elde edilen yük beslemesindeki ve BEDS'nin şarj edilmesindeki kaynakların payı yüzdesel olarak gösterilemektedir. Şekil 5.6(a)'de görüldüğü üzere, toplam talebin büyük kısmı RES üretimi (%65,84) ile karşılanmış, bunu şebeke (%30,55), DJ (%3,49) ve BEDS (%0,11) izlemiştir. Şekil 5.6(b)'de görüldüğü üzere BEDS'in şarj kaynaklarının dağılımı ise BEDS'nin kurgulandığı gibi sadece RES tarafından şarj edildiği görülmektedir.



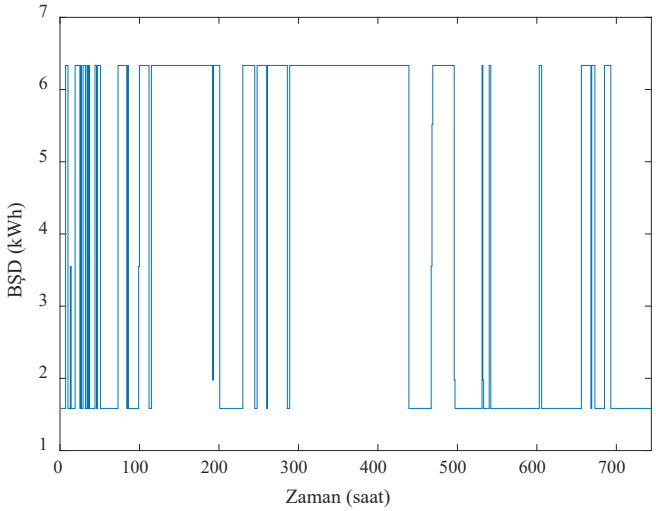
Şekil 5.6 Mod 1 kaynak dağılımı (a) Yük beslemesinde, (b) BEDS şarjında

Şekil 5.7'de, UŞ'den çekilen güç miktarı verilmiş olup, maksimum güç talebinin belirlenen pik güç limitinde (152 kW) kaldığı gözlenmektedir. Bu durum, TA algoritmasının pik yük sınırlamasına uygun şekilde çözüm üretebildiğini teyit etmektedir.



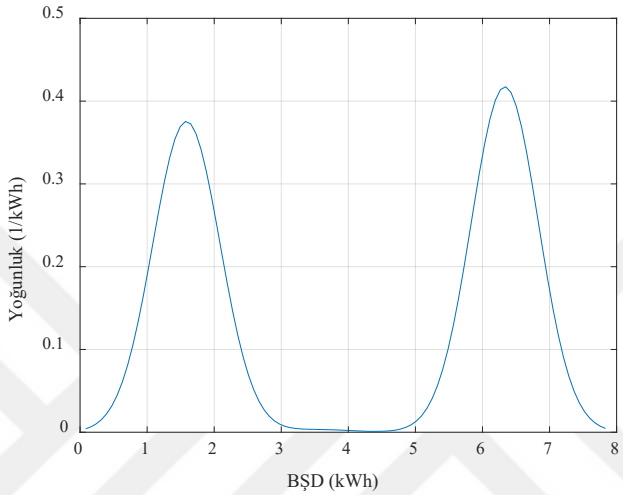
Şekil 5.7 Mod-1 UŞ'den alınan güç miktarları

Şekil 5.8'de BEDS'in BŞD eğrisi gösterilmiştir. Grafikten görüldüğü üzere, BEDS her zaman devrede değildir; uzun süreler boyunca ya maksimum BŞD seviyesinde ya da minimum BŞD seviyesinde kalmaktadır ve toplam 48 defa tam şarj-deşarj olmaktadır. Bu da Mod-1 işletiminde BEDS'nin verimli bir şekilde kullanılmadığını göstermektedir.



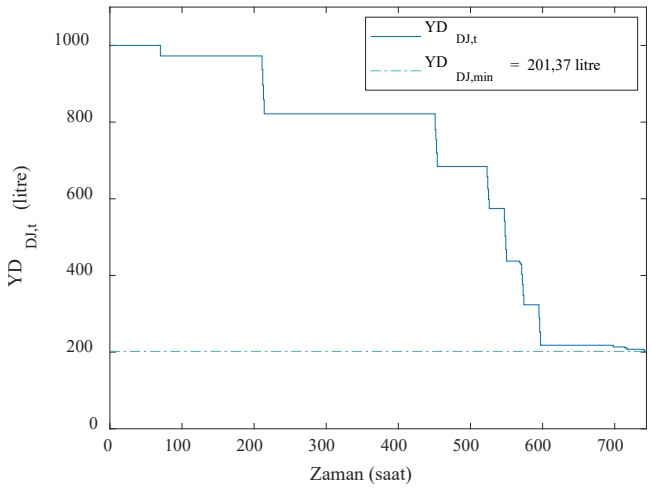
Şekil 5.8 Mod-1 BŞD değerleri

Şekil 5.9'da BEDS'in BŞD değerlerinin ÇYTT yöntemiyle elde edilen yoğunluk dağılımı verilmiştir. Grafik incelendiğinde, BŞD değerlerinin yalnızca uç seviyelerde değil, aynı zamanda ara seviyelerde de belirgin bir dağılım gösterdiği görülmektedir. Özellikle 6–7 kWh bandında yüksek bir yoğunluk tepe noktası bulunurken, 1–2 kWh aralığında da ikinci bir yoğunluk noktası oluşmuştur. Bu durum, bataryanın Mod-1 altında yalnızca tam dolu veya tam boş seviyelerde sabitlenmediğini; ara şarj durumlarında da kullanıldığını ortaya koymaktadır.



Şekil 5.9 Mod-1 BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları

Son olarak, Şekil 5.10'da ise Mod-1 işletiminde kullanılan DJ'nin yakıt durumu gösterilmektedir. Şekilde gösterildiği üzere DJ işletimini belirlenen yakıt limiti (198 litre) üzerinde tamamlamıştır.



Şekil 5.10 Mod-1 DJ yakıt durumu değerleri

5.2.3.2 Mod-2 Sonuçları

Mod-2 altında elde edilen sonuçlar Tablo 5.3'te özetlenmiştir. Bulgular, maliyet ve emisyon çıktılarının algoritmalar arasında birbirine çok yakın olduğunu; ayrışmanın esas olarak seçilen BEDS kapasitesi, çözüm süresi ve yakınsama davranışında ortaya çıktığını göstermektedir. BEDS kapasitesi. GKO, PSO, BenTav ve TA algoritmaları tüm seçeneklerde 7.92 kWh'a tutarlı biçimde yakınsamıştır. GA, ilk çalıştırmalarda 13.48–8.75 kWh gibi daha büyük değerlere uğrasa da nihai seçeneklerde 7.92 kWh'a yerleşmiştir. AA ise 8.05–17.88 kWh aralığında dağınık kapasite değerleri üretmiş olup bu çeşitlilik maliyet üstünlüğüne dönüşmemiştir. Toplam maliyet açısından en iyi maliyetler −41.344,6 TL civarında kümelenmiştir; BenTav ve TA bu seviyeyi tüm seçeneklerde yakalarken, GA,GKO,PSO'da da aynı düzey korunmuştur. AA'nın maliyeti ise göreceli olarak zayıf kalmıştır. Karbon salınımı (yaklaşık −71.156,9 kg) ve DJ yakıt tüketimi (183.25 L) tüm algoritmalarda neredeyse aynıdır. Tam şarj–deşarj döngüsü sayısı da AA'da 363, diğer algoritmalarda 369 olup, Mod-1'e kıyasla bataryanın bu modda çok daha aktif kullanıldığını göstermektedir.

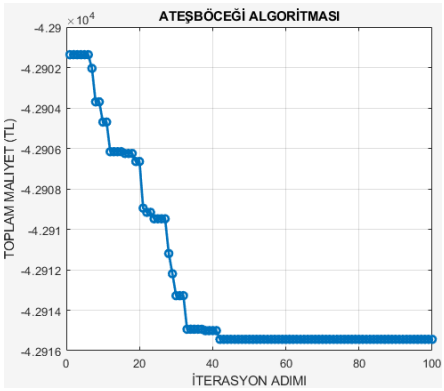
Hesaplama performansı olarak çözüm süresi ve yakınsama adımları belirgin biçimde farklıdır: BenTav ≈ 7,45 s ve TA ≈ 7,92 s ile en hızlı iki yöntemdir. PSO ≈ 99 s ve GKO ≈ 98,7 s orta düzeyde kalırken, GA ≈ 60,7 s daha hızlıdır. AA ≈ 1.398 s ile açık ara en yavaş yöntemdir. Yakınsamada TA (8 adım) en az iterasyonla çözüme ulaşırken, PSO (18) ve BenTav (40) kabul edilebilir, GA (59) ve GKO (87) daha uzun, AA (42) ise düzensizdir.

Çok-kriterli sıralama (maliyet, kapasite, tam döngü sayısı, SoF, karbon, çözüm süresi, yakınsama adımı) birleştirildiğinde en yüksek toplam skoru TA (29) elde etmiştir. Ardından BenTav (28), PSO (24), GA (23) ve GKO (20) gelmektedir. AA (12.75) en düşük skoru almıştır. Bu sonuçlar, Mod-2'de TA'nın hızlı, kararlı ve maliyet açısından rekabetçi çözümler üreterek en uygun aday olduğunu, BenTav'ın ise benzer maliyetle en hızlı yöntemlerden biri olarak öne çıktığını göstermektedir. AA'nın farklı kapasitelere sapma eğilimi ve çok uzun çözüm süresi ise bu modda verimsiz bir davranışa işaret etmektedir. Her bir algoritma için en iyi maliyet sonucunun elde edildiği optimizasyonlara ait yakınsama grafikleri aşağıda Şekil 5.11'de paylaşılmaktadır.

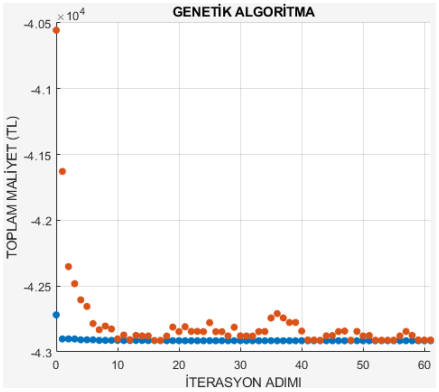
Tablo 5.3 Mod-2 algoritma sonuçları ve puanlama tablosu

Algoritma	BEDS (kWh)					Toplam Maliyet (TL)					Tam Şarj-Deşarj Döngüsü (adet)	SoF (litre)	Karbon Salınımı (kg)	Çözüm Süresi (s)	Yakınsama Adımı	Puanlama Skalası
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5						
AA	8.72	17.88	8.76	8.05		-41,245.92	-41,052.94	-41,170.83	-41,344.58		363	183.25	-71,156.92	1,398.44	42	1
GA	13.48	8.75	7.92	7.92		-41,125.02	-41,172.08	-41,344.63	-41,344.63		369	183.25	-71,156.92	60.72	59	2
GKO	7.92	7.92	7.92			-41,344.58	-41,344.57	-41,344.56			369	183.25	-71,156.92	98.72	87	3
PSO	7.92	7.92	7.92			-41,344.63	-41,344.63	-41,344.63			369	183.25	-71,156.91	99.13	18	4
BenTav	7.97	7.95	7.87			-41,342.88	-41,343.46	-41,328.65			369	183.25	-71,156.96	7.45	40	5
TA	7.92	7.92	7.92			-41,344.63	-41,344.47	-41,344.61			369	183.25	-71,156.92	7.92	8	6

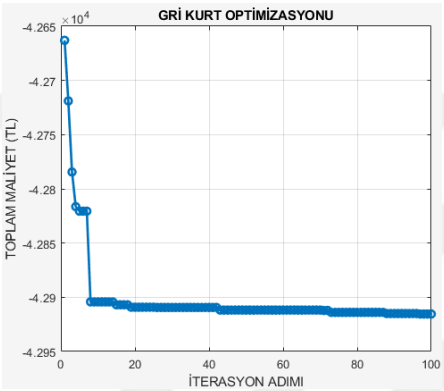
Algoritma	BEDS Puan					Toplam Maliyet Puan					Tam Şarj-Deşarj Döngüsü Puanı	SoF	Karbon Salınımı Puanı	Çözüm Süresi Puanı	Yakınsama Adımı Puanı	Toplam Skor
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5						
AA	3.00	1.00	3.00	3.00		2.00	1.00	2.00	4.00		1		3.00	1.00	3	12.75
			2.50					2.25								
GA	2.00	3.00	3.00	3.00		2.00	2.00	6.00	6.00		6		3.00	5.00	2	23
			2.75					4.00								
GKO	3.00	3.00	3.00			5.00	3.00	3.00			6		3.00	3.00	1	20
			3.00					3.67								
PSO	3.00	3.00	3.00			6.00	6.00	6.00			6		1.00	3.00	5	24
			3.00					6.00								
BenTav	3.00	3.00	6.00			3.00	3.00	3.00			6		6.00	6.00	3	28
			4.00					3.00								
TA	**3.00**	**3.00**	**3.00**			**6.00**	**3.00**	**5.00**			**6**		**3.00**	**6.00**	**6**	29
			3.00					**4.67**								



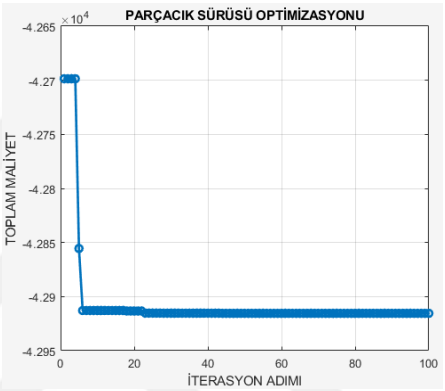
(a)



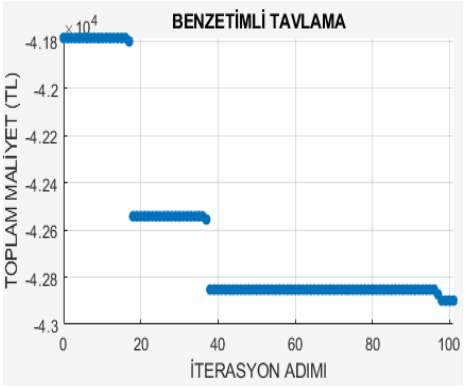
(b)



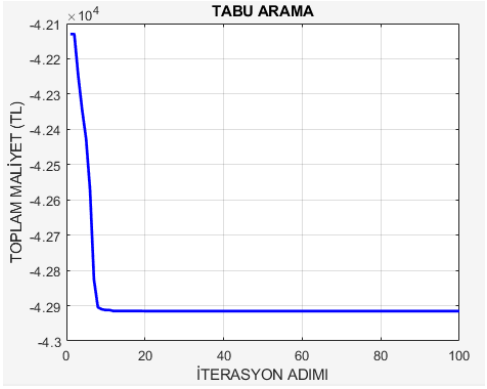
(c)



(d)



(e)



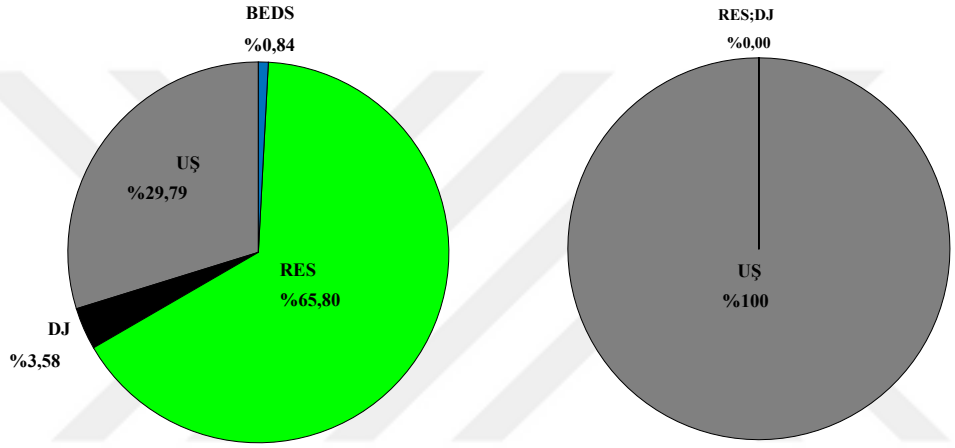
(f)

Şekil 5.11 Algoritmaların Mod-2'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA

Mod-2 altında da algoritmalar maliyet ve emisyon çıktıları açısından birbirine yakın sonuçlar üretmiş, ancak hesaplama performansında belirgin farklılıklar ortaya çıkmıştır. BenTav çözüm süresi bakımından öne çıkarken, TA kısa süre, kararlı yakınsama ve yüksek toplam puanı ile bu Mod-2 için de en güçlü aday olmuştur.

Bu nedenle, Mod-2 için değerlendirmeler TA algoritması dikkate alınarak yapılmıştır.

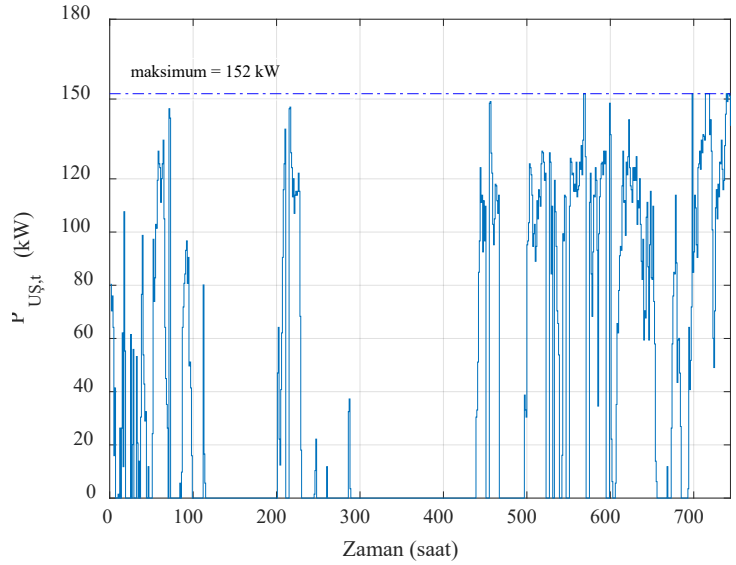
Şekil 5.12'de, sırasıyla Mod-2 senaryosunda TA ile elde edilen yük beslemesindeki ve BEDS'nin şarj edilmesindeki kaynakların payı yüzdesel olarak gösterilemektedir. Şekil 5.12(a)'de görüldüğü üzere, toplam talebin büyük kısmı RES üretimi (%65,80) ile karşılanmış, bunu şebeke (%29,79), DJ (%3,58) ve BEDS (%0,84) izlemiştir. Şekil 5.12(b)'de görüldüğü üzere BEDS'in şarj kaynaklarının dağılımı ise BEDS'nin kurgulandığı gibi sadece UŞ tarafından şarj edildiği görülmektedir.



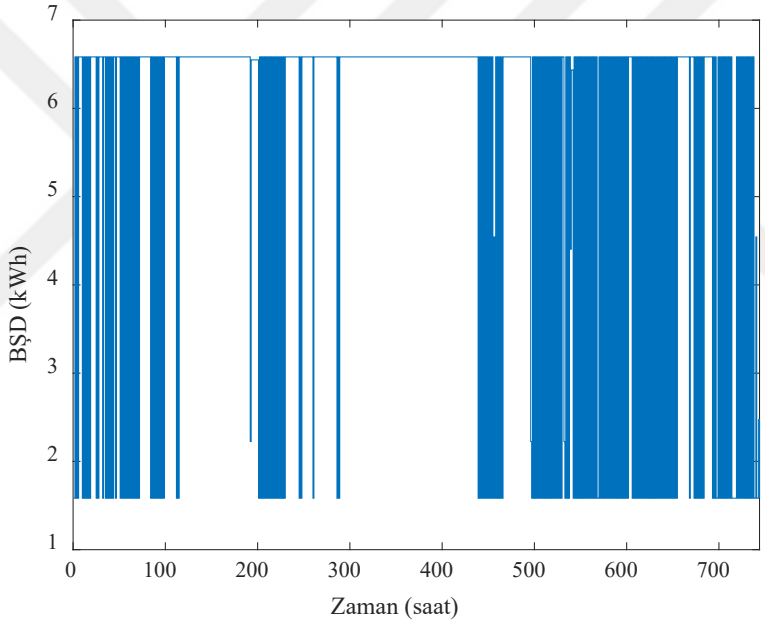
(a) (b)

Şekil 5.12 Mod 2 kaynak dağılımı (a) Yük beslemesinde – (b) BEDS şarjında

Şekil 5.13'te, UŞ'den çekilen güç miktarı verilmiş olup, maksimum güç talebinin belirlenen pik güç limitinde (152 kW) kaldığı gözlenmektedir. Bu durum, TA algoritmasının pik yük sınırlamasına uygun şekilde çözüm üretebildiğini teyit etmektedir. Şekil 5.14'te ise BEDS'in BŞD eğrisi gösterilmiştir. Grafikten görüldüğü üzere, batarya bu modda daha aktif olarak çalışmakta, geniş zaman aralıklarında orta seviye BŞD değerlerinde de bulunmakta ve yalnızca uç noktalara bağlı kalmamaktadır. Bataryanın farklı seviyelerde sürekli şarj ve deşarj olduğu gözlenmekte, bu da toplamda 369 tam döngüye karşılık gelmektedir. Bu durum, Mod-1 ile kıyaslandığında BEDS'in Mod-2 altında çok daha verimli kullanıldığını ve enerji dengeleme işlevine aktif olarak katkı sağladığını göstermektedir.



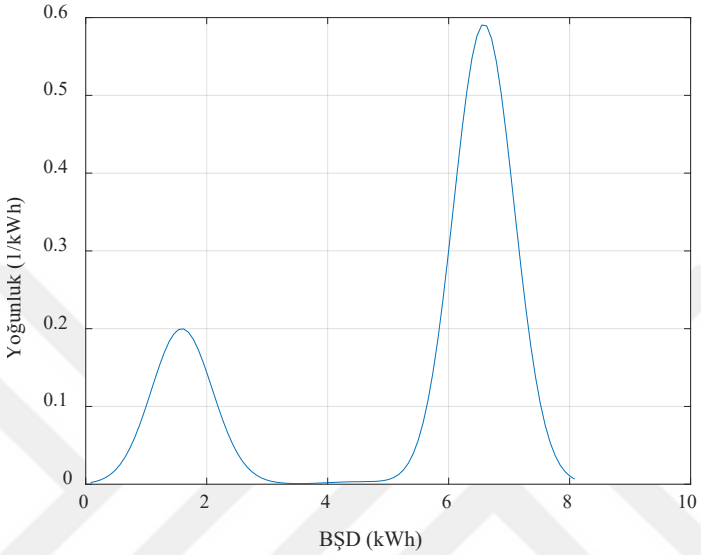
Şekil 5.13 Mod-2 UŞ'den alınan güç miktarları



Şekil 5.14 Mod-2 BŞD değerleri

Şekil 5.15'te Mod-2 senaryosu için BEDS'ye ait BŞD'nin ÇYTT ile elde edilen yoğunluk dağılımı gösterilmektedir. Grafik incelendiğinde, BŞD değerlerinin belirgin biçimde iki seviyede yoğunlaştığı görülmektedir. Yoğunluğun en yüksek olduğu bölge 6–7 kWh aralığıdır; bunun yanında daha düşük bir yoğunlukla 1–2 kWh bandında ikinci bir tepe oluşmuştur. Bu durum, bataryanın çoğunlukla yüksek doluluk seviyelerinde çalıştırıldığını, ancak zaman zaman alt sınır seviyelerine kadar deşarj edildiğini göstermektedir. Ara seviyelerdeki kullanım oldukça sınırlı kalmış, batarya daha çok uç değerlere yakın bölgelerde işletilmiştir.

Bu sonuç, Mod-2'de BEDS'in enerji yönetiminde ağırlıklı olarak yüksek doluluk seviyelerinde tutulduğunu, ancak kısmi deşarjların da zaman zaman gerçekleştiğini ortaya koymaktadır. Böylece batarya, Mod-1'e kıyasla daha etkin kullanılmakla birlikte, hâlen ara seviyelerde sürekli bir dengeleme unsuru olarak devreye girmemektedir. Dolayısıyla sistem optimizasyonuna katkısı artmış olsa da bataryanın potansiyeli tam olarak kullanılmamıştır.

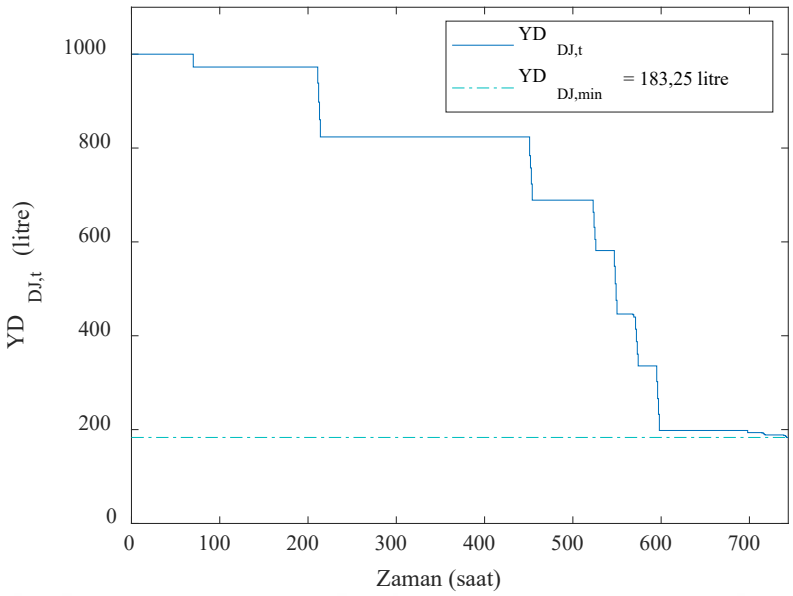


Şekil 5.15 Mod-2 BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları

Son olarak, Şekil 5.16'da Mod-2 senaryosu için DJ yakıt tüketim eğrisi verilmiştir. Başlangıçta yaklaşık 1000 litre seviyesinde olan yakıt miktarı, zaman içerisinde kademeli olarak azalmış ve minimum sınır olarak belirlenen 198 litre seviyesine yaklaşmıştır. Ancak grafikten görüldüğü üzere, sistem yük atma riskini önlemek için bu sınırın biraz altına inerek yaklaşık 183 litreye kadar düşmesine izin vermiştir.

Bu yaklaşım, sistem güvenilirliğini artırmak amacıyla yapılan kontrollü bir esneklik olarak değerlendirilmektedir. Yani, yük atma gibi kritik bir durumun önüne geçmek için DJ'nin minimum yakıt limiti esnetilmiş, ancak bu esneme karbon salınımı açısından sınırları ihlal etmeyecek şekilde gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla, sistem hem yük dengeleme hem de karbon kısıtı arasında optimal bir denge kurmuştur.

Sonuç olarak, Mod-2 altında DJ'nin yakıt tüketim stratejisi, belirlenen teknik kısıtları büyük ölçüde korurken, gerektiğinde karbon limiti bozulmadan esneklik sağlandığını ortaya koymaktadır.



Şekil 5.16 Mod-2 DJ yakıt durumu değerleri

5.2.3.3 Mod-3 Sonuçları

Mod-3 altında elde edilen sonuçlar Tablo 5.4'te özetlenmiştir. Bulgular, maliyet ve emisyon çıktılarının algoritmalar arasında yine birbirine çok yakın olduğunu; farklılığın esas olarak seçilen BEDS kapasitesi, çözüm süresi ve yakınsama davranışında ortaya çıktığını göstermektedir. BEDS kapasitesi. GA, GKO, PSO ve TA algoritmaları tüm seçeneklerde 7.92 kWh seviyesinde tutarlı bir yakınsama göstermiştir. BenTav da bu değere oldukça yakın sonuçlar üretmiştir (7.89–8.05 kWh). AA ise önceki modlarda olduğu gibi farklı kapasite alternatifleri üretmiş (7.16–15.09 kWh aralığında) ve istikrarsız bir dağılım sergilemiştir.

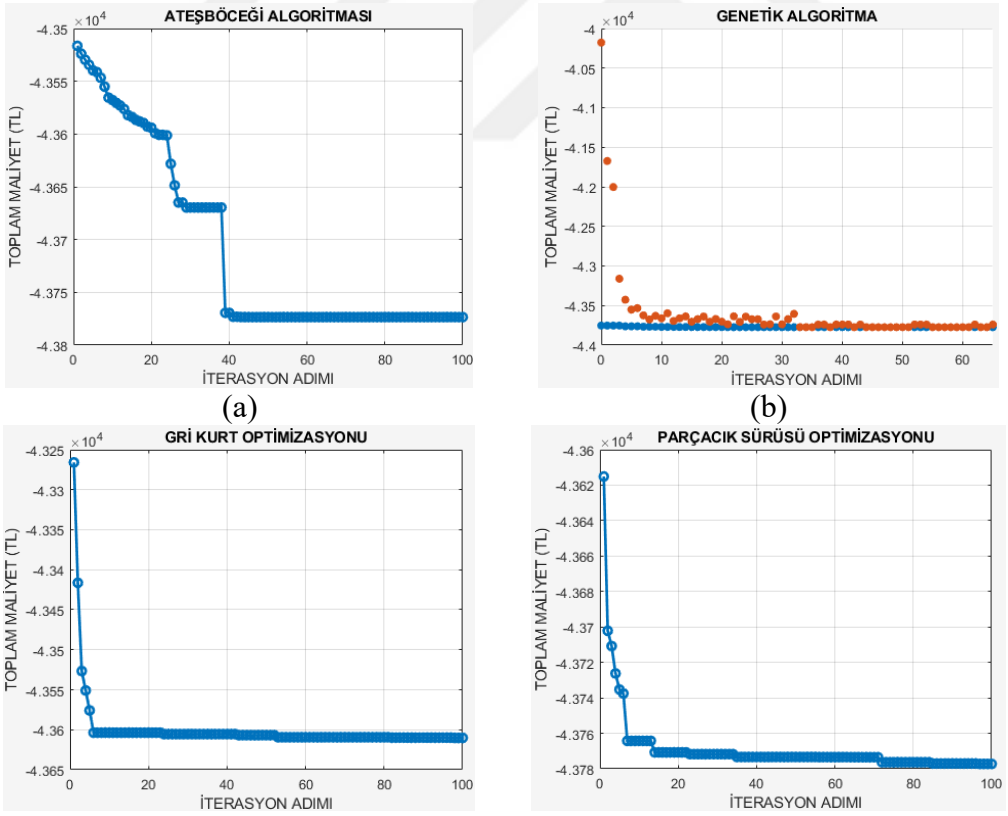
Toplam maliyet açısından en iyi maliyetler tüm algoritmalarda −42.202,00 TL civarında kümelenmiştir. GA, PSO ve TA tüm seçeneklerde bu seviyeyi yakalarken; GA, GKO ve PSO da benzer maliyet sonuçları elde etmiştir. AA ise diğer algoritmalara kıyasla görece daha düşük maliyet performansı sergilemiştir. Karbon salınımı sonuçları (yaklaşık −71,116 kg) ve DJ yakıt tüketimi (≈184 L) tüm algoritmalarda neredeyse aynıdır. Tam şarj–deşarj döngüsü sayısı, AA'da 768, diğer algoritmalarda ise 741–765 aralığında olup, Mod-2'ye kıyasla bataryanın daha yoğun biçimde kullanıldığını göstermektedir.

Tablo 5.4 Mod-3 algoritma sonuçları ve puanlama tablosu

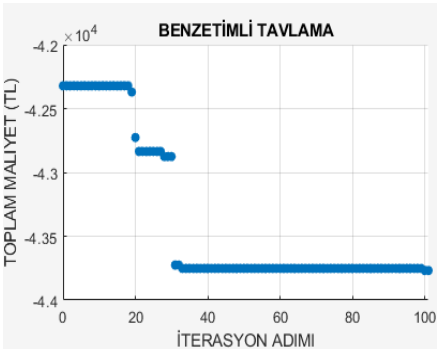
Algoritma	BEDS (kWh)					Toplam Maliyet (TL)					Tam Şarj-Deşarj Döngüsü (adet)	SoF (litre)	Karbon Salınımı (kg)	Çözüm Süresi (s)	Yakınsama Adımı	Puanlama Skalası
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5						
AA	7.88	15.09	14.23	8.67	7.16	-42,202.61	-41,938.36	-41,967.38	-42,175.17	-41,979.00	768	184.34	-71,116.13	1,427.59	41	1
GA	7.92	7.92	7.92			-42,202.61	-42,202.62	-42,202.62			765	184.34	-71,116.13	64.71	34	2
GKO	7.94	7.92	7.92			-42,038.76	-42,039.34	-42,039.34			765	184.34	-71,116.13	97.85	53	3
PSO	7.92	7.92	7.92			-42,206.12	-42,206.38	-42,205.98			741	183.25	-71,121.24	7.92	72	4
BenTav	8.05	7.89	8.05			-42,197.23	-42,190.63	-42,197.39			750	184.29	-71,115.04	7.98	33	5
TA	7.92	7.92	7.93			-42,202.54	-42,202.60	-42,202.28			765	184.34	-71,116.13	33.84	7	6

Algoritma	BEDS Puan					Toplam Maliyet Puan					Tam Şarj-Deşarj Döngüsü Puanı	SoF	Karbon Salınımı Puanı	Çözüm Süresi Puanı	Yakınsama Adımı Puanı	Toplam Skor
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5						
AA	3.00	1.00	1.00	3.00	6.00	5.00	1.00	1.00	3.00	1.00	1	6.00	3.00	1.00	3	13
			2.80					2.20								
GA	3.00	3.00	3.00			5.00	5.00	5.00			3	6.00	3.00	3.00	4	21
			3.00					5.00								
GKO	3.00	3.00	3.00			2.00	2.00	2.00			3	6.00	3.00	3.00	2	16
			3.00					2.00								
PSO	**3.00**		**3.00**		**3.00**	**6.00**	**6.00**	**6.00**			**6**	**1.00**	**6.00**	**6.00**	**1**	28
			3.00					**6.00**								
BenTav	3.00	3.00	3.00			3.00	3.00	3.00			5	3.00	1.00	6.00	4	22
			3.00					3.00								
TA	3.00	3.00	3.00			5.00	5.00	5.00			3	6.00	3.00	5.00	7	26
			3.00					5.00								

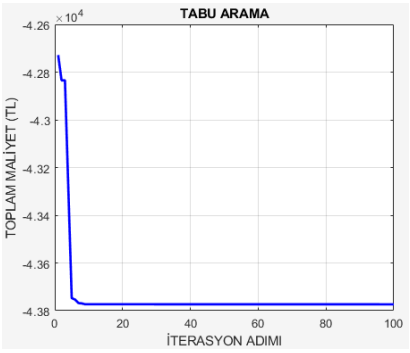
Hesaplama performansında çözüm süresi ve yakınsama adımları açısından belirgin farklılıklar ortaya çıkmıştır. PSO ≈ 7,2 s ve BenTav ≈ 7,99 s en hızlı iki algoritma olarak öne çıkmıştır. Buna alternatif olarak ve TA (≈ 33,84 s), GA (≈64,71 s) ve GKO (≈97,85 s) görece iyi bir çözüm süresine sahip olmuştur. AA ise açık ara en uzun çözüm süresine sahip olmuş (≈1.427,00 s). Yakınsamada TA (7 adım) en az iterasyonla çözüme ulaşırken; GA (34) ve BenTav (33) daha uzun; GKO (53) ve PSO (72) oldukça uzun adımlar gerektirmiştir. Çok kriterli sıralama neticesinde en yüksek toplam skoru PSO (28) elde etmiştir. Ardından TA (26), BenTav (22), GA (21) ve GKO (16) gelmektedir. En düşük performans yine AA (13) ile elde edilmiştir. Bu sonuçlar, Mod-3 altında PSO'nun hızlı çözüm süresi ve dengeli yakınsama davranışıyla en uygun algoritma olduğunu; TA'nın da kısa çözüm süresi ve yüksek kararlılığıyla güçlü bir alternatif sunduğunu göstermektedir. AA ise yine hem istikrarsız sonuçlar vermesi hem de çok uzun çözüm süresi nedeniyle verimsiz kalmıştır. Her bir algoritmaya ait en iyi maliyet sonucunun elde edildiği optimizasyonlara ait yakınsama grafikleri aşağıda Şekil 5.17'de gösterilmektedir.



Şekil 5.17 Algoritmaların Mod-1'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA



(e)

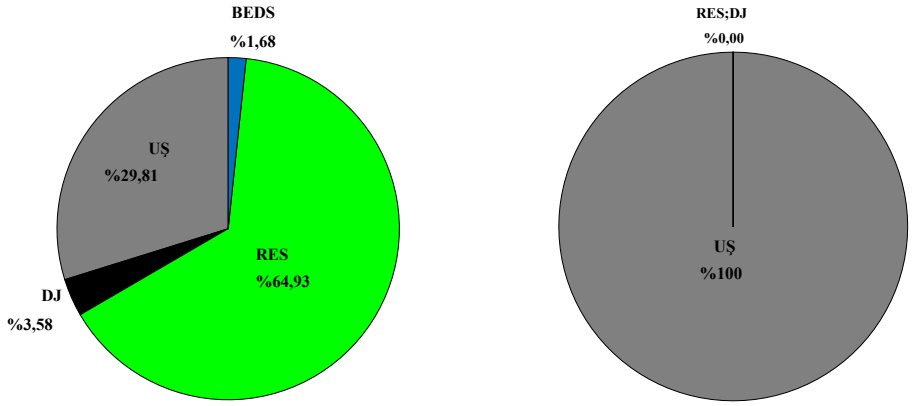


(f)

Şekil 5.17 (devam) Algoritmaların Mod-3'deki yakınsama grafikleri (a) AA, (b) GA, (c) GKO, (d) PSO, (e) BenTav, (f) TA

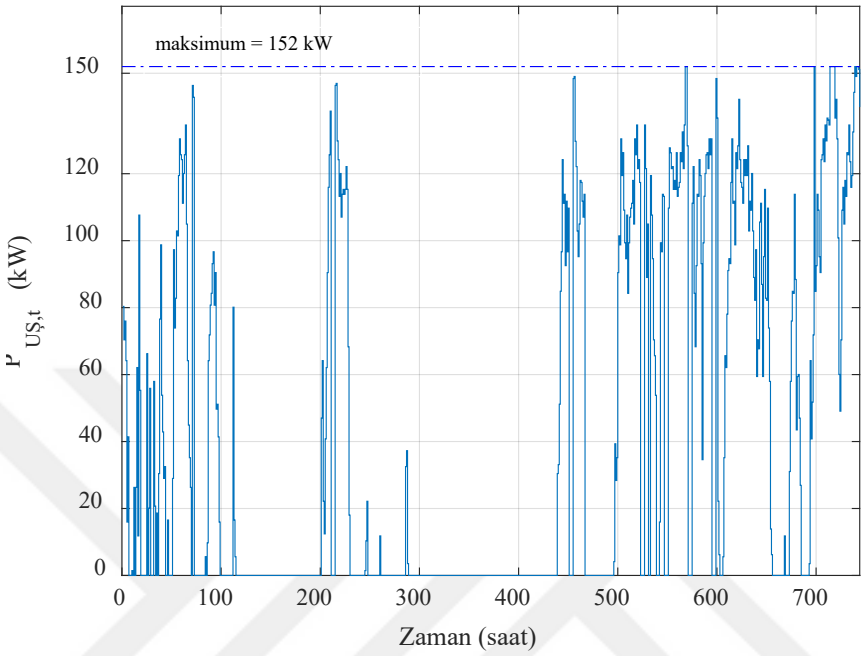
Mod-3 altında da algoritmalar maliyet ve emisyon çıktıları açısından birbirine yakın sonuçlar üretmiş, ancak hesaplama performansında belirgin farklılıklar ortaya çıkmıştır. PSO ve BenTav çözüm süresi bakımından öne çıkarken, TA önceki modlara kıyasla biraz da uzun sürede çözüme ulaşmıştır. En iyi sonucun en az BŞD döngü sayısıyla ve en iyi karbon emisyon değeriyle elde edildiği PSO algoritması Mod-3 için en güçlü aday olmuştur.

Bu nedenle, Mod-3 için değerlendirmeler PSO algoritması dikkate alınarak aşağıda sunulmaktadır. Şekil 5.18'de sırasıyla Mod-3 senaryosunda PSO ile elde edilen yük beslemesindeki ve BEDS'nin şarj edilmesindeki kaynakların payı yüzdesel olarak gösterilemektedir. Şekil 5.18(a)'de görüldüğü üzere, toplam talebin büyük kısmı RES üretimi (%64,93) ile karşılanmış, bunu şebeke (%29,81), DJ (%3,58) ve BEDS (%1,68) izlemiştir. Şekil 5.18(b)'de görüldüğü üzere BEDS'in şarj kaynaklarının dağılımı ise BEDS'nin kurgulandığı gibi sadece UŞ tarafından şarj edildiği görülmektedir.



Şekil 5.18 Mod 3 kaynak dağılımı (a) Yük beslemesinde – (b) BEDS şarjında

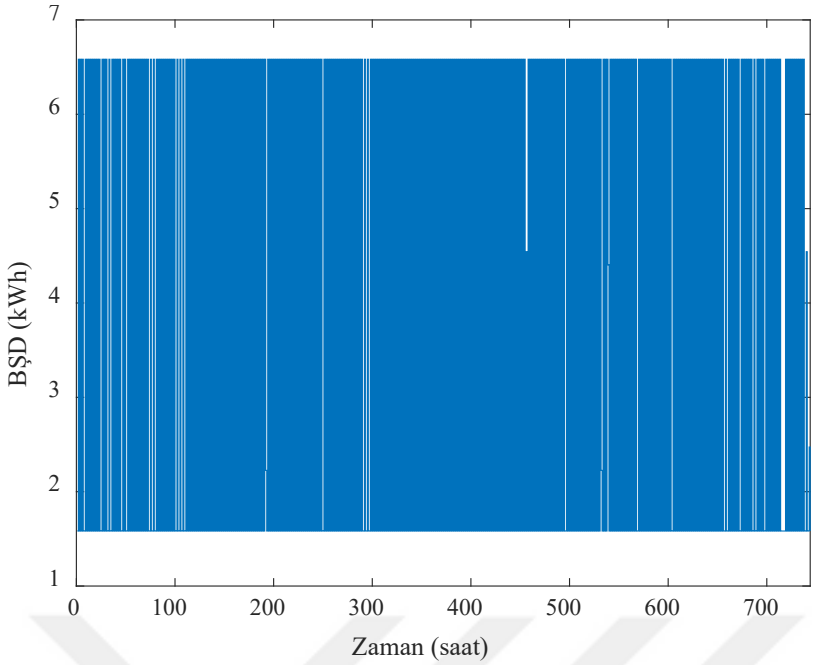
Şekil 5.19'da, UŞ'den çekilen güç miktarı verilmiş olup, maksimum güç talebinin belirlenen pik güç limitinde (152 kW) kaldığı gözlenmektedir. Bu durum, PSO algoritmasının pik yük sınırlamasına uygun şekilde çözüm üretebildiğini teyit etmektedir.



Şekil 5.19 Mod-3 UŞ'den alınan güç miktarları

Şekil 5.20'de ise Mod-3 işletimi altında BEDS'in BŞD eğrisi sunulmuştur. Grafik incelendiğinde, bataryanın bu mod altında oldukça aktif biçimde çalıştığı, sık ve düzenli şarj-deşarj döngülerinden geçtiği görülmektedir. Batarya çoğunlukla orta ve yüksek SoE seviyelerinde kalmakta, yalnızca kısa sürelerle minimum seviyelere inmektedir.

Toplamda 741 tam şarj-deşarj döngüsü gerçekleşmiş olup, bu değer Mod-1 ve Mod-2'ye kıyasla bataryanın en yoğun kullanımını ortaya koymaktadır. Bu durum, Mod-3 işletiminde BEDS'in sistemin enerji dengeleme işlevine çok daha etkin bir şekilde entegre edildiğini ve rezerv konumundan çıkarak sürekli bir dengeleme aracı haline geldiğini göstermektedir.

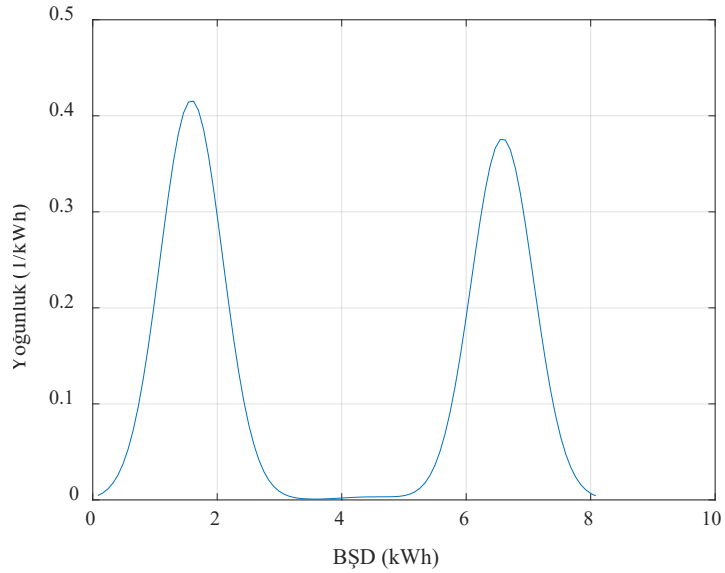


Şekil 5.20 Mod-3 BŞD değerleri

Şekil 5.21'de Mod-3 altında BEDS'in BŞD değerlerinin ÇYTT yöntemiyle elde edilen yoğunluk dağılımı gösterilmektedir. Eğri incelendiğinde, dağılımın iki belirgin tepe noktasında yoğunlaştığı görülmektedir. İlki yaklaşık 1,5–2 kWh bandında, ikincisi ise 6–7 kWh bandında oluşmuştur.

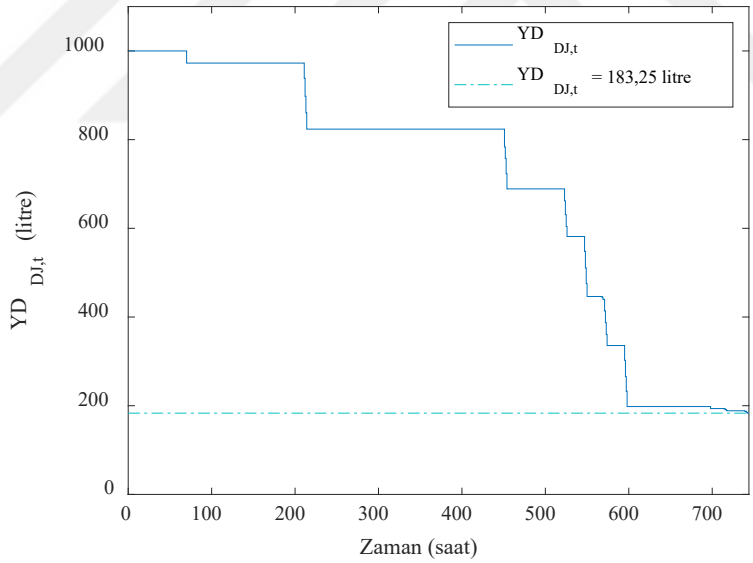
Bu durum, bataryanın Mod-3 altında hem alt seviyelere yakın kısmi deşarjlarda hem de yüksek doluluk seviyelerinde (yaklaşık %20 ve %80 bandı) yoğun olarak çalıştırıldığını göstermektedir. Orta seviyelerde (3–5 kWh arası) kullanım ise oldukça sınırlı kalmıştır. Dolayısıyla, Mod-3 altında BEDS'in işletimi, bataryanın hem düşük hem de yüksek seviyelerde devreye girdiği, iki uçta baskınlaşan bir şarj–deşarj döngüsüne işaret etmektedir.

Bu kullanım biçimi, Mod-1'deki tek uç yoğunlaşmasına kıyasla daha esnek olmakla birlikte, Mod-2'de gözlenen dengeli dağılıma göre hâlâ sınırlıdır. Bu sonuç, Mod-3'te bataryanın sistem optimizasyonuna katkı sağladığını ancak orta seviyelerde sürekli dengeleme rolünü tam olarak üstlenmediğini ortaya koymaktadır.



Şekil 5.21 Mod-3 BEDS'nin BŞD dağılımlarının ÇYTT sonuçları

Şekil 5.22'de verilen Mod-3 senaryosuna ait DJ yakıt tüketim eğrisi incelendiğinde, sistemin bu modda da yük atma riskini önlemek amacıyla belirlenen limitin çok az altına inmiştir, ancak bunu karbon kısıtını koruyarak gerçekleştirmiştir.



Şekil 5.22 Mod-3 DJ yakıt durumu değerleri

5.2.4 Sonuçların Değerlendirilmesi

Bu bölümde, üç farklı işletim modu altında yürütülen optimizasyon çalışmaları ile altı farklı metasezgisel algoritmanın karşılaştırmalı performansı bütüncül bir bakış açısıyla ele alınmaktadır. Amaç; elde edilen bulguları yalnızca maliyet, karbon emisyonu ve pik güç sınırlamaları gibi teknik kriterler bağlamında değil, aynı zamanda batarya kullanım etkinliği, algoritmaların yakınsama davranışları ve

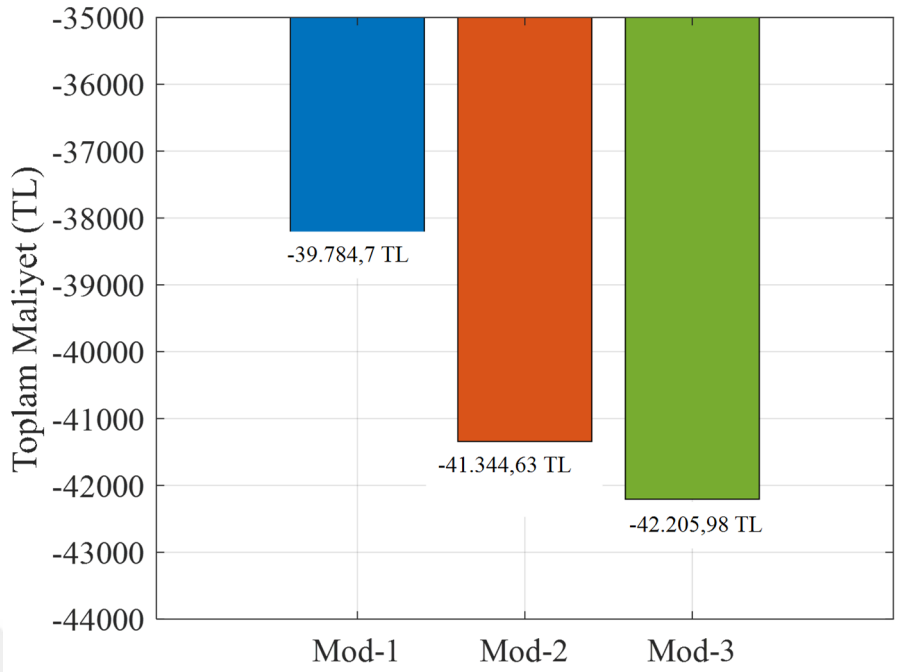
hesaplama verimlilikleri açısından da değerlendirmektir. Böylelikle hem işletim modlarının sistem düzeyindeki katkıları hem de kullanılan algoritmaların güçlü ve zayıf yönleri ortaya konmakta, kampüs MŞ'lerde uygulanabilir EnYS stratejilerine dair bütüncül çıkarımlar yapılmaktadır.

5.2.4.1 İşletim Modlarının Karşılaştırılması

Metasezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilen optimizasyon çalışmaları üç farklı işletim modu altında değerlendirilmiştir. Bulgular, her modun sistem performansına farklı açılardan katkı sunduğunu göstermektedir. Değerlendirmeler, maliyet, karbon emisyonu, batarya kullanım etkinliği ve DJ yakıt tüketimi bağlamında yapılmıştır.

Amaç Fonksiyonu (Toplam Maliyet) ve BEDS Boyutlandırması: Üç farklı işletim modu altında elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında, Mod-3'ün çoğu algoritmada en düşük amaç fonksiyonu değerine ulaştığı ve bu yönüyle ekonomik performans açısından en avantajlı işletim modu olduğu görülmektedir. Mod-3, Mod-1'e kıyasla yaklaşık %36,8; Mod-2'ye kıyasla ise %4,7 oranında iyileşme sağlamıştır. Bu bulgu, özellikle üretim fazlası enerji satış mekanizmasının BŞD dikkate alınarak gerçekleştiği Mod-3'ün maliyet etkinliğini daha verimli kıldığını göstermektedir.

BEDS boyutlandırması açısından ise sonuçlar görece dar bir aralıkta kümelenmiştir. Mod-1 ve Mod-2'de 7,92 kWh çevresinde yakınsayan değerler hâkimken, Mod-1'de yalnızca AA algoritması farklı kapasitelere (ör. 18,30 kWh gibi yüksek değerlere) sapmıştır. Mod-2'de de benzer şekilde AA algoritması dengesiz sonuçlar üretmiş, diğer algoritmalar ise daha kararlı şekilde 7,92 kWh civarına yakınsamıştır. Mod-3'te ise tüm algoritmaların neredeyse aynı kapasiteye (7,92–7,99 kWh) yakınsaması, bu modun daha istikrarlı ve güvenilir bir boyutlandırma sağladığını ortaya koymaktadır. Bu bulgular, amaç fonksiyonu değerleri ve kapasite seçimleri birlikte değerlendirildiğinde, Mod-3'ün hem ekonomik verimlilik hem de BEDS işletim istikrarı bakımından en uygun senaryo olduğunu göstermektedir. Tüm işletim modlarına ait amaç fonksiyon (toplam maliyet) sonuçları Şekil 5.23'te gösterilmektedir. Tablo 5.23'teki sonuçlar her bir mod için en yüksek puanlamalara sahip algoritmalara (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO) aittir.

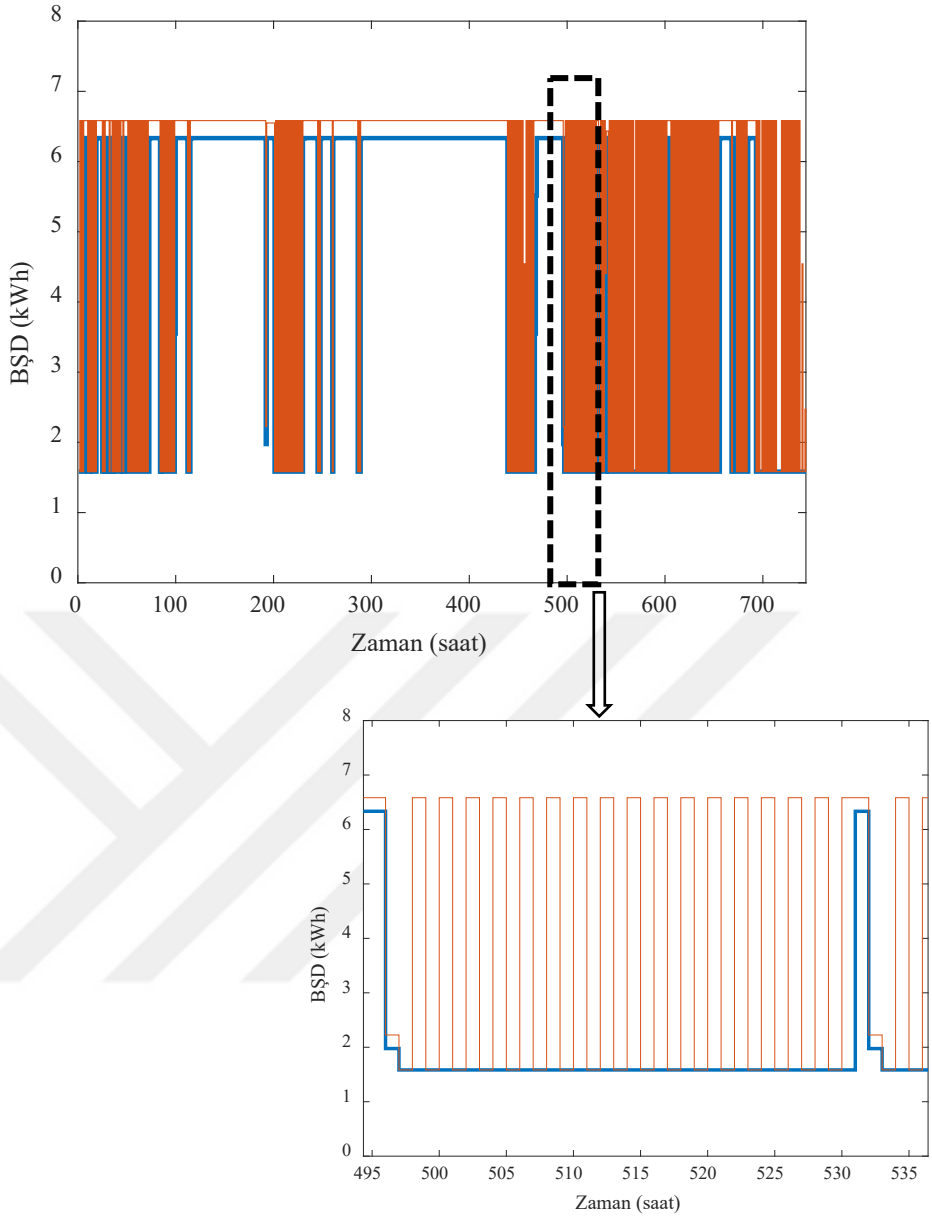


Şekil 5.23 Tüm işletim modlarına ait toplam maliyet sonuçları

BEDS İşletim Modları ve Yük Paylaşımı: Üç farklı işletim modunda BEDS'in işletim özellikleri incelendiğinde, şarj-deşarj stratejilerinin yük paylaşımı üzerindeki belirleyici etkileri açıkça görülmektedir.

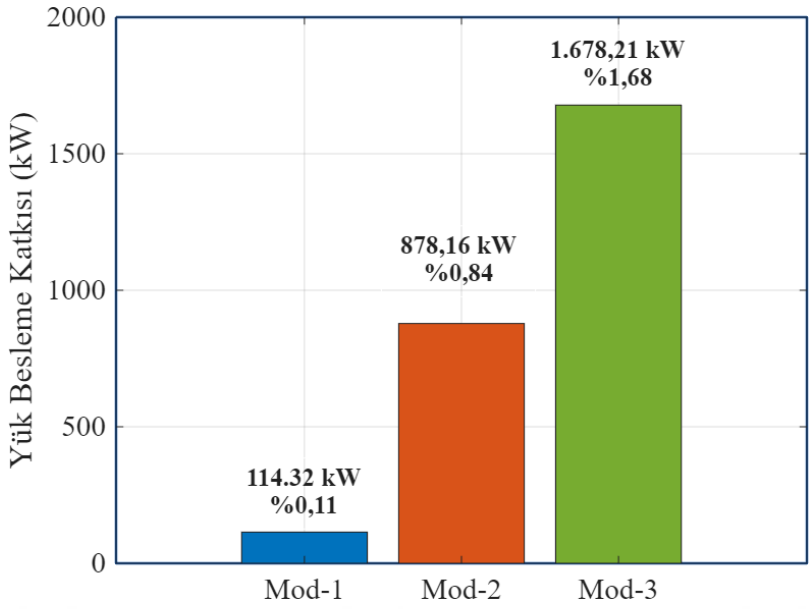
Mod 1'de BEDS yalnızca RES üretim fazlasından şarj edilmiştir. Bu durum, BŞD'nin uzun süre maksimum veya minimum seviyelerde kalmasına yol açmış ve BEDS'in aktif kullanımını sınırlamıştır. Sonuç olarak, toplam talebin yalnızca %0,11'i (114,32 kW) BEDS tarafından karşılanabilmiştir. Döngü analizine göre, Mod-1'de BEDS'nin büyük ölçüde âtıl kapasiteyle çalıştığını ve yaşlanma etkilerinin düşük fakat kullanım etkinliğinin sınırlı olduğunu göstermektedir. Örneğin Şekil 5.24'te de görüldüğü üzere, Mod-1'deki BEDS 500. ile 530. saatler arasında minimum seviyede kalırken, aynı zaman diliminde Mod-2'deki BEDS aktif olarak çalışmaya devam etmektedir. Bu durum, farklı şarj stratejilerinin BEDS kullanım verimliliği üzerinde doğrudan etkili olduğunu göstermektedir.

Mod 2'de BEDS, sadece UŞ'den şarj edilmektedir ve RES üretim fazlası doğrudan satılmaktadır. Bu durumda, BŞD profili Mod 1'e kıyasla daha dengeli hale gelmiştir. Sonuç olarak, BEDS'in yük talebine katkısı %0,84 (878,16 kW) seviyesine yükselmiştir. Döngü analizi incelendiğinde, döngü sayısı anlamlı şekilde artmış ve Mod 1'e göre yaklaşık iki kat daha yüksek olmuştur. Böylece BEDS daha aktif devreye girmiştir.



Şekil 5.24 Mod-1 ve Mod-2 BŞD karşılaştırması (TA algoritması)

Mod-3 ise en yüksek performansı göstermiştir. Bu modda, RES üretim fazlasının satışa yönlendirilmesinden önce BŞD durumuna göre dinamik kontrol sağlanmış, böylece şebeke bağımlılığı azaltılmış ve BEDS'nin operasyonel esnekliği artırılmıştır. BEDS bu modda toplam talebin %1,68'ini (1678,21 kW) karşılamıştır. Şekil 5.25'te gösterildiği üzere bu oran Mod 2'nin iki katından fazla, Mod 1'in ise yaklaşık on dört katıdır. Döngü analizi sonuçlarına göre, Mod 3'te hem kısmi döngüler hem de tam döngü eşdeğerleri belirgin biçimde artmıştır. Bu durum, bataryanın kullanılabilir kapasitesinin en etkin şekilde değerlendirildiğini, aynı zamanda daha yüksek yaşlanma yükü altında çalıştığını göstermektedir.



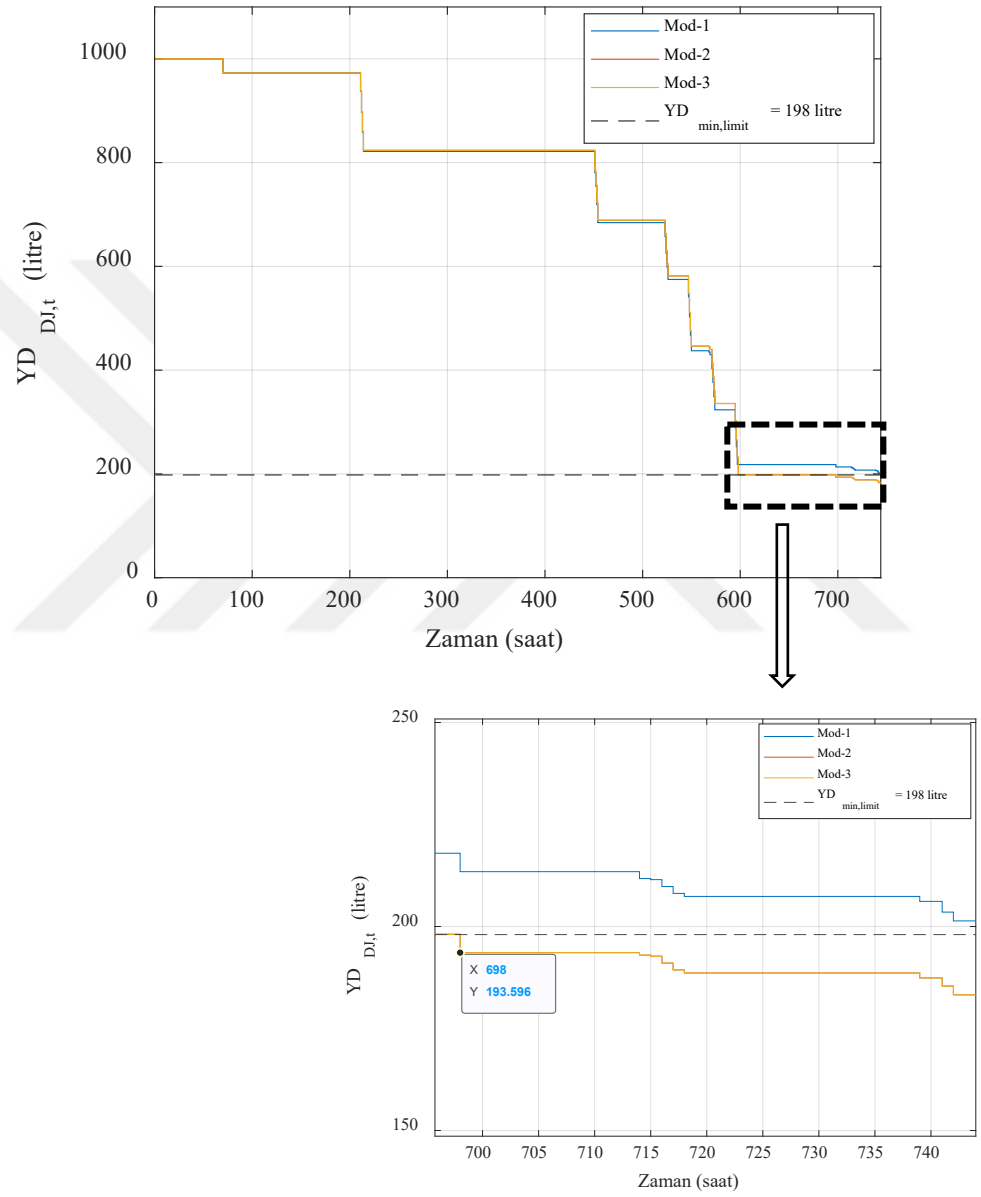
Şekil 5.25 İşletim modları bazında BEDS'lerin yük besleme katkıları (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO)

DJ Yakıt Tüketimi ve Karbon Emisyonları: Optimizasyon kısıtlarından biri olan operasyon sonunda DJ'nin belirlenen minimum yakıt rezervine sahip olmasıdır. Bu çalışmada, minimum 198 litre seviyesinin korunması hedeflenmişti. Şekil 5.26'da görüldüğü üzere yalnızca Mod 1, operasyon sonunda bu koşulu karşılamış ve yaklaşık 201,4 litre SoF ile kısıt değerinin üzerinde kalmıştır. Buna karşılık, Mod 2 ve Mod 3'te ise 183,25 litre ile kısıt seviyesinin biraz altında kalmıştır. Bu durum, özellikle yüksek talep periyotlarında DJ'nin daha yoğun çalışmak zorunda kalmasından kaynaklanmıştır. Özellikle 698. saatten sonra talep dengelenmesini sağlamak için ekstra DJ kullanımı gerekmiş ve bu da yaklaşık 14 litre ek yakıt tüketimine yol açmıştır.

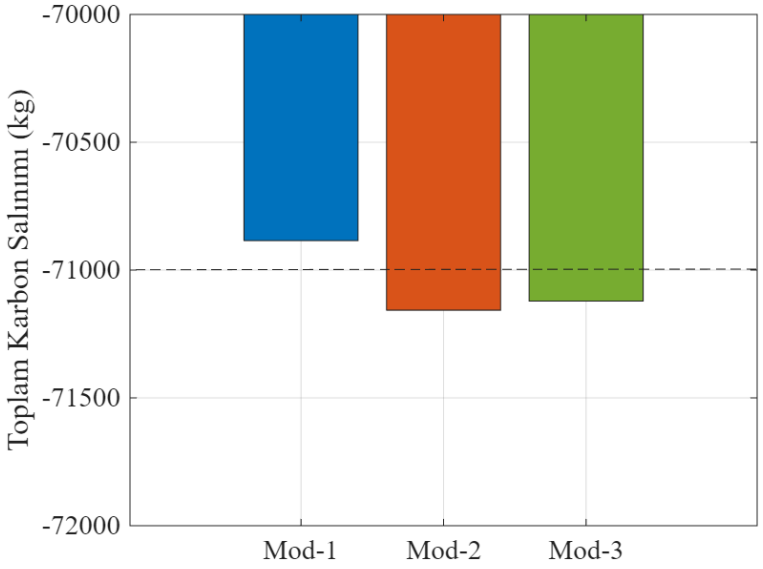
Bununla birlikte, yakıt kısıtını tam olarak karşılayan Mod 1, karbon salımı açısından daha düşük bir performans sergilemiştir. Elde edilen sonuçlara göre, Mod 1'in toplam karbon salınımı -70.884,85 kg seviyesinde kalmıştır. Buna karşılık, Mod 2 ve Mod 3 daha yüksek emisyon azaltımı sağlamış; her iki mod da toplamda -71.100 kg üzerinde karbon azaltımı elde ederek aylık karbon emisyon sınırına uyum sağlamıştır. Şekil 5.27 bu farklılığı net bir şekilde göstermektedir. Şekil 5.28'de ise Mod 2 ve 3'ün daha aktif BEDS kullanımı sayesinde emisyon azaltımına daha fazla katkı sunduğu görülmektedir.

Bu bulgular, yakıt rezervinin korunması ile çevresel faydaların maksimize edilmesi arasında bir denge problemi bulunduğunu ortaya koymaktadır. Mod 1, yakıt kısıtını

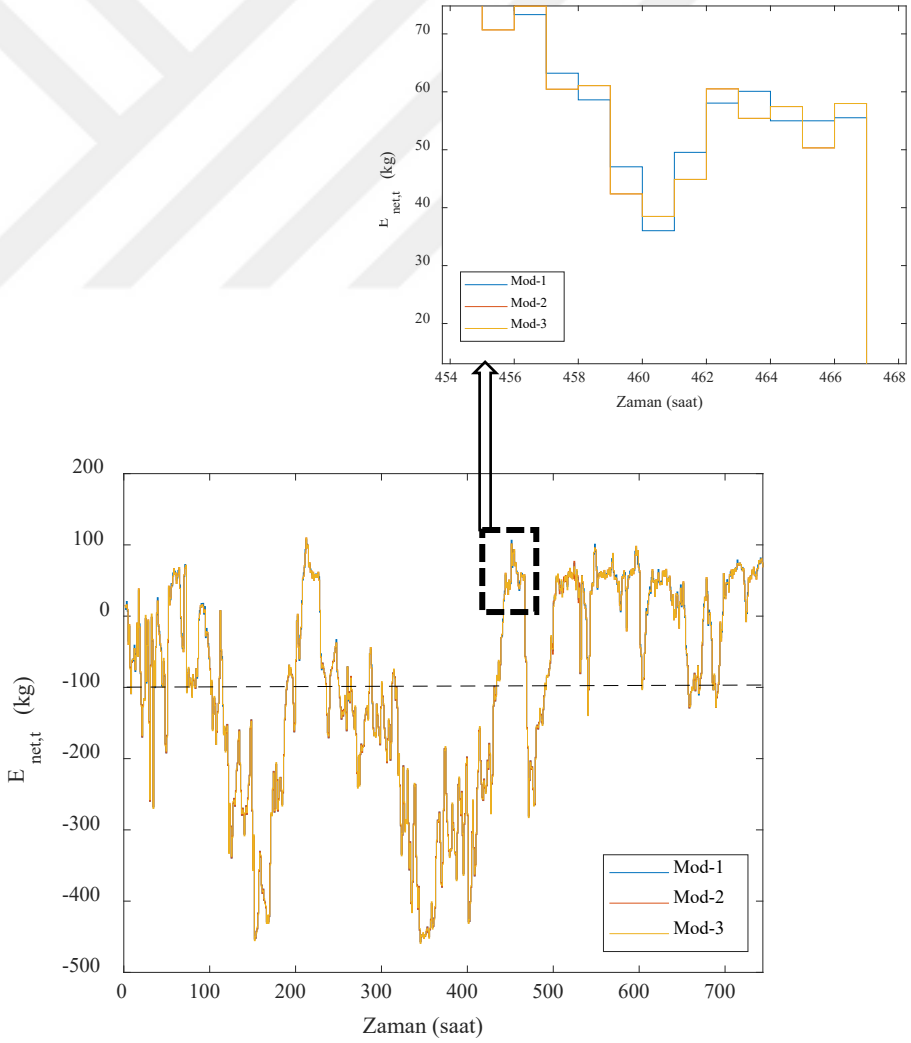
eksiksiz yerine getirirken çevresel performanstan ödün vermektedir. Buna karşılık, Mod 2 ve Mod 3, küçük miktarlarda yakıt kısıtı ihlali yapmalarına rağmen emisyon azaltımı açısından daha avantajlı sonuçlar sağlamaktadır. Bu bağlamda, Mod 3, PSO algoritması ile neredeyse kabul edilebilir seviyede bir BŞD ile en yüksek karbon azaltımını birleştirerek en uygun dengeyi sunmakta ve operasyonel esneklik açısından öne çıkmaktadır.



Şekil 5.26 İşletim modları bazında DJ yakıt tüketimleri (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO)



Şekil 5.27 İşletim modları bazında toplam karbon emisyon salınımları (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO)



Şekil 5.28 İşletim modları bazında saatlik karbon emisyon salınımları (Mod-1: TA, Mod-2: TA, Mod-3: PSO)

5.2.4.2 Algoritmaların Karşılaştırılması

Bu çalışmada kullanılan metasezgisel algoritmalar, dört ana metrik üzerinden değerlendirilmiştir: çözüm süresi, yakınsama hızı, amaç fonksiyonu kalitesi ve BEDS boyutlandırma tutarlılığı. Bu kapsamlı analiz, her bir algoritmanın farklı işletim modlarında sergilediği performansı bütüncül olarak ortaya koymaktadır.

Çözüm Süresi ve Yakınsama Davranışı: Tablo 5.5'te gösterildiği gibi çözüm süresi açısından algoritmalar arasında belirgin farklar gözlemlenmiştir. En uzun süreyi AA üretmiş ve her üç modda da 1.400 saniyenin üzerinde değerlerle ortalama 1.424,23 s'lik çözüm süresine ulaşmıştır. Bu sonuç, AA'yı gerçek zamanlı veya büyük ölçekli uygulamalar için uygun olmayan bir konuma getirmektedir. Buna karşın BenTav algoritması yalnızca 7,44 s ortalama çözüm süresi ile en hızlı algoritma olarak öne çıkmıştır. TA ise 24,99 s ortalama süreyle kabul edilebilir seviyede kalmıştır. GA (59,91 s), GKO (99,49 s) ve PSO (68,99 s) ise orta düzey süreler üretmiş, özellikle GA ve PSO nispeten daha kısa sürede çözüm sağlayarak uygulama açısından avantajlı bir profil sunmuştur. Her üç modda elde edilen değerlerin ortalaması alınarak puanlandırılmış çözüm süreleri Tablo 5.5'te gösterilmektedir.

Tablo 5.5 Algoritmaların puanlandırılmış çözüm süresi performansları

	M1	M2	M3	ORT.	Skor
AA	1,446.65	1,398.44	1,427.59	1,424.23	1
GA	54.29	60.72	64.71	59.91	4
GKO	101.89	98.72	97.85	99.49	2
PSO	99.93	99.13	7.92	68.99	3
BenTav	6.89	7.45	7.98	7.44	6
TA	33.21	7.92	33.84	24.99	5

Tablo 5.5'da verilen yakınsama adımları incelendiğinde, en stabil ve hızlı yakınsama davranışını TA göstermiş ve ortalama 7,33 adım ile optimum çözüme ulaşmıştır. GA da benzer şekilde 33,33 adım ile düşük iterasyon gereksinimi göstermiştir. Buna karşın BenTav en yüksek yakınsama adımına (56,33) sahip olmuş, çözüm süresindeki avantajını yakınsama açısından tam olarak yansıtamamıştır. GKO (55,33) ve PSO (42,00) daha yüksek adım sayılarıyla daha yavaş yakınsama davranışı sergilemiştir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, BenTav en kısa çözüm süresiyle pratik uygulamalar için en uygun algoritma iken, TA en hızlı ve istikrarlı yakınsama

davranışını sergilemiştir. Buna karşılık AA, hem uzun çözüm süresi hem de yüksek yakınsama adımı nedeniyle en zayıf performansı göstermiştir. GA, çözüm süresi ve yakınsama hızını dengeleyen yapısıyla öne çıkarken; PSO ve GKO orta seviyede sonuçlar sunmuştur. Her üç modda elde edilen değerlerin ortalaması alınarak puanlandırılmış çözüm süreleri Tablo 5.6'da gösterilmektedir.

Tablo 5.6 Algoritmaların puanlandırılmış yakınsama performansları

	M1	**M2**	**M3**	**ORT.**	**Skor**
AA	9.00	42.00	41.00	30.67	5.00
GA	7.00	59.00	34.00	33.33	4.00
GKO	26.00	87.00	53.00	55.33	2.00
PSO	36.00	18.00	72.00	42.00	3.00
BenTav	96.00	40.00	33.00	56.33	1.00
TA	7.00	8.00	7.00	7.33	6.00

Amaç Fonksiyonu Kalitesi: Optimizasyon amaç fonksiyonu değerleri incelendiğinde, algoritmalar arasında oldukça yakın sonuçlar elde edilmiştir. AA algoritması Mod 1'de ortalama −39.716, Mod 2'de −41.204 ve Mod 3'te −42.053 değerleriyle diğer algoritmalara kıyasla biraz daha yüksek (daha az optimal) sonuçlar üretmiştir. Bu durum AA'nın hem çözüm süresi hem de kalite açısından zayıf kaldığını göstermektedir.

Buna karşılık GA, GKO, PSO, BenTav ve TA algoritmaları birbirine oldukça yakın ve daha rekabetçi değerler üretmiştir. Örneğin GA, Mod 3'te −42.203, GKO ise Mod 2'de −41.345 değerleriyle güçlü sonuçlar vermiştir. PSO ve BenTav da benzer şekilde Mod 3'te sırasıyla −42.206 ve −41.195 değerleriyle optimuma oldukça yakın sonuçlar elde etmiştir. TA algoritması ise tüm modlarda dengeli bir performans göstermiş ve ortalama −41.111 değeriyle öne çıkmıştır.

Genel ortalama değerlere bakıldığında, GA (−41.078), GKO (−41.056), PSO (−41.112), BenTav (−41.106) ve TA (−41.111) birbirine çok yakın sonuçlar sergileyerek yüksek amaç fonksiyonu kalitesi sağlamışlardır. Buna karşın AA (−40.991), diğer algoritmalara göre daha düşük bir performans göstermiştir.

Bu bulgular, GA, GKO, PSO, BenTav ve TA algoritmalarının amaç fonksiyonu kalitesi bakımından öne çıktığını, AA'nın ise gerek uzun çözüm süresi gerekse daha zayıf amaç fonksiyonu değerleri nedeniyle rekabet avantajını kaybettiğini ortaya koymaktadır. Her üç modda elde edilen değerlerin ortalaması alınarak

puanlandırılmış çözüm süreleri özeti Tablo 5.7'de gösterilmektedir. Bu hesaplama Ek.5.2'de detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

Tablo 5.7 Algoritmaların puanlandırılmış amaç fonksiyonu performansları

Algoritma	Tutarlılık Skoru (Ort.)	Kalite Skoru (Ort.)	TOPLAM SKOR	Ölçeklendirilmiş Skor
AA	3.90	2.67	6.57	2.00
GA	5.50	4.67	10.17	4.00
GKO	6.00	4.00	10.00	3.00
PSO	6.00	6.00	12.00	6.00
BenTav	6.00	4.00	10.00	3.00
TA	6.00	5.00	11.00	5.00

BEDS Boyutlandırma Tutarlılığı: BEDS kapasite kullanımının modlar arasındaki tutarlılığı değerlendirildiğinde, TA algoritması en yüksek stabiliteyi göstermiş ve yaklaşık 7,9–8,7 kWh aralığında sabit bir kapasite kullanımına ulaşmıştır. GA, PSO ve GKO da benzer şekilde dar bir aralıkta sonuçlar üretmiştir. Buna karşın, AA ve BenTav daha yüksek varyans göstermiş; örneğin AA bazı modlarda 11,1 kWh seviyelerine çıkarken, BenTav da farklı modlarda benzer değişkenlikler sergilemiştir. Her üç modda elde edilen değerlerin ortalaması alınarak puanlandırılmış çözüm süreleri özeti Tablo 5.8'de gösterilmektedir. Bu hesaplama Ek.5.2'de detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

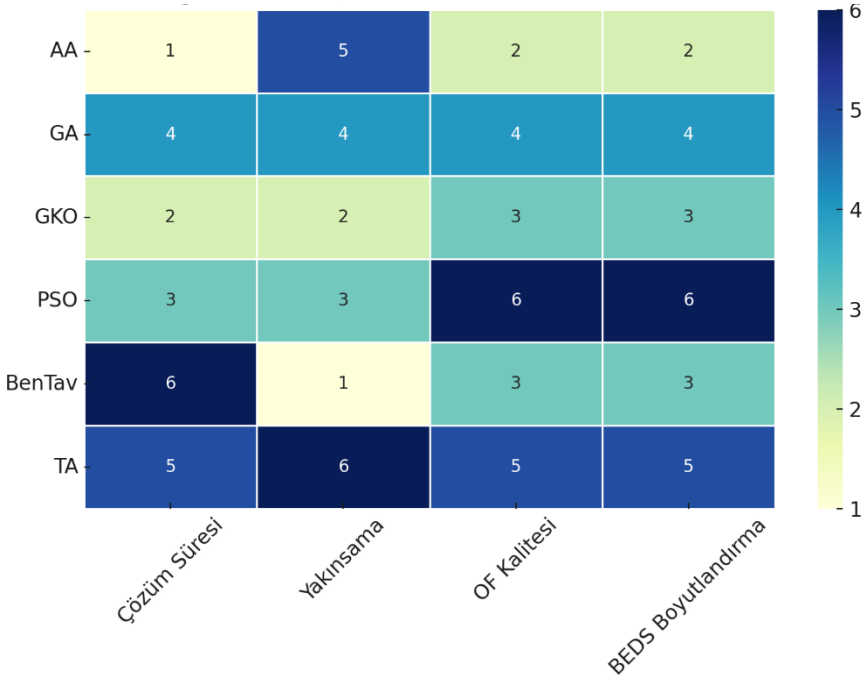
Tablo 5.8 Algoritmaların puanlandırılmış BEDS boyutlandırma performansları

Algoritma	Tutarlılık Skoru (Ort.)	Kalite Skoru (Ort.)	TOPLAM SKOR	Ölçeklendirilmiş Skor
AA	3.90	3.33	7.23	2.00
GA	5.50	5.33	10.83	4.00
GKO	6.00	5.67	11.67	3.00
PSO	6.00	6.00	12.00	6.00
BenTav	6.00	4.67	10.67	3.00
TA	6.00	6.00	12.00	5.00

Tablo 5.5 – 5.8 yapılan puanlamaya göre oluşturulan algoritma performans ısı haritası Şekil 5.29'da gösterilmektedir. Öncelikle çözüm süresi açısından BenTav algoritması en kısa sürelerde çözüme ulaşarak bu kriterde en yüksek puanı almıştır. Bununla birlikte, yakınsama davranışında BenTav algoritmasının performansının

zayıf kaldığı, özellikle yüksek adım sayılarıyla istikrarsız sonuçlar ürettiği görülmüştür. Bu durum, çözüm hızının yüksek olmasına karşın yakınsama kararlılığının düşük olduğunu göstermektedir. Buna karşılık, TA hem çözüm süresi hem de yakınsama davranışı bakımından dengeli bir performans sergileyerek öne çıkmıştır.

Amaç fonksiyonu kalitesi ve BEDS boyutlandırma sonuçları incelendiğinde, PSO algoritması bu kriterlerde maksimum skorları elde ederek güçlü bir konum elde etmiştir. Benzer şekilde, GA algoritması tüm kriterlerde dengeli bir performans sergileyerek güvenilir bir alternatif olarak öne çıkmıştır. Öte yandan, AA ve GKO algoritmalarının ise diğer yöntemlere kıyasla daha düşük performans gösterdiği ve sıralamada alt sıralarda yer aldığı tespit edilmiştir. Sonuç olarak Tablo 5.9'da belirtildiği üzere, TA algoritmasının çok kriterli analizde en yüksek toplam skora ulaşarak liderliği elde ettiği, PSO'nun özellikle kalite ve boyutlandırma kriterlerindeki başarısıyla ikinci sırada yer aldığı, GA'nın ise dengeli performansıyla üçüncü sıraya yerleştiği görülmüştür. Buna karşın, AA ve GKO algoritmaları daha zayıf performans sergileyerek son sıralarda konumlanmıştır. Bu bulgular, farklı algoritmaların farklı kriterlerde avantaj sağlayabildiğini, ancak genel sıralamada TA ve PSO'nun daha baskın olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 5.29 Algoritmaların puanlamaya dayalı ısı haritası

Tablo 5.9 Algoritmaların puanlandırılmış nihai performansları ve sıralaması

Algoritma	Çözüm Süresi	Yakınsama	Amaç Fonksiyonu Kalitesi	BEDS Boyutlandırma Tutarlılığı	Toplam Skor	Sıra
TA	5	6	5	5	21	**1**
PSO	3	3	6	6	18	**2**
GA	4	4	4	4	16	3
BenTav	6	1	3	3	13	4
AA	1	5	2	2	10	5
GKO	2	2	3	3	10	5

5.2.4.3 Önceki Vaka Çalışmaları ile Karşılaştırma

BEDS optimizasyon çerçevesinin katma değerini değerlendirmek amacıyla, üç işletim modunda elde edilen bulgular, Bölüm 3 ve 4'te raporlanan Vaka 1, Vaka 5 ve Vaka 5.1 ile kıyaslanmıştır. Özet sonuçlar Tablo 5.10'da verilmiştir. Bulgular, Mod-3'ün en düşük toplam maliyet (≈ −42.206 TL) ile ekonomik açıdan en iyi sonucu sağladığını göstermektedir; bu değer Vaka 5.1'e (≈ −42.136 TL) göre marjinal olarak daha iyi ve Vaka 1 (−35.860 TL) ile Vaka 5'e (≈ −37.773 TL) kıyasla belirgin derecede üstündür. En kötü ekonomik sonucu veren Mod-1 işletim modunda bile baz duruma göre maliyet %6,56 oranında iyileştirilmiştir. Benzer şekilde vaka eşi karşılaştırma yapıldığında ise, Mode-3 işletiminin deterministik mantıkla ele alındığı BEDS'siz versiyon olan Vaka 5'e göre ise maliyet %1,30 oranında iyileşmektedir.

Karbon dengesi açısından, Mod-2 ve Mod-3 ile elde edilen net salınımlar (≈ −71.156 kg ve −71.121 kg) hem Vaka 5.1'in (≈ −71.105 kg) hem de Vaka 5'in (−71.000 kg) üzerinde konumlanmaktadır. Sadece Mod-1 işletimindeki aylık karbon salınımı (≈ −70.884 kg) belirlenen aylık limit değerini (-71.000 kg) sağlayamamıştır. Bu karşılaştırma, UŞ'den şarj edilen BEDS stratejilerinin, yalnızca RES'e dayalı şarja kıyasla emisyon kontrolünde daha etkili olduğunu ortaya koymaktadır.

DJ yakıtı metriklerinde ise ayrışma daha belirgindir. Vaka 5 ve Vaka 5.1 198 litre DJ yakıt sınırını tam korurken, meta-sezgisel akış kurgusunda Mod-2 ve Mod-3 altında DJ seviyesi ≈183 litre'ye kadar inmiştir. Bunun nedeni, deterministik yaklaşımda olduğu gibi ayrık bir sevk planı ile ideal noktaların garanti edilememesi ve çözümlerin akış tabanlı kararlarla üretilmesidir. Ancak bu sapma, yük atmayı önlemek için kontrollü biçimde yapılmış, karbon limiti ihlal edilmeden yönetilmiş

ve miktar olarak makul kaldığı için pratik uygulamalar açısından kabul edilebilir değerlendirilmiştir. (Not: Mod-1, DJ açısından limiti koruyan -üzerinde kalan- tek meta-sezgisel moddur; ≈ 201 L.)

UŞ'den talep edilen pik yük yönünden tüm vakalarda (baz durum hariç) 152 kW limitinin korunması, farklı modelleme yaklaşımlarına rağmen pik yük yönetiminin tutarlı biçimde sağlandığını göstermektedir. Bununla birlikte, BEDS sevk verimliliği ve BŞD yönetimi modlara göre anlamlı biçimde değişmiş; Mod-3, maliyet-emisyon dengesi ve döngü etkinliğinde en duyarlı ve verimli operasyonu sunmuştur.

Tablo 5.10 Önceki vaka çalışmaları ile karşılaştırma özet tablosu

Vaka No	Toplam Maliyet (TL)	Karbon Salınımı (kg)	BEDS Kapasitesi (kWh)	BEDS Tam Şarj-Deşarj Sayısı	UŞ Pik Yük (kW)	DJ Yakıt (litre)
Vaka 1	−35,860.00	-71,157.50	-		180.1	1000
Vaka 5	-37,722.03	-71,000.00	-	-	152	198
Vaka 5.1	-42,136.03	-71,105.56	10	580	152	198
Vaka 5.1 Mode-1	-38,213.85	-70,884.85	7.92	48	152	201.37
Vaka 5.1 Mode-2	-41,344.63	-71,156.92	7.92	369	152	183.25
Vaka 5.1 Mode-3	-42,206.38	-71,121.24	7.92	741	152	183.25

5.2.4.4 Genel Değerlendirme

Tezin bu bölümünde, meta-sezgisel algoritmalara dayalı üç farklı işletim modu altında BEDS boyutlandırması ve işletimini inceleyerek, kampüs tipi MŞ'lerde dinamik karbon fiyatlandırması ve ticaret senaryosu bağlamında kapsamlı bir analiz sunulmuştur. Bulgular, özellikle Mod-3'ün dinamik RES üretim fazlası güç satış mekanizması sayesinde Mod-1 ve Mod-2'ye kıyasla hem ekonomik hem de çevresel performans açısından daha üstün sonuçlar verdiğini göstermektedir. Mod-3, en düşük (en iyi) amaç fonksiyonu değerini elde ederek toplam maliyetlerde %10,45 (Mod-1'e göre) ve %2,08 (Mod-2'ye göre) iyileşme sağlamıştır. Bunun yanında, karbon salınımı dengesi korunmuş, BEDS kullanımı daha etkin kılınmış ve sistem esnekliği artırılmıştır.

Mod-2, karbon azaltımı ve döngü sayısı açısından Mod-1'e göre daha başarılı sonuçlar elde etse de DJ yakıt rezervi kısıtı altında belirlenen 198 litre sınırını ihlal etmiştir. Bu durum deterministik hesaplama yerine akış temelli optimizasyonun bir sonucu olup, yük atma riskini önlemeye yönelik makul bir esneklik olarak değerlendirilmiştir. Nitekim, karbon limitleri korunmuş ve ihlaller makul seviyelerde kalmıştır. DJ yakıt rezervi kısıtının makul seviyelerde ihlal edilmesi

durumunda bile karbon salınımı sınırlarının korunabildiğini ortaya koymuştur. Bu durum, MŞ'lerde operasyonel kısıtlar ile ekonomik faydalar arasında senaryoya dayalı esnekliğin önemini vurgulamaktadır.

Algoritmik performans bakımından değerlendirildiğinde, TA yöntemi çözüm kararlılığı ve yakınsama davranışında en güçlü aday olarak öne çıkarken; BenTav hız avantajı, TA ise tutarlılık ve çözüm kalitesi ile öne çıkmıştır. GA, GKO ve PSO da özellikle maliyet etkinliği ve karbon azaltımında güçlü sonuçlar sunmuştur. AA ise uzun çözüm süresi ve dağınık kapasite değerleri nedeniyle görece zayıf kalmıştır.

Genel olarak, bu bulgular, Vaka 5.1 altında önerilen işletim modlarının deterministik yaklaşımlara kıyasla daha esnek ve uygulanabilir çözümler sunduğunu ortaya koymaktadır. Mod-3, hem ekonomik hem çevresel hedefler arasında en dengeli çözümü sunarken, Mod-2 makul esnekliklerle yüksek karbon azaltımını mümkün kılmıştır. Bu sonuçlar, kampüs MŞ planlamasında stratejik işletim modu seçiminin en az kullanılan optimizasyon algoritması kadar kritik olduğunu göstermektedir.

Bu bölümde yürütülen analizler, [18–90] numaralı çalışmalarla karşılaştırıldığında, metasezgisel algoritmaların literatürde çoğunlukla ED ve TTY temelli ele alındığını göstermektedir. Bu tez çalışmasında da benzer şekilde optimizasyon problemi ED temelli ele alınmıştır. Ancak, söz konusu çalışmalardan farklı olarak, kullanılan altı algoritma ekonomik işletim, pik yük yönetimi, BEDS döngü sayısı, BEDS boyutu, DJ yakıt sınırı ve karbon salınımı gibi ölçütler dikkate alınarak çok kriterli bir puanlama yaklaşımıyla kapsamlı biçimde değerlendirilmiştir. Ayrıca literatürdeki çalışmalardan ayrışacak şekilde, algoritma performansları farklı MŞ işletim modları altında ayrı ayrı analiz edilmiş ve her işletim modu için algoritmalar bütüncül bir yaklaşımla karşılaştırılmıştır. Böylelikle, algoritmaların farklı işletim koşullarındaki üstünlükleri sistematik ve karşılaştırılabilir bir çerçevede ortaya konmuştur.

6
TAHMİN ENTEGRASYONU İLE KAMPÜS MŞ OPTİMİZASYONU ve ANALİZİ

Bu tez kapsamında İlk olarak, pasif EnYS yaklaşımı altında mevcut sistemin performansı incelenmiş ve en uygun tarife seçimi yapılmıştır. Ardından, belirlenen en iyi tarife altında aktif EnYS yaklaşımı çerçevesinde deterministik yöntemlerle MŞ optimizasyonu gerçekleştirilmiş, böylece sistemin teorik olarak ulaşabileceği en iyi sonuçlar ortaya konmuştur. Bir sonraki adımda ise, deterministik yaklaşımın sınırlılıklarını aşmak amacıyla, gerçek hayata daha yakın bir işletim mantığı sunan akış temelli meta-sezgisel algoritmalar kullanılmış ve aktif EnYS yaklaşımı bu yöntemlerle geliştirilmiştir.

Ancak, gerçek dünyada MŞ işletimi yalnızca mevcut verilere dayalı olarak değil, aynı zamanda geleceğe dönük tahminlere bağlı karar mekanizmaları üzerinden yürütülmektedir. Özellikle yenilenebilir enerji üretimi ve yük talebi, doğaları gereği belirsizlik içeren değişkenlerdir. Bu nedenle, optimizasyon çalışmalarına tahmin modellerinin entegre edilmesi hem ekonomik hem de çevresel açıdan daha gerçekçi sonuçlar sunmaktadır. Bu bölümde, kampüs MŞ işletiminde kullanılan veri setleri tanıtılacak, seçilen tahmin yöntemleri ve performans metrikleri açıklanacak, ardından tahmin tabanlı optimizasyon sonuçları analiz edilerek karşılaştırılacaktır. Böylelikle, MŞ yönetiminde belirsizliklerin dikkate alınmasının sistem performansına etkileri ortaya konulacaktır.

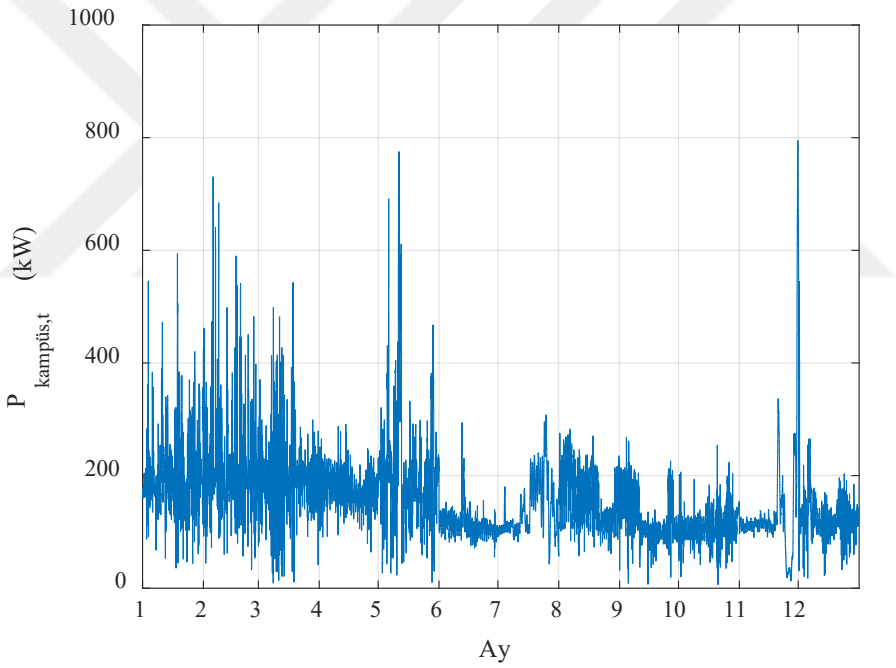
6.1 Veri Setleri ve Özellikleri

Tahmin tabanlı optimizasyon çalışmalarında kullanılan veri setlerinin kapsamı ve güvenilirliği, elde edilen sonuçların doğruluğu üzerinde belirleyici bir etkiye sahiptir. Bu tez kapsamında, kampüs MŞ işletimine ilişkin hem RES hem de yük talebi verileri dikkate alınmıştır. Veri setleri saatlik çözünürlükte elde edilmiştir. Ayrıca Kandilli Rasathanesi'nden sağlanan meteorolojik veriler, bir yıllık periyodu kapsayacak şekilde düzenlenmiştir. Böylece kısa dönemli dalgalanmalar ile

mevsimsel etkiler analize dâhil edilmiştir. Meteorolojik verilerin de kullanılmasıyla tahmin modellerinin daha gerçekçi sonuçlar üretmesi amaçlanmıştır. Tahmin çalışmalarında kullanılan her bir veri setine ait özellikler aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

6.1.1 Kampüs Yük Talebi Veri Seti ve Özellikleri

Bu çalışmada yük tahmini için kullanılan veri seti Şekil 6.1'de gösterildiği gibi 2022 yılına ait saatlik çözünürlükte tüketim verilerinden oluşmaktadır. Veriler, kampüs MŞ bünyesindeki RES SCADA sistemi kayıtları ile OSF7 veri tabanı ilişkilendirilerek oluşturulmuştur. Bölüm 2.1.2'de açıklandığı üzere, bu verilerden net tüketim değerleri oluşturulmuştur. Denkleştirme esnasında kayıp veriler MATLAB yazılımı kullanılarak doğrusal interpolasyon yöntemi ile tamamlanmış ve analizlerde kullanıma hazır hale getirilmiştir.



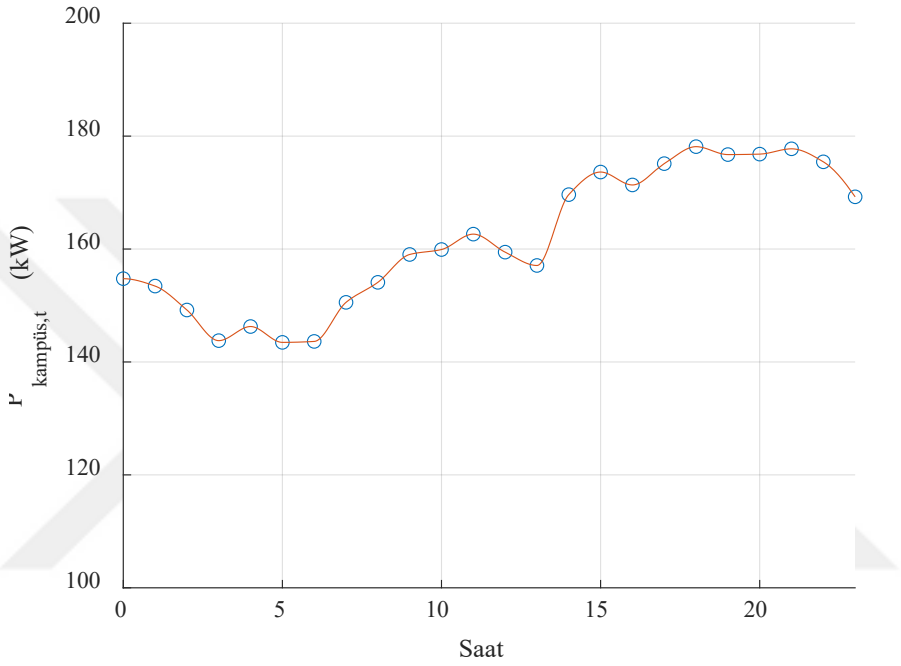
Şekil 6.1 Saatlik bazda kampüs ortalama güç talepleri.

2022 yılı süresince her saat talep edilen ortalama güç değerlerinin ortalaması alınarak oluşturulan günlük yük eğrisi Şekil 6.2'de gösterilmektedir. Şekil 6.2 incelendiğinde, kampüsün elektrik talebinde belirgin bir gün içi dalgalanma gözlenmektedir.

Gece yarısından sabahın erken saatlerine kadar yük değerleri görece düşük seviyelerde (yaklaşık 140–150 kW) seyrederken, sabah saatlerinden itibaren artış

eğilimi göstermekte ve öğleden sonra 18:00–21:00 saatleri arasında zirve değerlerine (yaklaşık 175–180 kW) ulaşmaktadır.

Şekil 6.2'de sunulan yıllık ortalama yük profili, Bölüm 2'de yer alan Şekil 2.5 ile benzer bir eğilim göstermektedir. Her iki şeklin de benzer karakterde olması, kampüsün talep yapısının yıl boyunca yüksek derecede tutarlılık gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu düzenli yük davranışı, tahmin modelleri açısından güçlü bir zamansal örüntü sağlayarak saatlik öngörülerin doğruluğunu artırmaktadır.

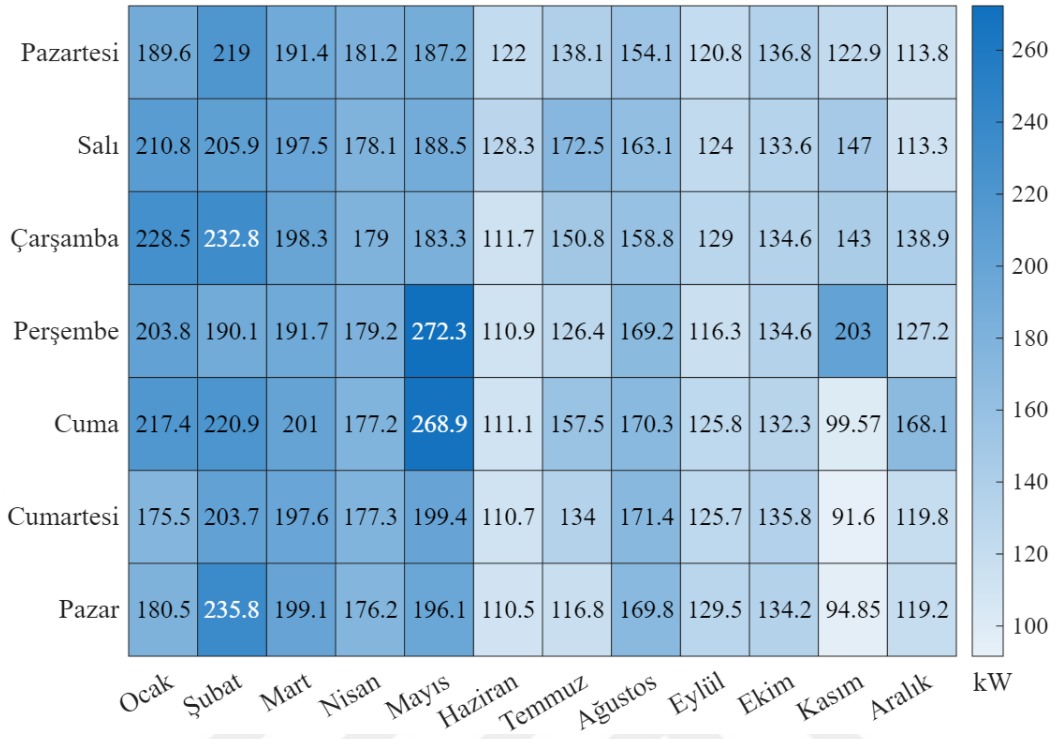


Şekil 6.2 Ortalama günlük yük eğrisi

Şekil 6.3'te aylara ve haftanın günlerine göre ortalama güç talebi dağılımı gösterilmektedir. Grafik incelendiğinde, yük talebinin hem mevsimsel hem de haftalık bazda belirgin dalgalanmalar sergilediği görülmektedir. Özellikle kış aylarında ve bahar aylarının başında talep görece yüksek seviyelere çıkarken, yaz aylarında belirgin bir düşüş yaşandığı dikkat çekmektedir. Bu durum, kampüsün ısınma ve aydınlatma ihtiyacının arttığı dönemlerde yükün yükseldiğini, yaz tatili dönemlerinde ise tüketimin azaldığını göstermektedir.

Haftalık dağılım incelendiğinde ise hafta içi günlerinde (özellikle Çarşamba ve Perşembe) yük talebinin daha yüksek olduğu, hafta sonlarında ise tüketimin düşüş gösterdiği gözlenmektedir. Genel olarak bu dağılım, kampüs yük profilinin akademik takvim, mevsimsel iklim koşulları ve hafta içi/hafta sonu faaliyet yoğunluğu ile doğrudan ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır. Bu özellikler,

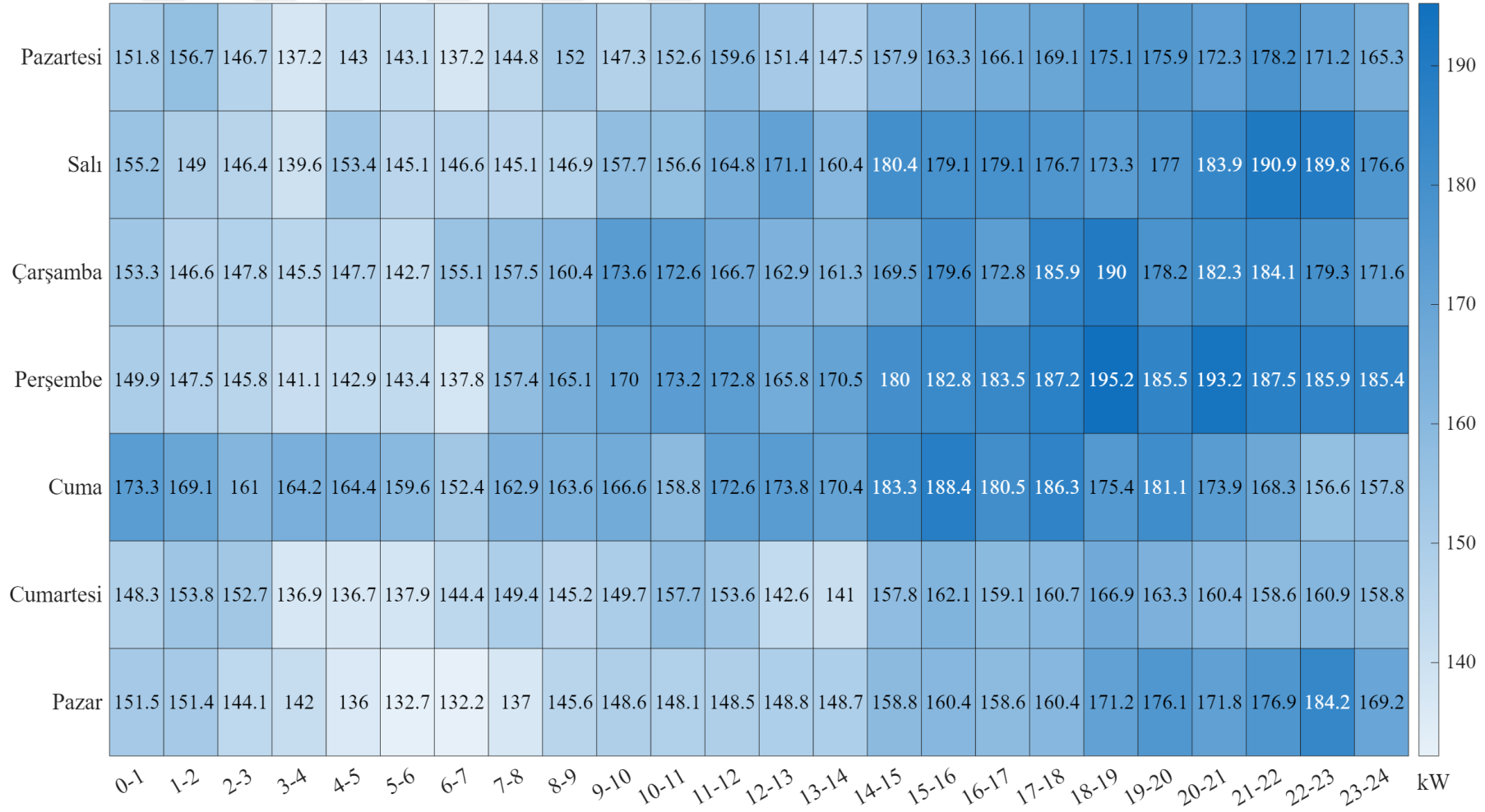
ilerleyen bölümlerde yapılacak kısa vadeli tahminler için önemli bir referans sağlamaktadır.



Şekil 6.3 Sarıtepe kampüsünde haftanın günlerine ve aylara göre ortalama güç talebi dağılımı (kW)

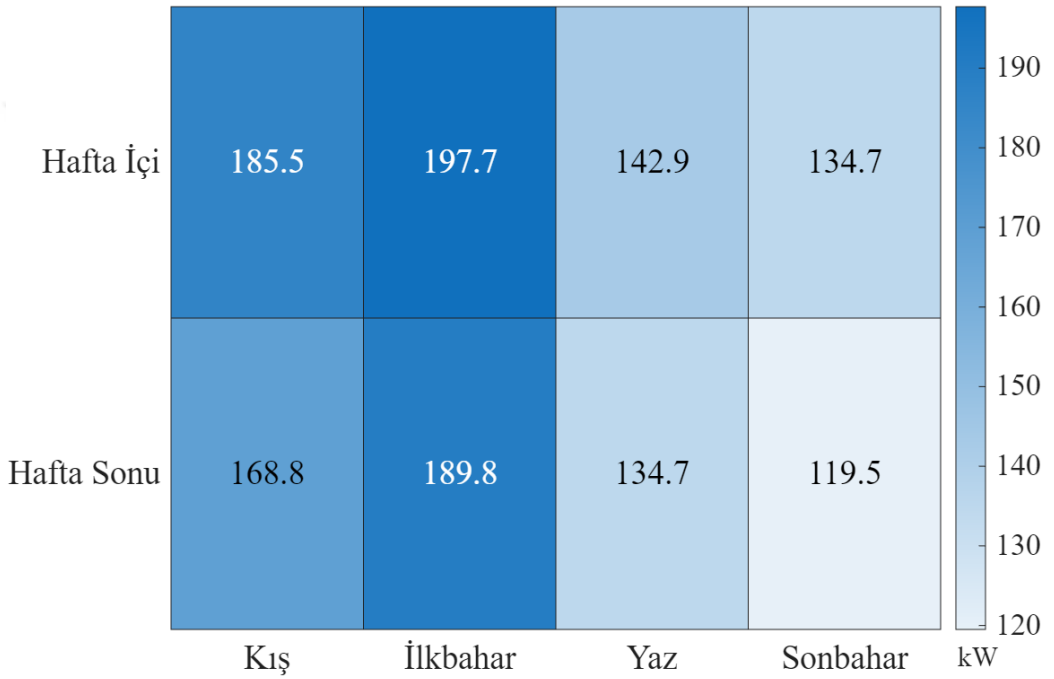
Tablo 6.4'te haftanın günleri ve saatlik bazda ortalama yük talebi ısı haritası biçiminde sunulmaktadır. Şekil 6.4 incelendiğinde, kampüsün güç talebinin gece saatlerinde (01:00–06:00) düşük seviyelerde seyrettiği, günün ilerleyen saatlerinde ise özellikle 15:00–23:00 aralığında belirgin bir artış gösterdiği görülmektedir.

En yüksek güç talebi, hafta içi günlerinde özellikle Çarşamba, Perşembe ve Cuma günleri öğleden sonra ve akşam erken saatlerde (15:00–20:00) yoğunlaşırken; hafta sonlarında yük talebi daha düşük seviyelerde kalmaktadır. Bu durum, kampüsün kullanım yoğunluğunun ders, laboratuvar ve idari faaliyetlerin gerçekleştirildiği hafta içi günlerinde arttığını; hafta sonlarında ise azaldığını ortaya koymaktadır. Ayrıca yük profilinde gözlenen düzenli tekrarlar ve haftalık döngüsel desenler, yük tahmini modelleri açısından önemli bir avantaj sağlamaktadır.



Şekil 6.4 Sarıtepe Kampüsü'nün haftanın günleri ve saatlik bazda ortalama yük talebi dağılmı (kW)

Şekil 6.5'te kampüsünün mevsim–hafta içi/hafta sonu kırılımında ortalama yük talepleri verilmektedir. Bulgular, önceki değerlendirmelerle uyumlu biçimde, talebin kışın ve ilkbaharda yüksek, yazın belirgin şekilde düşük ve sonbaharda en düşük seviyelerde gerçekleştiğini göstermektedir. Haftanın günleri açısından, tüm mevsimlerde hafta sonu talebi hafta içine göre daha düşüktür; fark ilkbaharda ~8 kW, kışta ~17 kW, yazda ~8 kW ve sonbaharda ~15 kW düzeyindedir. Bu desen, akademik takvim ve kampüs kullanım yoğunluğunun etkisini göstermektedir. Bu mevsimsel–haftalık düzenlilik, ileride kurulacak tahmin modelleri için öngörü gücünü artıran yapısal bir avantaj sunmaktadır.

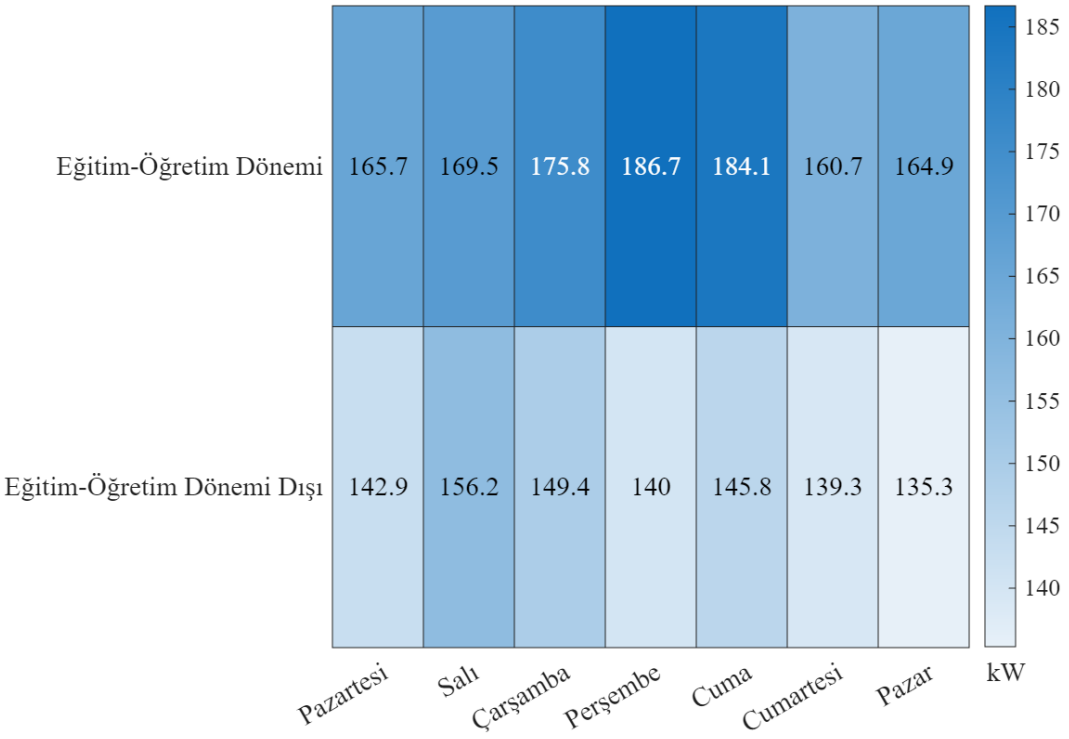


Şekil 6.5 Hafta içi/hafta sonu ve mevsimsel bazda ortalama güç talebi (kW)

Şekil 6.6'da kampüsün eğitim-öğretim dönemi (1 Ekim-15 Ocak ve 1 Şubat-31 Mayıs) ve dönem dışı zamanlardaki (16 Ocak-31 Ocak ve 1 Haziran-30 Eylül) haftalık güç talebi farklılıklarını ortaya koymaktadır.

Eğitim-öğretim döneminde kampüs kullanımının yoğunlaşmasına bağlı olarak tüm günlerde yük talebinin daha yüksek gerçekleştiği görülmektedir. Özellikle perşembe ve cuma günleri, haftanın en yüksek talep değerlerine ulaşmaktadır. Bu durum ders ve laboratuvar programlarının yoğunluğu ile ilişkilendirilebilir. Hafta sonlarında da eğitim-öğretim döneminde yük değerleri görece yüksek kalmaya devam etmektedir.

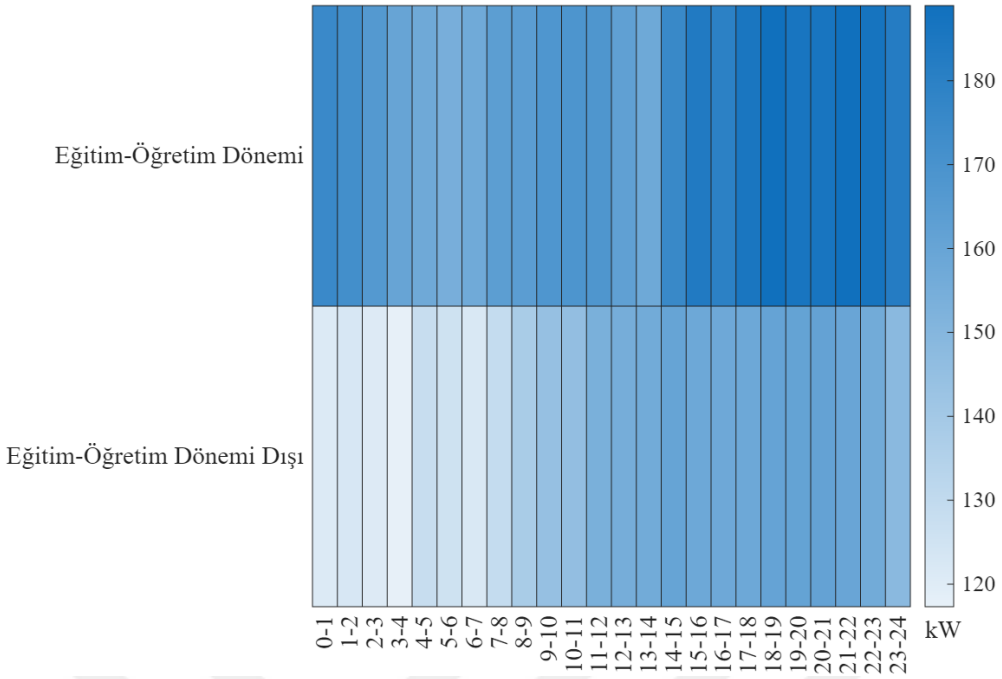
Buna karşılık, eğitim-öğretim dönemi dışında kampüs kullanımının azalmasıyla yük talebi belirgin biçimde düşmektedir. En düşük ortalama değerler Perşembe, Cumartesi ve Pazar günlerinde gözlenmiş, bu da kampüs faaliyetlerinin minimum seviyede olduğunu göstermektedir. Genel olarak tablo, akademik takvimin kampüsün enerji tüketim profilinde kritik bir belirleyici olduğunu; dönem içi ve dönem dışı kullanım farklarının enerji planlaması ve talep tahmin modellerinde mutlaka dikkate alınması gerektiğini açıkça göstermektedir.



Şekil 6.6 Eğitim-Öğretim Dönemine Göre Haftalık Ortalama Yük Dağılımı (kW)

Şekil 6.7'de ise eğitim-öğretim dönemi ile dönem dışı saatlik yük profillerini karşılaştırmalı biçimde gösterilmektedir Görüldüğü üzere, eğitim-öğretim döneminde kampüsün güç talebi günün her saatinde dönem dışına kıyasla daha yüksektir. Özellikle gündüz ve akşam saatlerinde belirgin bir artış söz konusudur. Eğitim-öğretim dönemi dışında ise yük profili genel olarak daha düşük seyretmekte ve 120–160 kW aralığında yoğunlaşmaktadır.

Bu durum, akademik faaliyetlerin kampüs enerji tüketimi üzerinde doğrudan belirleyici olduğunu ve derslerin/etkinliklerin yoğun olduğu saatlerde talebin en yüksek seviyelere çıktığını göstermektedir. Böylece, dönemsel farklılıkların dikkate alınmasının yük tahmin modellerinde kritik öneme sahip olduğu bir kez daha görülmektedir.



Şekil 6.7 Eğitim-Öğretim Dönemi ve Dönem Dışı Saatlik Ortalama Yük Dağılımı

Sonuç olarak, Sarıtepe Kampüsü'ne ait 2022 yılı saatlik yük verileri, kampüsün tüketim dinamiklerini hem zamansal hem de dönemsel boyutlarıyla ortaya koymuştur. Analizler, yük talebinin gün içi saatlerinde belirgin bir artış gösterdiğini, özellikle akşam saatlerinde zirve değerlerine ulaştığını ve hafta sonlarında daha düşük seyrettiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca, mevsimsel farklılıklar ve eğitim-öğretim döneminin etkisi, yük talebinde anlamlı değişimlere yol açarak kampüs faaliyetlerinin enerji tüketimiyle doğrudan ilişkili olduğunu doğrulamaktadır. Bu kapsamda elde edilen bulgular, ilerleyen bölümlerde uygulanacak olan kısa vadeli yük tahmin modelleri için temel oluşturmakta ve veri setinin güvenilirliğini desteklemektedir.

6.1.2 RES Veri Seti ve Özellikleri

Tez çalışmasında kullanılan RES veri seti, kampüste kurulu rüzgâr türbininin SCADA sisteminden elde edilmiştir. Veri setinde yer alan dört temel değişken şunlardır: rüzgâr hızı (m/s), rotor devri (devir/dk), ortalama güç çıkışı (kW) ve nacelle pozisyonu (derece). Bu değişkenler türbinin aerodinamik ve elektriksel performansını temsil eden temel göstergeler olup, tahmin modelleri için potansiyel girdiler olarak değerlendirilmektedir.

Rüzgâr türbininden alınan veriler 10 dakikalık çözünürlükte kaydedilmiş, böylece kısa süreli dalgalanmaların da gözlenmesi mümkün olmuştur. Ayrıca her 10

dakikalık ölçüm periyodu için güç katsayısı (C_p), Uç Hız Oranı (UHO) ve Teorik Güç (TG) değerleri hesaplanmıştır. Bu parametreler rüzgâr-güç eğrisinin daha ayrıntılı incelenmesine ve türbin performansının analitik olarak değerlendirilmesine imkan tanımıştır. 52560 satırdan oluşan bu veri setine ait bir kesit Şekil 6.8'de gösterilmektedir.

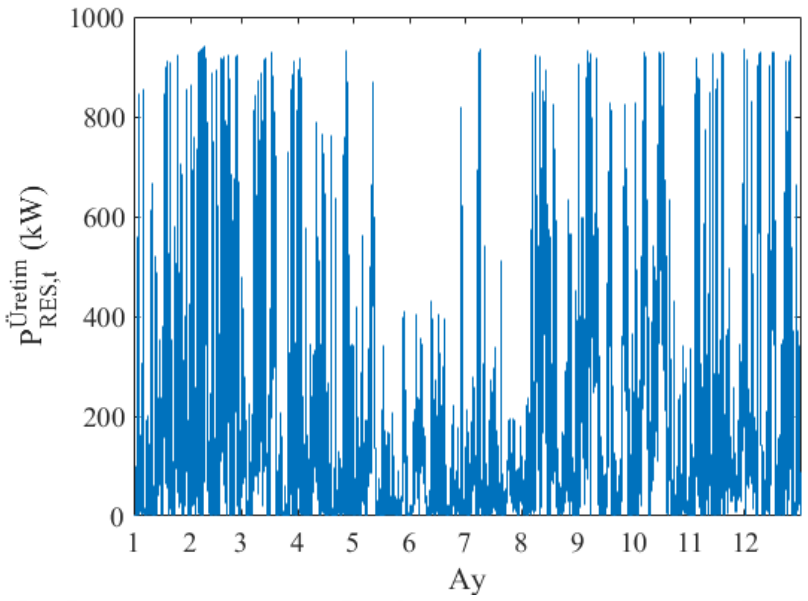
Oluşturulan veri seti hem türbinin gerçek üretim performansını yansıtan ölçümleri hem aerodinamik/teorik göstergelerden türetilmiş parametreleri hem de zaman damgalarını içermekte olup, bu sayede rüzgâr gücü tahminlerinin geliştirilmesi ve MŞ optimizasyonu için gerekli veri altyapısını sağlamaktadır.

Türbin Rüzgar Hızı (m/s)	Rotor Hızı (devir/dk)	Güç (kW)	Nacelle Pozisyonu	Ay	Gün	Saat	Dakika	Cp	Teorik Güç (kW)	Uç Hız Oranı
2.6100	14.1700	0.4100	164.2300	1	1	0	0	0	0	12.6100
2.5500	14.1700	0.3300	173.9900	1	1	0	10	0	0	12.6500
2.4100	14.2900	0.2100	177.8100	1	1	0	20	0	0	12.6300
2.2000	12.0700	0.0700	183.3300	1	1	0	30	0	0	14.1500
1.9400	12.6700	0	190.3800	1	1	0	40	0	0	13.0100
1.6600	5.1700	0	216.4900	1	1	0	50	0	0	9.9100
1.3500	0.6900	0	269.4800	1	1	1	0	0	0	0.0900
1.0600	1.0400	0.0100	353.4500	1	1	1	10	0	0	1.5700
0.8300	0	0.0100	352.9800	1	1	1	20	0	0	0.5500
0.6700	0	0	352.9000	1	1	1	30	0	0	0
0.7000	0.1200	0	353.0500	1	1	1	40	0	0	0
0.7100	0	0	353.2400	1	1	1	50	0	0	0
0.6300	0.1000	0	352.6500	1	1	2	0	0	0	0
0.3100	0.4100	0	353.0300	1	1	2	10	0	0	0
1.2400	0.2500	0	353.2000	1	1	2	20	0	0	0.8000
0.9100	0	0	352.8400	1	1	2	30	0	0	0.8100
0.6000	0	0	353.0900	1	1	2	40	0	0	0
0.2200	0.0800	0	353.2800	1	1	2	50	0	0	0
0.3800	0	0	352.7200	1	1	3	0	0	0	0
0.9000	0	0	352.3000	1	1	3	10	0	0	0.2600
1.0500	0.2300	0	353.6600	1	1	3	20	0	0	0.4200
1.0700	0.7000	0	354.2300	1	1	3	30	0	0	0

Şekil 6.8 RES veri seti kesiti

Şekil 6.9'da 2022 yılı boyunca elde edilen 10 dakikalık çözünürlükteki üretim değerlerinin dağılımı verilmektedir. Burada çıkış gücü rüzgâr türbininin şebekeye sağladığı 10 dk'lık ortalama elektriksel gücü ifade etmektedir. Bu güç değeri rüzgâr hızına, rotor devrine ve aerodinamik koşullara bağlı olarak sürekli değişim göstermektedir.

Şekil 6.9 incelendiğinde, çıkış gücünün 0 ile nominal kapasiteye (910 kW) yakın değerler arasında geniş bir aralıkta değiştiği görülmektedir. Özellikle ilkbahar ve sonbahar aylarında daha yüksek üretim yoğunluğu gözlenirken, yaz aylarında üretim daha düşük seviyelerde seyretmiştir. Bu durum, rüzgâr rejiminin mevsimsel değişkenliğini net biçimde göstermektedir. Çıkış gücünün zamansal değişkenliği, tahmin modellerinde dikkate alınması gereken en kritik belirsizlik unsurlarından birini oluşturmaktadır.

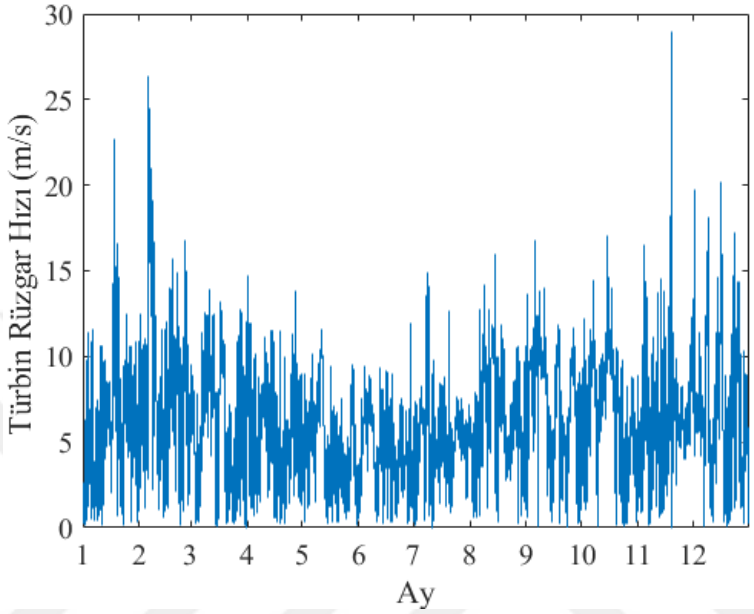


Şekil 6.9 Rüzgâr türbini yıllık çıkış gücü dağılımı

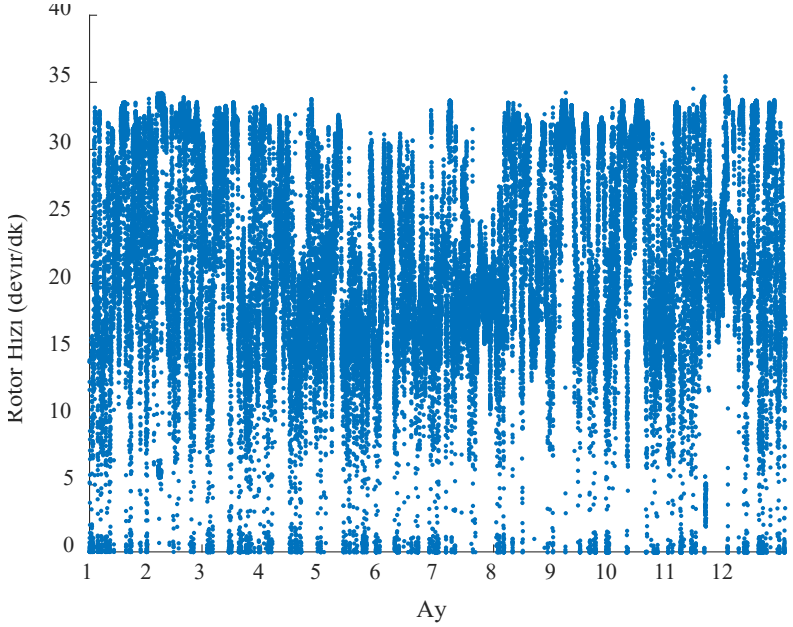
Şekil 6.10'da 10 dakikalık çözünürlükteki rüzgâr hızı değerlerinin dağılımı verilmiştir. Rüzgâr hızı, türbinin enerji üretim potansiyelini doğrudan belirleyen en temel parametre olup, çıkış gücü ile rotor devri ve aerodinamik verim arasındaki ilişkinin ana girdisini oluşturmaktadır. Şekil incelendiğinde, rüzgâr hızının 0 m/s'ye yakın kesme altı değerlerinden başlayarak zaman zaman 25–30 m/s seviyelerine kadar ulaştığı görülmektedir. Ancak en yoğun gözlemler 3–12 m/s bandında gerçekleşmiştir. Bu dağılım, türbinin büyük oranda kesme altı ve nominal hız aralığında çalıştığını, dolayısıyla güvenli işletim için yeterli bir kaynak sağlandığını göstermektedir. Ayrıca mevsimsel değişkenlik dikkat çekmekte olup, özellikle ilkbahar ve sonbahar aylarında daha yüksek hızlar gözlenirken, yaz aylarında rüzgâr rejiminin daha düşük seviyelere gerilediği görülmektedir. Bu durum, türbin üretim performansındaki zamansal dalgalanmaların kaynağını oluşturmakta ve tahmin modellerinde dikkate alınması gereken kritik bir belirsizlik unsuru olarak öne çıkmaktadır.

Şekil 6.11'de ise türbin rotor hızlarının 10 dakikalık çözünürlükteki değerlerinin dağılım grafiği verilmiştir. Rotor hızı, türbinin mekanik performansını ve aerodinamik verimliliğini doğrudan yansıtan kritik bir değişkendir. Grafik incelendiğinde, rotor hızlarının çoğunlukla 15–25 dev/dk aralığında yoğunlaştığı, dolayısıyla türbinin büyük oranda nominal hızına yakın çalıştığı görülmektedir. Bununla birlikte, özellikle düşük rüzgâr hızlarının hâkim olduğu dönemlerde rotor hızının 5 dev/dk'nin altına düştüğü ve zaman zaman türbinin duruşa geçtiği

gözlemlenmektedir. Bu durum, rüzgâr rejiminin mevsimsel ve günlük değişkenliğini yansıtmakta ve türbinin enerji üretim sürekliliği açısından önemli bir gösterge oluşturmaktadır. Rotor hızındaki bu zamansal dağılım, hem aerodinamik parametrelerin (örneğin uç hız oranı) hesaplanmasında hem de tahmin modellerinin girdilerinin çeşitlendirilmesinde kritik rol oynamaktadır.



Şekil 6.10 Türbin noktasında yıllık rüzgâr hızı dağılımı



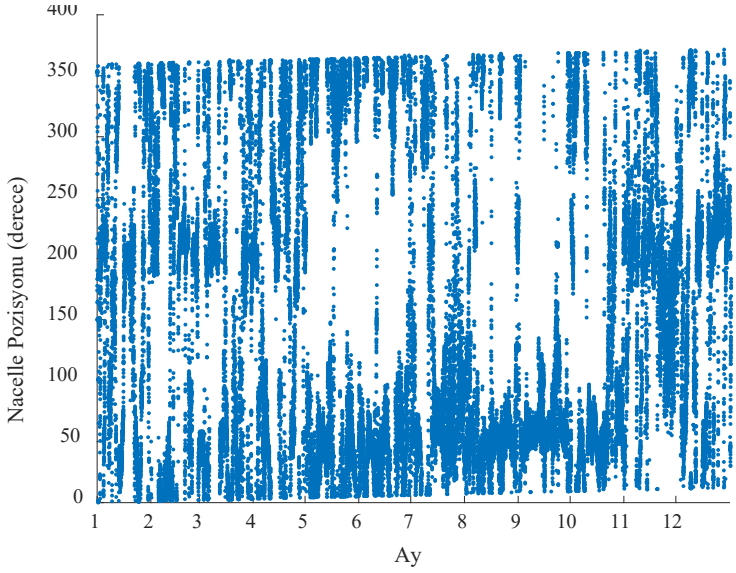
Şekil 6.11 Türbin noktasında rotor hızlarının zamansal dağılımı

Şekil 6.12'de türbinin nacelle pozisyonu değerlerinin zamansal dağılımı verilmiştir. Nacelle pozisyonu, türbinin rotor düzleminin rüzgâr yönüne göre konumunu tanımlamakta olup 0° kuzey yönüne karşılık gelmektedir (koordinatlar: 41.24°K, 29.00°D). Ölçülen değerler yıl boyunca 0°–360° aralığında geniş bir spektrum sergilemiş, bu durum kampüs sahasında hâkim rüzgâr yönünün periyodik olarak değiştiğini göstermiştir.

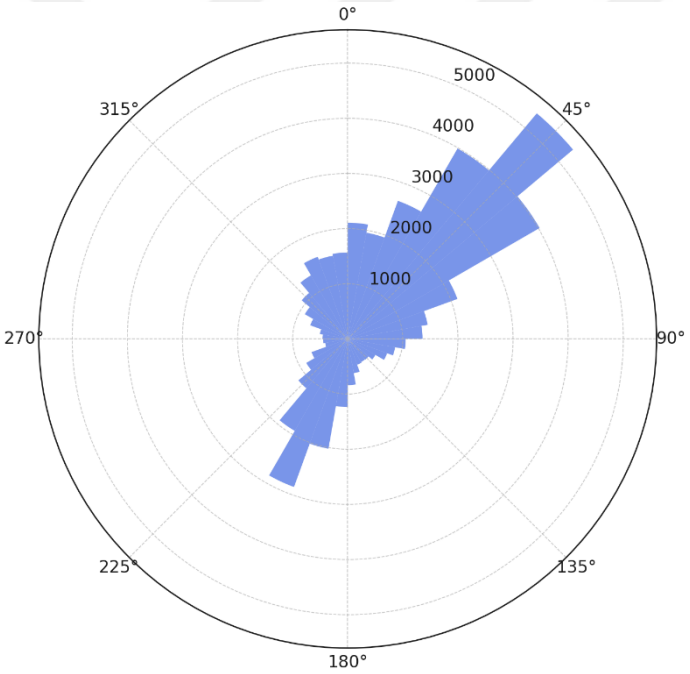
Daha ayrıntılı olarak, bazı aylarda belirli açılarda yoğunlaşmaların gözlenmesi, rüzgâr rejiminin baskın yönlere sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Bu yoğunlaşmalar, türbinin yönelim kontrol mekanizmasının çoğunlukla belirli yönlerde konumlandığını göstermekte ve aerodinamik verimliliğin bu yönlerde daha yüksek olduğunu işaret etmektedir. Öte yandan, dağılımın homojenleştiği dönemler, türbinin yılın belirli kısımlarında daha değişken rüzgâr koşullarına maruz kaldığını göstermektedir. Bu yönsel değişkenlik, yalnızca üretim tahmin modelleri için değil, aynı zamanda yük tahminiyle birlikte eşgüdümlü MŞ optimizasyonu açısından da kritik bir parametre oluşturmaktadır.

Ek olarak, nacelle pozisyonu verileri kullanılarak oluşturulan rüzgâr gülü grafiği Şekil 6.13'te sunulmuştur. Grafikte gösterilen 1000, 2000, 3000, 4000, 5000 değerleri frekansı (gözlem sayısı) ifade etmektedir. Bu görselleştirme, yıl boyunca rüzgârın baskın yönlerini ve bu yönlerdeki esme frekanslarını açık biçimde ortaya koymaktadır. Şekil 6.13 incelendiğinde, türbinin en yoğun olarak 0°–90° aralığında (kuzeydoğu sektörü) konumlandığı, yani rüzgârın ağırlıklı olarak kuzeydoğu yönlerinden estiği görülmektedir. Bununla birlikte, güney (180°–270°) ve batı (270°–360°) yönlerinden de önemli oranda rüzgâr katkısı bulunmaktadır. Doğu yönü (90°–180°) ise daha düşük frekansta temsil edilmiştir.

Bu dağılım, türbin sahasında rüzgârın hâkim yönlerinin belirlenmesi açısından kritik bir göstergedir. Ayrıca türbinin yönelim kontrol sisteminin (yaw control) etkin çalıştığı, zira nacelle pozisyonlarının rüzgâr gülü dağılımıyla uyumlu şekilde kümelendiği anlaşılmaktadır. Elde edilen sonuçlar, rüzgâr rejiminin kuzeydoğu ve kısmen güney sektörlerinde yoğunlaştığını, bu nedenle üretim planlamalarında bu yönlerin baskınlığına dikkat edilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır.



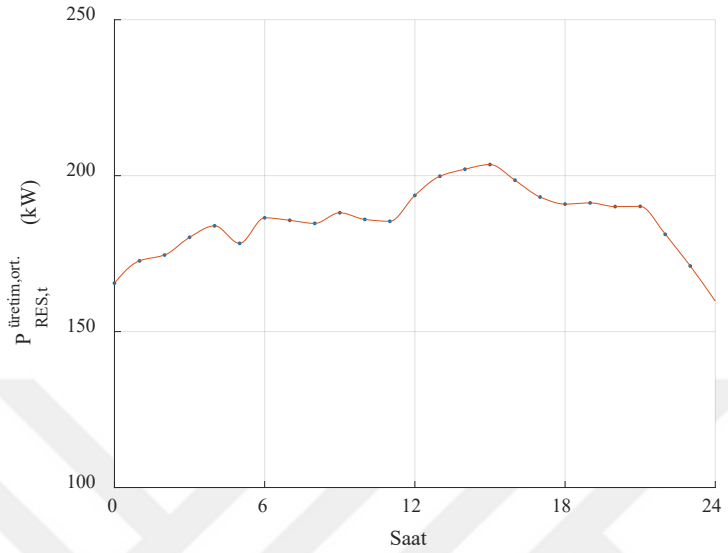
Şekil 6.12 Türbin noktasında nacelle pozisyonu dağılımı



Şekil 6.13 Türbin noktasında nacelle pozisyonu rüzgâr gülü

Şekil 6.14'te 10 dakikalık rüzgâr türbini verilerinden türetilen günlük ortalama üretim gücünün saatlik profili verilmiştir. Grafik incelendiğinde, sabah erken saatlerde (00:00–06:00) ortalama üretimin 160–180 kW aralığında seyrettiği görülmektedir. Gün ilerledikçe özellikle 12:00–15:00 saatleri arasında üretim değerleri artış göstermekte ve yaklaşık 200–205 kW seviyelerine ulaşmaktadır. Bu dönem, gün içindeki en yüksek üretim bandı olarak öne çıkmaktadır. Öğleden sonra ve akşam saatlerinde (15:00–21:00) üretim seviyeleri görece istikrarlı bir seyir

izlemekte, ardından geceye doğru kademeli bir azalma ile tekrar başlangıç seviyelerine yaklaşmaktadır. Bu dağılım, rüzgâr rejiminin gün içindeki döngüsünü yansıtmakta ve üretim artışının öğle saatlerinde yoğunlaştığını ve gece saatlerinde ise üretimin nispeten düşük kaldığını ortaya koymaktadır.

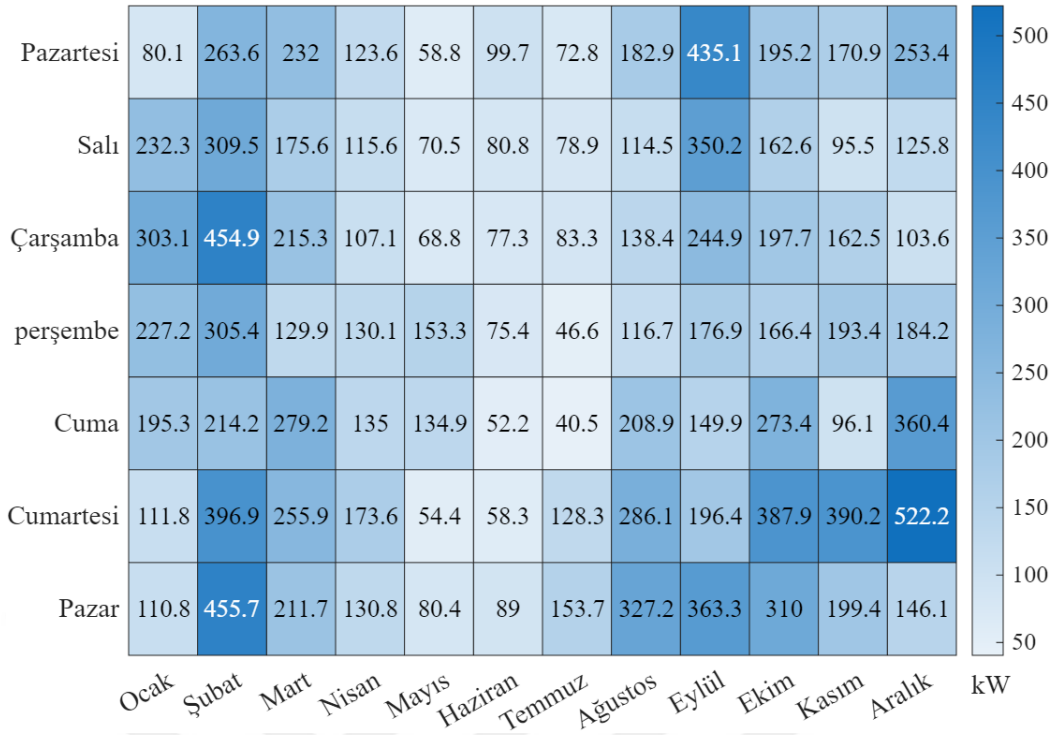


Şekil 6.14 RES saatlik ortalama güç eğrisi

Şekil 6.15'te rüzgâr türbininden elde edilen ortalama güç değerlerinin gün-ay bazında dağılımı verilmiştir. Grafik incelendiğinde, üretim seviyelerinin hem mevsimsel hem de haftalık bazda önemli farklılıklar gösterdiği dikkat çekmektedir. Özellikle kış aylarında, ortalama güç değerleri genel olarak yüksek seyretmiş ve bazı günlerde 400 kW'ın üzerine çıkmıştır. Bu durum, kış döneminde hâkim olan güçlü rüzgâr rejiminin türbin üretimine doğrudan yansıdığını göstermektedir.

Yaz aylarında üretim seviyeleri belirgin biçimde düşmüş ve çoğu gün için 100 kW'ın altına gerilemiştir. Bu eğilim, yaz döneminde rüzgâr hızlarının zayıflaması ile uyumludur. Sonbahar aylarında üretim değerleri yeniden yükselişe geçmiş, özellikle Eylül ayında hafta sonları 300 kW'ın üzerinde ortalama üretim gerçekleşmiştir.

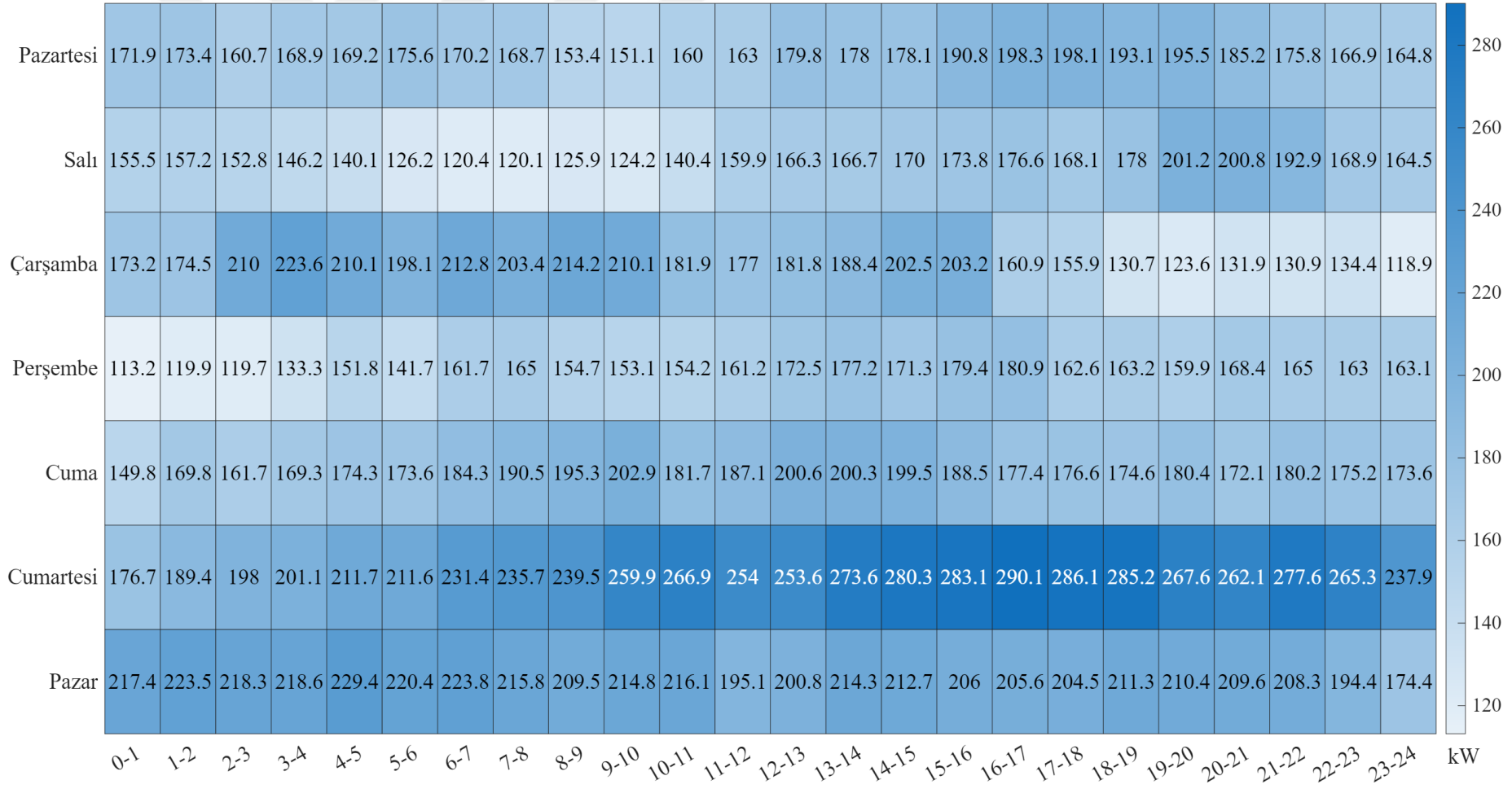
Haftalık dağılım açısından bakıldığında, yüksek üretim değerleri özellikle Çarşamba ve Pazar günlerinde yoğunlaşırken, hafta içi bazı günlerde (örneğin Perşembe) görece daha düşük seviyelerde kalmıştır. Bu farklılıklar meteorolojik koşullardan kaynaklanmakta olup, RES üretiminin hem mevsimsel hem de haftalık döngülere duyarlı bir yapıda olduğunu ve üretim tahminlerinde bu değişkenliğin dikkate alınması gerektiğini ortaya koymaktadır.



Şekil 6.15 Gün/ay bazında RES güç dağılımı (kW)

Şekil 6.16'da rüzgâr türbininin saatlik ortalama güç üretim değerleri hafta günleri bazında gösterilmektedir. Görsel incelendiğinde, üretim profilinin hem günün saatine hem de haftanın gününe bağlı olarak belirgin farklılıklar sergilediği görülmektedir. Hafta içi günlerinde üretim değerleri genellikle 150–200 kW bandında seyretmekte, ancak özellikle Çarşamba günleri sabah erken saatlerden öğleye kadar (03:00–12:00) 200 kW'ın üzerine çıkarak dikkat çekici bir üretim yoğunluğu göstermektedir. Perşembe günleri ise görece düşük seviyeler öne çıkmakta ve günün çoğunda 120–170 kW bandında kalmaktadır.

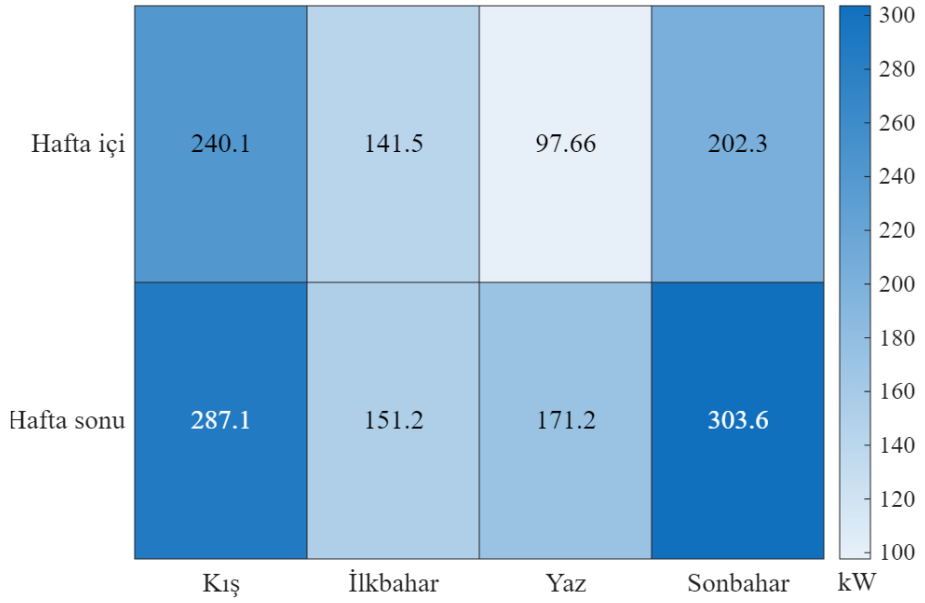
Hafta sonlarında üretim seviyelerinin daha yüksek olduğu gözlenmektedir. Cumartesi günleri öğle saatlerinden akşamüstüne kadar (10:00–18:00) 250 kW'ın üzerine çıkan değerler kaydedilmiş, en yüksek üretimler 290 kW civarında gerçekleşmiştir. Benzer şekilde Pazar günleri de tüm gün boyunca 200 kW'ın üzerinde istikrarlı bir üretim sergileyerek haftalık ortalamada en verimli günlerden biri olmuştur. Genel olarak, bu analiz hafta içi günlerinde dalgalı ve görece düşük üretim değerlerinin, hafta sonlarında ise daha yüksek ve kararlı üretim düzeylerinin hâkim olduğunu ortaya koymaktadır. Bu durum, rüzgâr rejimindeki meteorolojik döngülerin yanı sıra yerel iklimsel faktörlerin de üretim profili üzerinde belirleyici rol oynadığını göstermektedir.



Şekil 6.16 Hafta Günü ve Saat Bazlı RES Güç Dağılımı (kW)

Şekil 6.17'de rüzgâr türbininin mevsimsel ve haftalık üretim performansları birlikte değerlendirilmiştir. Grafik incelendiğinde, üretim değerlerinin hem mevsimsel değişimlere hem de hafta içi/hafta sonu ayrımına bağlı olarak belirgin farklılıklar gösterdiği görülmektedir. Kış ve sonbahar mevsimlerinde üretim seviyeleri yüksek olup, hafta sonlarında sırasıyla ortalama 287.1 kW ve 303.6 kW değerlerine ulaşarak en verimli dönemleri işaret etmektedir. Hafta içi değerleri de aynı mevsimlerde yüksek seyretmekte, ancak hafta sonları ile kıyaslandığında yaklaşık %15–20 oranında daha düşük kalmaktadır. İlkbaharda üretim seviyeleri hem hafta içi (141.5 kW) hem de hafta sonu (151.2 kW) için orta düzeyde seyretmiş, yaz aylarında ise en düşük üretim değerleri kaydedilmiştir (97.66 kW hafta içi, 171.2 kW hafta sonu). Yaz döneminde hafta sonu üretimlerinin belirgin biçimde daha yüksek olması, rüzgâr rejiminin bu dönemde kısa süreli ama yoğun üretimlere imkân tanıdığını göstermektedir.

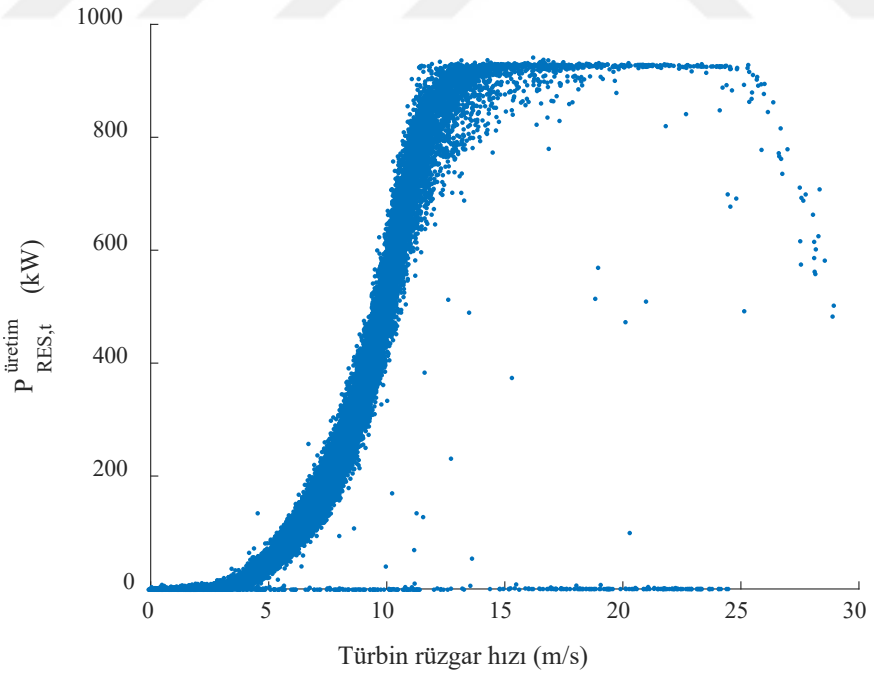
Genel olarak, hafta sonlarında üretim değerlerinin tüm mevsimlerde hafta içine kıyasla daha yüksek olduğu dikkat çekmektedir. Bu durum, rüzgâr rejimindeki meteorolojik döngülerin yanı sıra hafta sonlarına özgü daha istikrarlı rüzgâr koşullarının etkisini işaret etmektedir. Bulgular, mevsimsel değişkenliğin ve haftalık paternlerin RES üretim tahminlerinde dikkate alınması gerektiğini, özellikle kış ve sonbahar dönemlerinde kapasite kullanımının daha verimli gerçekleştiğini ortaya koymaktadır.



Şekil 6.17 Hafta içi/hafta sonu ve mevsimsel bazda RES güç dağılımı (kW)

Şekil 6.18'de türbin çıkış gücü ile rüzgâr hızı arasındaki ilişki gösterilmektedir. Grafik genel olarak tipik bir rüzgâr türbini güç eğrisini yansıtmaktadır. Ancak, grafikte özellikle 10 m/s üzerindeki hızlarda ve nominal kapasite civarında belirgin saçılmalar (dağınık noktalar) gözlenmektedir. Bu saçılmaların başlıca nedenleri arasında atmosferik türbülans kaynaklı kısa süreli dalgalanmalar, türbinin alan kontrol mekanizmalarının anlık tepkileri, mekanik/elektriksel kayıplar ve ölçüm sensörlerinden kaynaklanan hatalar yer almaktadır. Özellikle rüzgâr hızı sensörlerinde oluşabilecek kalibrasyon sapmaları, anlık donma veya çevresel etmenler (örneğin buzlanma, kirlenme) nedeniyle ölçümlerde hata payı oluşabilmektedir. Dolayısıyla aynı rüzgâr hızı değerinde farklı güç çıktılarının oluşması, yalnızca türbinin fiziksel dinamiklerinden değil, ölçüm sistemlerinin sınırlılıklarından da kaynaklanabilmektedir.

Bu durum, tahmin modelleri açısından kritik bir noktayı ortaya koymaktadır. Rüzgâr gücü üretimi deterministik bir ilişkiyle tam olarak tanımlanamayacağını, aksine belirsizlik ve değişkenlik içerdiğini göstermektedir. Bu nedenle gözlenen saçılmalar hem istatistiksel analizlerde hem de öngörü modellerinde dikkate alınması gereken önemli bir veri özelliği olarak değerlendirilmektedir.

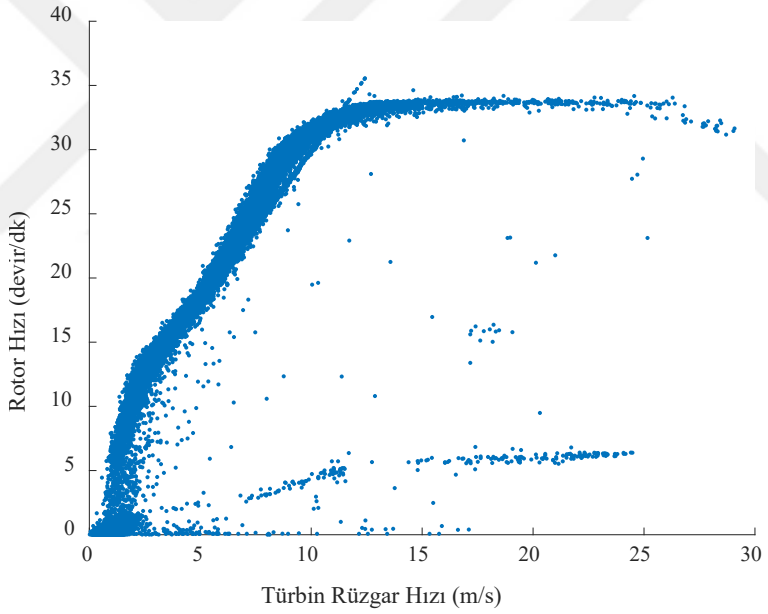


Şekil 6.18 RES rüzgâr hızı-güç eğrisi (2022)

Şekil 6.19'da rotor hızı ile türbin rüzgâr hızı arasındaki ilişki verilmiştir. Genel eğilim incelendiğinde, düşük rüzgâr hızlarında rotor devrinin de düşük seviyelerde

olduğu, yaklaşık 4–5 m/s'den itibaren rotor hızının hızla arttığı ve 10 m/s sonrasında 30–35 dev/dk bandına ulaştığı görülmektedir. Bu eğilim, türbinin aerodinamik karakteristiği ile uyumlu olup, belirli bir rüzgâr hızından sonra rotor hızının türbin kontrol sistemleri tarafından sınırlanarak sabitlendiğini göstermektedir. Bununla birlikte grafikte belirgin saçılmalar göze çarpmaktadır. Özellikle 5-10 devir/dk rotor hızı aralığında kümelenmeler görülmektedir. Bu saçılmalar sensör hataları, veri kayıpları ya da anemometre ile devir sensörü arasındaki senkronizasyon farklılıklarından da kaynaklanabilmektedir.

Sonuç olarak, rotor hızı–rüzgâr hızı ilişkisi, türbinin kontrol stratejilerini anlamak açısından kritik bir değişken olup, gözlenen saçılmalar rüzgâr gücü üretim sürecindeki hem fiziksel hem de ölçümsel belirsizlikleri yansıtmaktadır. Bu durum, özellikle tahminleme modellerinde rotor hızının yardımcı bir değişken olarak kullanılmasında dikkatli olunması gerektiğini ortaya koymaktadır.



Şekil 6.19 RES rüzgâr hızı-rotor hızı eğrisi (2022)

6.1.3 Meteorolojik Veri Seti ve Özellikleri

Çalışmada kullanılan meteorolojik veriler, Sarıtepe Kampüsü'ne en yakın konumda bulunan Kumköy Meteoroloji İstasyonundan (Koordinatlar: 41.2466°K, 29.0373°D) temin edilmiştir. Bu istasyon, kampüsün bulunduğu bölgenin rüzgâr ve iklim koşullarını yüksek doğrulukla temsil etmesi nedeniyle tercih edilmiştir. Meteorolojik veriler, tahmin performansını iyileştirmek amacıyla değerlendirilmiştir. Bu kapsamda istasyondan hem 10 dakikalık çözünürlükte hem

de saatlik çözünürlükte veri alınmıştır. 10 dakikalık çözünürlükte elde edilen meteorolojik veriler, rüzgâr enerjisi üretim tahminlerinde kullanılmak üzere işlenmiştir. Saatlik çözünürlükteki veriler ise kampüsün elektrik yük talebinin tahmin edilmesi için kullanılmıştır. Böylece, aynı kaynaktan elde edilen farklı çözünürlükteki veriler hem üretim hem de tüketim tahminlerinde uyumlu bir biçimde entegre edilmiştir. 52560 satırdan oluşan bu veri setine ait bir kesit Şekil 6.20'de gösterilmektedir.

Sonuç olarak, Kumköy meteoroloji istasyonu'ndan elde edilen bu veriler, kampüs özelinde yürütülen analizlerin meteorolojik koşullarla ilişkilendirilmesine imkan tanımaktadır. Bu veriler, ilerleyen aşamalarda hem üretim hem de tüketim tahminlerinin değerlendirilmesinde kullanılmak üzere referans noktası oluşturmaktadır. Böylece meteorolojik parametrelerin tahmin iyileştirme çalışmalarında dikkate alınmasına yönelik zemin hazırlanmıştır.

Sıcaklık (°C)	Hissedilen Sıcaklık (°C)	Nem (%)	Ani Rüzgâr (m/s)	Rüzgâr Hızı (m/s)	Rüzgâr Yönü (°)	Ay	Gün	Saat	Dakika
8	8	89.7000	4.5000	2.3000	233	1	1	0	0
8	8	90.5200	4.5000	2.7000	327	1	1	0	10
8.2000	8	88.5800	6.1000	1.2000	333	1	1	0	20
8.2000	8	88.8500	6.8000	2.3000	240	1	1	0	30
8.1000	7.5000	89.3300	6.8000	5.5000	319	1	1	0	40
7.9000	7.3000	88.6000	5.5000	5.3000	331	1	1	0	50
7.8000	6.9000	88.5900	7.8000	5.8000	315	1	1	1	0
7.8000	7.1000	89.8400	9	5.7000	308	1	1	1	10
7.3000	7.7000	90.0200	5.5000	4.3000	311	1	1	1	20
7.2000	6.3000	89.9700	5.5000	5.9000	311	1	1	1	30
7.2000	6.2000	91.4200	5.5000	6.2000	330	1	1	1	40
7.2000	6.5000	90.6100	5.5000	5.3000	311	1	1	1	50
7.2000	6.5000	90.6100	5.5000	5.3000	318	1	1	2	0
7.2000	7	92.6600	4.5000	4.8000	317	1	1	2	10
7.1000	7	87.6000	5.5000	3	344	1	1	2	20
6.9000	7	87.3600	6.8000	4.4000	325	1	1	2	30
6.9000	7	88.0700	6.8000	4.6000	345	1	1	2	40
6.7000	7	89.9700	6.8000	4.5000	226	1	1	2	50
6.7000	6.9000	90.2000	4.5000	4.5000	229	1	1	3	0
7	6.9000	90.5500	4.5000	3.4000	236	1	1	3	10

Şekil 6.20 Meteroroloji veri seti kesiti

6.2 Tez Çalışmasında Kullanılan Tahmin Modelleri

Bu bölümde, Bölüm 1'de özetlenen ve literatürde de kullanılan istatiski yöntemlerden OBHOM ve MOBHOM, YSA ve makine öğrenme tabanlı UKVB yöntemleri kampüs yük talebi ve rüzgâr gücü üretimi için test edilmiştir. Amaç, kısa vadeli tahminlerle proaktif enerji yönetim stratejilerinin desteklenmesidir. Burada yöntemlerin teorik detaylarına girilmemekte, yalnızca bu çalışmadaki uygulama adımları ve elde edilen performans sonuçları sunulmaktadır.

6.2.1 İstatiksel Yöntemler

İstatistiksel yöntemler, zaman serisi tahminlerinde en köklü ve en yaygın kullanılan yaklaşımların başında gelmektedir. Bu yöntemlerin temel amacı, geçmiş verilere dayalı istatistiksel bağımlılıkları ve örüntüleri ortaya çıkararak gelecekteki değerleri öngörmektir. İstatistiksel tahmin modelleri genellikle doğrusal varsayımlar üzerine kuruludur. Serilerdeki trend, mevsimsellik ve rastgele bileşenleri ayrıştırarak tahmin üretirler. Bu çerçevede OtoReg, Hareketli Ortalama (HO) modelleri, OHOM ve OBHOM en çok kullanılan yöntemlerdir. Ayrıca mevsimsel etkilerin belirgin olduğu enerji tüketimi ve üretimi gibi uygulamalarda MOBHOM gibi genişletilmiş modellerden de yararlanılmaktadır.

İstatistiksel yöntemlerin mantığı, zaman serisinin geçmiş değerleri ile hata terimleri arasındaki ilişkileri matematiksel olarak modellemeye dayanır. Bu modeller, parametre tahmininde genellikle en küçük kareler veya maksimum olabilirlik yöntemlerini kullanır. Doğrulukları istatistiksel kriterlerle ölçülebilir. Bu yönüyle istatistiksel yöntemler hem teorik sağlamlıkları hem de yorumlanabilirlikleri nedeniyle enerji alanında özellikle kısa vadeli tahmin çalışmalarında güvenilir bir temel yaklaşım sunmaktadır.

6.2.1.1 Otoregresif Bütünleşik Hareketli Ortalama Model (OBHOM)

OBHOM modeli, zaman serisi tahminlerinde literatürde sıklıkla kullanılan yöntemlerden biridir. Model, üç temel bileşenin birleşiminden oluşur: otoregresif, fark alma ile durağanlaştırma ve hareketli ortalama. Genel formu OBHOM (p,d,q) şeklinde ifade edilir.

Genel olarak matematiksel ifadesi Denklem 6.1'de gösterilmektedir. Bu denklemde, B gecikme operatörünü, $\Phi_p(B)$ p dereceli Otoregresif (O) polinom kısmını, $(1-B)^d$ d dereceli fark alma işlemini (B), $\Theta_q(B)$ ise q dereceli Hareketli Ortalama (HO) polinom kısmını, y_t zaman serisinin t anındaki değerini (örneğin yük, kW cinsinden) ve ε_t ise beyaz gürültü hata terimini ifade etmektedir.

$$\Phi_p(B)(1-B)^d y_t = \Theta_q(B)\varepsilon_t \tag{6.1}$$

- **Otoregresif bileşen:** Bu kısım, serinin bugünkü değerinin geçmiş değerleriyle doğrusal bir ilişki içinde olduğunu varsayar ve serideki kendine-bağımlılık

yapısını yakalar. Matematiksel olarak Denklem 6.2'de gösterildiği şekilde ifade edilmektedir. Bu denklemde, p otoregresif kısmının derecesi, yani serinin kaç gecikmeli değerinin modele dahil edildiğini ve ϕ_p serinin kendi gecikmeli değerlerine ait katsayıları ifade etmektedir.

$$\Phi_p(B) = \emptyset_1 y_{t-1} + \emptyset_2 y_{t-2} + \cdots + \emptyset_p y_{t-p} + \varepsilon_t \tag{6.2}$$

- **Fark alma bileşeni:** Birçok gerçek dünya zaman serisi (örneğin enerji talebi veya üretim verileri) durağan değildir; yani ortalama ve varyansı zamanla değişkenlik gösterir. Bu durumda seriyi durağan hale getirmek için fark alma işlemi uygulanır.

  Bu sebeple, OBHOM yönteminde fark alma işlemi için Denklem 6.3'te verilen ifade kullanılmaktadır. Birinci dereceden fark alma seriyi durağanlaştırmak için çoğunlukla yeterlidir; ancak gerekirse daha yüksek dereceden farklar da alınabilir. OBHOM'daki d parametresi bu fark sayısını belirtir.

$$(1 - B)^d y_t = y_t - y_{t-d} \tag{6.3}$$

- **Hareketli ortalama bileşeni:** Bu bileşen, serinin bugünkü değerinin geçmiş hata terimleriyle ilişkili olduğunu varsayar. Yani, geçmiş hata terimlerinin etkisini modele dahil eder. Bunun için Denklem 6.4'teki eşitlik kullanılmaktadır. Bu eşitlikte q hareketli ortalama kısmının derecesi, yani kaç gecikmeli hata teriminin modele dahil edildiğini, θ_q ise hata terimlerinin katsayını ifade etmektedir.

$$\Theta_q(B) = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \tag{6.4}$$

Özetle, OBHOM yönteminde öncelikle serinin durağanlığı incelenir. Durağanlık sağlanmadığında uygun derecede fark alma işlemi uygulanır. Ardından, p ve q parametreleri için en uygun değerler belirlenir ve model tahmin edilir. Parametreler en küçük kareler ya da maksimum olabilirlik yöntemiyle elde edilir. Son aşamada, modelin tahmin performansı hata ölçütleri kullanılarak değerlendirilir.

OBHOM, özellikle kısa vadeli tahminlerde yüksek doğruluk sağlaması, yorumlanabilir parametre yapısı ve güçlü istatistiksel temeli nedeniyle enerji talebi ve üretimi gibi serilerde sıkça tercih edilmektedir. Çalışmada kullanılan sözde OBHOM kodu aşağıda gösterilmektedir.

Sözde OBHOM kodu

Girdi:
y = { y_1, y_2, ..., y_T }: Gözlemlenmiş zaman serisi
H: Tahmin adımı (örneğin: 1 saat ileri tahmin)
W: Sabit pencere uzunluğu (örneğin: 720 saat = 30 gün)
P, D, Q: OBHOM parametre aralıkları
C ∈ { doğru, yanlış }: Sabit terim içerme tercihi
T_test: Test başlangıç ve bitiş adımları
Çıktı:
$\hat{\mathbf{y}}_t$: Her tahmin noktası için model tahmini
$\boldsymbol{\varepsilon}_t = \mathbf{y}_t - \hat{\mathbf{y}}_t$: Hata değerleri
Performans metrikleri: OMH, KOKH, OMYH, R^2
Adımlar:
1. Başlat:
Oluştur: boş tahmin vektörü $\hat{\mathbf{y}}$ ve hata vektörü $\boldsymbol{\varepsilon}$
2. Her tahmin noktası için yinele:
For t ∈ T_test
2.1. Geçmiş pencereyi belirle:
    y^(t) ← { y_{t-W}, ..., y_{t-1} }
    actual ← y_t
2.2. Model seçimi için değişkenleri başlat:
    minError ← ∞
    bestModel ← ∅
2.3. Kafes arama başlat:
For p ∈ P, d ∈ D, q ∈ Q, c ∈ C
a. Modeli tanımla:
    $M_{p,n,s,c}$ ← OBHOM(p, d, q)
    Sabit terim: varsa ekle, yoksa çıkar
b. Parametre tahmini yap:
    $\hat{M}$ ← tahmin et($M_{p,n,s,c}$, y^(t))
c. 1-adım tahmin üret:
    ŷ_temp ← tahmin et($\hat{M}$, H)
d. Hata metriğini hesapla:
    err ← actual − ŷ_temp
    KOKH ← karakök(ortalama(err^2))
e. En düşük hatalı modeli güncelle:
    If KOKH < minError then
      minError ← KOKH
      bestModel ← $\hat{M}$
2.4. En iyi model ile tahmin:
If en iyiModel = ∅ then
    $\hat{y}_t$ ← y_{t-1} (fallback: son gözlem)
Else
    $\hat{y}_t$ ← tahmin et(bestModel, H)
2.5. Hata hesapla:
    ε_t ← $y_t - \hat{y}_t$
3. Performans metriklerini hesapla:
OMH = ortalama(|ε|)
KOKH = karekök(ortalama(ε^2))
OMYH = 100 × ortalama(|ε / y_t|)
$R^2 = 1 - (\sum \varepsilon^2) / (\sum (y_t - \bar{y})^2)$
4. Döndür:
    ŷ, ε, OMH, KOKH, OMYH, R^2

6.2.1.2 Mevsimsel Otoregresif Bütünleşik Hareketli Ortalama Model (MOBHOM)

MOBHOM, OBHOM yönteminin mevsimsel düzenlilik içeren serilere genişletilmiş hâlidir. Model, serideki kısa dönemli bağımlılıkları, durağanlaştırmak için fark alma işlemlerini ve mevsimsel (saatlik/günlük/aylık vb.) tekrarları birlikte ele almaktadır. MOBHOM modeli MOBHOM$(p,d,q)(P,D,Q)_s$ olarak ifade edilmektedir. Burada, p,d,q mevsimsel olmayan dereceleri ifade ederken, P,D,Q mevsimsel dereceleri, s terimi ise mevsim uzunluğu (ör. saatlik seride günlük döngü için $s=24$; 10 dakikalık seride günlük döngü için $s=144$) ifade etmektedir. MOBHOM yöntemi matematiksel olarak Denklem 6.5'te gösterildiği şekilde ifade edilmektedir. Özetle, MOBHOM yöntemi OBHOM'un esnekliğini mevsimsellikle birleştirdiği için hem trend hem de gün/hafta/ay bazlı tekrarları aynı model içinde açıklayabilmeye imkan vermektedir. Bu nedenle, kampüs yükü gibi belirgin döngüsellik taşıyan serilerde kısa vadeli tahminlerde kullanılmaktadır.

$$\underbrace{\Phi_p(B)}_{O}\ \underbrace{\Phi_P(B^m)}_{MO}\ \underbrace{(1-B)^d}_{B}\ \underbrace{(1-B^m)^D}_{MB}\ y_t = \underbrace{\Theta_q(B)}_{HO}\ \underbrace{\Theta_Q(B^m)}_{MHO}\ \varepsilon_t \tag{6.5}$$

Bu çalışmada, kısa dönemli bağımlılıkları ve mevsimsel etkileri yakalamak amacıyla istatiksel yöntem olarak sırasıyla OBHOM ve MOBHOM yöntemleri uygulanmıştır. Ancak her iki yöntemin de başarısı, yukarıda bahsedilen hususlardan anlaşılacağı üzere model parametrelerinin uygun biçimde seçilmesine doğrudan bağlıdır. OBHOM için (p,d,q), MOBHOM için ise buna ek olarak $(P,D,Q)_s$ parametrelerinin belirlenmesi gerekmektedir.

Bu parametrelerin manuel olarak denenmesi hem zaman açısından verimsiz hem de sistematik olmaktan uzaktır. Bu nedenle çalışmada, en uygun parametre kombinasyonlarının belirlenmesi için Kafes Arama (KA) yöntemi kullanılmış, sürecin operasyonel olarak uygulanabilirliğini artırmak amacıyla ise kayan pencere yaklaşımıyla hibrit bir yapı oluşturulmuştur. KA, önceden belirlenen makul aralıklar içerisinde tüm parametre kombinasyonlarını sistematik biçimde tarayarak, belirlenen performans ölçütünü optimize eden modeli seçmeyi amaçlamaktadır. Uygulama süreci şu adımlardan oluşmaktadır:

- Parametreler için uygun değer aralıkları belirlenmiştir. Bu çalışmada p ve q için 0-6 aralığı, d için ise 0-2 aralığı belirlenmiştir. Mevsimsel periyot $\boldsymbol{s}$, verinin

doğasına göre (örneğin 24 saat veya 144 adet 10 dakikalık gözlem) önceden belirlenmiştir.

- Her bir kombinasyon için model kurulmuş ve art arda kaydırmalı eğitim–doğrulama bölünmeleri ile tahmin performansı değerlendirilmiştir.
- Ortalama hata değeri en düşük olan parametre kombinasyonu seçilmiş, eşitlik durumlarında Bayesyen Bilgi Kriteri (BBK) gibi ölçütler kullanılmıştır. Kararlılık koşullarını sağlamayan modeller otomatik olarak elenmiştir.

Bu yapı sayesinde parametre seçiminde kullanıcı müdahalesine duyulan ihtiyaç ortadan kaldırılmış, sürece nesnel ve tekrarlanabilir bir yaklaşım kazandırılmıştır. Buna ilave olarak, zaman serilerinde istatistiksel özellikler sabit kalmamakta, dönemsel değişim veya yapısal kaymalar görülebilmektedir. Bu nedenle sabit bir modelin uzun dönemde aynı performansı göstermesi beklenmemektedir. Bu çalışmada bu zorluk, kayan pencere yaklaşımı ile aşılmıştır.

Bu yöntemde belirli uzunlukta bir pencere (örneğin son W gözlem) tanımlanmış, model yalnızca bu pencere içerisindeki güncel verilerle eğitilmiş ve ileriye yönelik tahmin üretilmiştir. Zaman ilerledikçe pencere bir adım öteye kaydırılarak süreç yinelenmiştir. Bu sayede, model sürekli olarak güncel verilere uyarlanmış ve olası kavramsal kaymaların etkisi en aza indirilmeye çalışılmıştır.

Literatürde kayan pencere yaklaşımı genişleyen ve sabit uzunlukta pencere olmak üzere iki farklı biçimde uygulanabilmektedir. Genişleyen pencere yöntemi ile tüm geçmiş veriler saklanıp modele dahil edilirken, sabit uzunlukta pencere yöntemi ile yalnızca son W gözlem tutulmakta ve eski veriler dışarıda bırakılmaktadır. Bu çalışmada genişleyen pencere yöntemi kullanılmıştır. Özetle, başlangıçtan itibaren $t-1$'e kadar olan tüm geçmişi eğitime alınmış ve pencere her adımda büyütülmüştür. Çalışmada kullanılan genişleyen kayan pencere yöntemi şematik olarak Şekil 6.21'de gösterilmektedir. Ayrıca, Çalışmada kullanılan sözde MOBHOM kodu aşağıda gösterilmektedir.



Şekil 6.21 Meteoroloji veri seti kesiti

Sözde MOBHOM kodu

Girdi:
y = { y_1, y_2, ..., y_T } : Gözlemlenmiş zaman serisi
H : Tahmin adımı (örnek: 1 saat ileri)
p, d, q ∈ ℕ : MOBHOM parametre aralıkları
P, D, Q ∈ ℕ : MOBHOM parametre aralıkları
s ∈ ℕ : Mevsimsel periyot (örnek: 24 saat)
c ∈ { true, false } : Sabit terim içerme tercihi
T_test : Test zaman adımları (örneğin: t = d_1 : d_2 – 1)
Çıktı:
$\hat{\mathbf{y}}_t$: Tahmin edilen değer
$\boldsymbol{\varepsilon}_t = \mathbf{y}_t - \hat{\mathbf{y}}_t$: Hata değeri
Performans metrikleri: OMH, KOKH, OMYH, R^2
Algoritma Adımları:
1. Başlat:
Oluştur: boş tahmin vektörü $\hat{\mathbf{y}}$ ve hata vektörü **ε**
2. Her tahmin noktası için yinele:
For t ∈ T_test
2.1. Genişleyen pencere verisini belirle:
    $Y_0 \leftarrow y_1 : y_{t-1}$
    actual ← y_t
2.2. Model seçimi için değişkenleri başlat:
    minError ← ∞
    bestModel ← ∅
2.3. Kafes Arama başlat:
For
    p ∈ pVals, d ∈ dVals, q ∈ qVals
    P ∈ PVals, D ∈ DVals, Q ∈ QVals
    c ∈ { true, false }
a. Modeli tanımla:
    MOBHOM(p,d,q) × (P,D,Q)_s
    Sabit terim: varsa ekle, yoksa çıkar
b. Modeli eğit:
    $\hat{M} \leftarrow$ estimate(model, Y_0)
c. 1-adım tahmin üret:
    $\hat{y}$_temp ← forecast($\hat{M}$, H)
d. KOKH hesapla:
    err ← actual − $\hat{y}$_temp
    RMSE ← sqrt(mean(err^2))
e. En iyi modeli güncelle:
    If KOKH < minError then
      minError ← KOKH
      eniyiModel ← $\hat{M}$
2.4. Tahmini kaydet:
If eniyiModel = ∅ then
    $\hat{y}_t \leftarrow y_{t-1}$ (fallback: son gözlem)
Else
    $\hat{y}_t \leftarrow$ tahmin(eniyiModel, H)
    $\varepsilon_t \leftarrow y_t - \hat{y}_t$
3. Performans metriklerini hesapla:
OMH = ortalama(|ε|)
KOKH = karekök(ortalama(ε^2))
OMYH = 100 × ortalama(|ε / y_t|)
$R^2 = 1 - (\sum \varepsilon^2) / (\sum (y_t - \bar{y})^2)$
4. Döndür:
    $\hat{y}$, ε, OMH, KOKH, OMYH, R^2

Yukarıda izah edildiği üzere, KA ve kayan pencere yaklaşımlarının bütünleştirilmesiyle elde edilen hibrit yapı, OBHOM ve MOBHOM yöntemlerini pratik ve uygulanabilir hâle getirmiştir. KA ile parametre seçimini sistematik ve otomatik hâle getirirken, kayan pencere yöntemi modellerin değişen koşullara hızlı bir biçimde uyarlanmasına imkan tanımıştır. Bu sayede, çalışmada kullanılan istatistiksel yöntemler yalnızca teorik olarak değil, aynı zamanda operasyonel olarak da uygulanabilir bir yapıya kavuşturulmuştur

6.2.2 Yapay Sinir Ağları Yöntemi

YSA, insan beynindeki biyolojik sinir hücrelerinin (nöronların) çalışma prensiplerinden esinlenerek geliştirilen hesaplama modelidir. Temel amaç, veriler arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenmek, örüntüleri tanımak ve bu öğrenme süreci sonucunda yeni veriler üzerinde tahmin veya sınıflandırma yapabilmektir. YSA'lar, doğrusal olmayan ilişkileri modelleme kapasitesi sayesinde geleneksel istatistiksel yöntemlerin sınırlı kaldığı birçok problemde alternatif çözümler sunmaktadır.

YSA'nın temel birimi yapay nöronlardır. Her nöron, giriş değerlerini (x_i) belirli ağırlık katsayıları (w_i) ile çarpmakta, bunların toplamına bir bias (b) terimi eklemekte ve sonuç, doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonundan ($f(\cdot)$) geçirilerek çıktı (y) değerine dönüştürülmektedir. Bu süreç matematiksel olarak Denklem 6.6'da gösterildiği şekilde ifade edilmektedir. Bu denklemde w_i değerleri ağın öğrenme sürecinde güncellenen parametrelerdir. Aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid, hiperbolik tanjant veya ReLU gibi farklı türler kullanılabilmektedir. Bu fonksiyonlar, ağın doğrusal olmayan ilişkileri öğrenebilmesini sağlamaktadır.

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b\right) \tag{6.6}$$

YSA'lar tipik olarak üç katmandan oluşmaktadır: giriş katmanı, gizli katman(lar) ve çıkış katmanı. Giriş katmanı modele dahil edilen değişkenleri temsil ederken, gizli katman(lar) bu değişkenler arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenmektedir. Çıkış katmanı ise istenen tahmin veya sınıflandırma sonucunu üretmektedir. Gizli katman sayısı ve nöron sayısı, modelin kapasitesini ve doğruluk seviyesini belirleyen kritik hiperparametrelerdir.

Eğitim sürecinde, YSA tahmin ettiği çıktılar ile gerçek değerler arasındaki farkı minimize etmeye çalışır. Bu işlem, geriye yayılım algoritması aracılığıyla gerçekleştirilir. Hata fonksiyonu türevlenerek katmanlardaki ağırlıklara geri yayılır ve ağırlık değerleri gradyan inişi veya benzeri optimizasyon yöntemleriyle güncellenir. Böylece ağ, veri kümesindeki örüntüleri öğrenerek zamanla daha doğru tahminler yapabilir hale gelir.

Zaman serisi tahminlerinde YSA, hem geçmiş gözlemleri (gecikmeli değerler) hem de dışsal faktörleri (örneğin sıcaklık, rüzgâr hızı, takvimsel göstergeler) girdi olarak kullanabilmektedir. Bu özellik, özellikle enerji sistemlerinde olduğu gibi çok boyutlu ve belirsizliği yüksek problemlerde YSA'yı güçlü bir araç haline getirmektedir. Geleneksel istatistiksel yöntemlerle karşılaştırıldığında, YSA'nın avantajı doğrusal olmayan dinamikleri modelleyebilmesi ve çok sayıda girdi değişkeniyle çalışabilmesidir.

Sonuç olarak, YSA, enerji talebi ve yenilenebilir enerji üretimi gibi karmaşık ve değişken süreçlerin öngörülmesinde esnek bir yöntem olarak kullanılmaktadır. Bununla birlikte, modelin doğru yapılandırılması, hiperparametre seçimleri ve aşırı uyum (overfitting) riskine karşı uygun düzenleme tekniklerinin kullanılması, elde edilen tahminlerin güvenilirliği açısından kritik öneme sahiptir. Bu sebeple çalışmanın bu kısmında yük tahmini ve RES üretimi tahmini için oluşturulan YSA modelleri ayrı ayrı bahsedilecektir.

6.2.2.1 YSA ile Kısa Vadeli Yük Tahmini Modeli

Bu çalışmada, ileri beslemeli tek gizli katmanlı YSA modeli kullanılarak saatlik yük talep tahmini gerçekleştirilmiştir. Model MATLAB ortamında geliştirilmiş olup, $fitnet$ fonksiyonu ile oluşturulmuştur. Eğitim sürecinde $Levenberg-Marquardt$ algoritması kullanılarak ağın ağırlıkları ve bias parametreleri optimize edilmiştir. Bu algoritma, özellikle küçük ve orta ölçekli veri setleri için hızlı yakınsama sağlaması nedeniyle tercih edilmiştir.

Modelin giriş vektörü zaman bilgisi, meteorolojik değişkenler, kategorik bayrak değişkenleri ve gecikmeli talep değerlerinden oluşmaktadır. Zaman bilgisi değişkenleri olan saat, gün ve ay verileri özellik mühendisliği yapılarak sinüzoidal ve kosinüzoidal dönüşümlerle modele dahil edilmiştir. Bu yöntem, döngüsel zaman bilgisinin süreksizlik yaratmaması için kullanılmıştır. Meteorolojik değişkenler;

sıcaklık ve rüzgâr hızı $z - skoru$ normalizasyonu ile ölçeklenmiştir. Kategorik bayrak değişkenleri için Haftaiçi/haftasonu, dönemsel (ör. tatil), ve mevsimsel etkiler ikili değişkenler (0,1) kullanarak tanımlanmıştır. Gecikmeli talep değerleri için ise yük talebinin otokorelasyon etkisini yakalayabilmek amacıyla geçmiş $nDelay$ saatlik talep değerleri girdi olarak eklenmiştir. Böylece, toplam girdi sayısı Denklem 6.7'de gösterildiği şekilde oluşturulmuştur.

$$n_{inputs} = 6\ (zaman) + 2(meteoroloji) + 3(bayrak) + nDelay \tag{6.7}$$

Kurulan YSA mimarisi bir gizli katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Gizli katmanda 20 nöron kullanılmış olup aktivasyon fonksiyonu olarak Denklem 6.8'de gösterilen tanjant sigmoid fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Çıkış katmanında ise bir nöron ve Denklem 6.9'da gösterilen doğrusal aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Matematiksel olarak bir giriş vektörü $x \in \mathbb{R}^{n_{inputs}}$ için model çıktısı Denklem 6.10'da gösterildiği gibidir. Burada w_{ji} girişten gizli katmana ağırlıkları, b_{1j} gizli katman bias'larını, v_j gizliden çıkışa ağırlıkları ve b_2 çıkış bias'ını temsil etmektedir.

$$f(z) = \tanh(z) = \frac{2}{1 + e^{-2z}} - 1 \tag{6.8}$$

$$f(z) = z \tag{6.9}$$

$$\hat{y} = b_2 + \sum_{j=1}^{20} v_j \cdot \tan h\left(\sum_{i=1}^{n_{inputs}} w_{ji} \cdot x_i + b_{1j} \right) \tag{6.10}$$

Eğitim ve değerlendirme için veri kümesi %80 eğitim, %20 test olacak şekilde ayrılmıştır. Çıkış değişkeni (talep) $z - skoru$ ile normalize edilmiş, tahmin sonrası tekrar orijinal ölçeğe dönüştürülmüştür. Modelin performansı dört farklı metrik ile değerlendirilmiştir: OMH, KOKH, OMYH ve Belirlilik Katsayısı (R^2). Bu metrikler hem mutlak hem de göreli hata ölçümleri sağlayarak modelin başarısının kapsamlı bir şekilde değerlendirilmesine olanak tanımaktadır. Tahmin edilen değerler ($\hat{y}$) ile gerçek değerler (y) aynı eksende çizdirilerek modelin trend ve pik değerleri ne ölçüde yakalayabildiği görsel olarak değerlendirilmiştir. Çalışmada yük tahmininde kullanılan YSA sözde kodu aşağıda gösterilmektedir.

Yük Tahmininde Kullanılan Sözde YSA kodu

Girdi: Talep, saat, gün, ay, sıcaklık, rüzgâr hızı, hafta içi/dönem/mevsim bayrak değişkenleri
Çıktı: Tahmin edilen talep değerleri ve performans ölçütleri

1. **Parametrelerin Belirlenmesi**
   • nDelay: kullanılacak geçmiş saat sayısı
2. **Verilerin Hazırlanması**
   • Veri kümesinden tüm değişkenler alınır (talep, saat, gün, ay, sıcaklık, rüzgâr, bayrak değişkenleri).
3. **Zaman Bilgisinin Kodlanması**
   • Saat, gün ve ay bilgileri sinüs/kosinüs dönüşümü ile döngüsel hale getirilir.
4. **Normalizasyon**
   • Talep, sıcaklık ve rüzgâr verileri z-score yöntemi ile normalize edilir.
5. **Girdi ve Çıktı Vektörlerinin Oluşturulması**
   • N = uzunluk(y) – nDelay olarak hesaplanır.
   • nInputs = 6 (zaman) + 2 (meteoroloji) + 3 (flags) + nDelay.
   • Giriş matrisi X ve hedef vektörü Y oluşturulur.
   • Her örnek için: geçmiş nDelay değerleri, zaman fonksiyonları, meteorolojik ve bayrak değişkenleri X içine konur, karşılık gelen çıktı Y'ye atanır.
6. **Eğitim/Test Ayrımı**
   • Verinin %80'i eğitim, %20'si test için ayrılır.
7. **Yapay Sinir Ağı Modeli**
   • 20 gizli nöronlu ileri beslemeli ağ tanımlanır.
   • Eğitim algoritması: Levenberg–Marquardt (trainlm).
   • Aktivasyon fonksiyonları: gizli katman için tansig, çıkış katmanı için purelin.
   • Ağ eğitim verisi ile eğitilir.
8. **Ağ Parametrelerinin Kontrolü**
   • Transfer fonksiyonları, ağırlık ve bias boyutları ekrana yazdırılır.
9. **Tahmin**
   • Test verileri ağa uygulanarak tahmin edilen değerler elde edilir.
   • Normalizasyon geri çevrilir ve orijinal ölçekte tahminler üretilir.
10. **Performans Değerlendirme**
    • Hata = (Gerçek – Tahmin) olarak hesaplanır.
    • OMH, KOKH, OMYH ve R^2 metrikleri elde edilir.
    • Sonuçlar raporlanır.
11. **Görselleştirme**
    • Gerçek ve tahmin edilen talep değerleri aynı grafikte çizilir.
    • Gerçek değerler yeşil, tahmin edilen değerler kırmızı kesikli çizgi ile gösterilir.

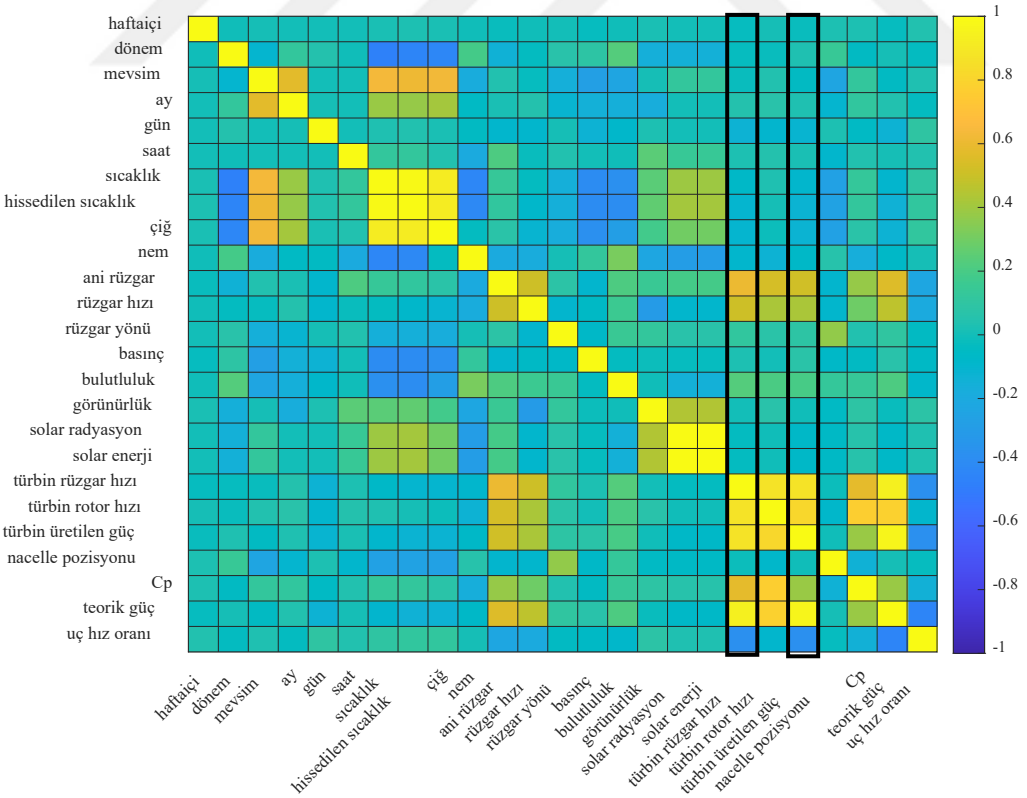
6.2.2.2 YSA ile Kısa Vadeli RES Üretim Tahmini Modeli

Zaman serisi verilerine dayalı tahminleme modellerinde, modele dahil edilecek açıklayıcı değişkenlerin (özelliklerin) dikkatli seçimi, modelin başarımı üzerinde doğrudan etkilidir. Bu nedenle, tahminleme sürecine başlamadan önce açıklayıcı değişkenler ile hedef değişken arasındaki ilişkilerin analiz edilmesi kritik öneme sahiptir. Bu bağlamda, bu çalışmada ilk adım olarak, Şekil 6.22'de oluşturulan korelasyon matrisi aracılığıyla değişkenler arasındaki doğrusal ilişkiler incelenmiştir.

Korelasyon analizi, her bir açıklayıcı değişkenin hedef değişken ile olan ilişki düzeyini değerlendirerek, modele dahil edilmesi muhtemel değişkenler hakkında ön bilgi sunmaktadır. Şekil 6.22'deki renk skalası, değişken çiftleri arasındaki Pearson korelasyon katsayısını (r) ifade etmektedir. Renk barı, -1 ile +1 arasındaki

korelasyon değerlerini temsil etmektedir. Sarı tonlar güçlü pozitif ilişkiyi, mavi tonlar güçlü negatif ilişkiyi, yeşil tonlar ise ilişkisiz veya zayıf bir durumu göstermektedir.

Yapılan korelasyon analizine göre, çalışmanın ana tahmin noktası olan türbinin ürettiği gücün, özellikle beklendiği şekilde türbine ait rüzgâr hızı (0,87) ve rotor hızı (0,81) ile yüksek, meteoroloji istasyonuna ait rüzgâr hızı (0,43) ve ani rüzgâr (0,52) değişkenleri ile orta düzeyde ilişkiye sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, söz konusu değişkenlerin modelin tahmin başarısına doğrudan katkı sağlayabileceğini göstermektedir. Öte yandan, birbirleriyle yüksek düzeyde korelasyon gösteren açıklayıcı değişkenlerin birlikte kullanılması, modelde çoklu doğrusal bağlantı sorununa yol açabileceğinden, bu tür durumlarda yalnızca bir değişkenin seçilmesi tercih edilmiştir. Bu analiz sonucunda, giriş değişkenlerinin ön seçiminde yalnızca hedef değişkenle anlamlı ilişki kurabilen ve birbiriyle yüksek oranda örtüşmeyen değişkenler dikkate alınmıştır. Böylelikle modelin aşırı öğrenme eğilimi azaltılmış, genelleme yeteneği artırılmış ve eğitim süresi kısaltılmıştır.



Şekil 6.22 RES veri seti korelasyon matrisi

Korelasyon analizinden elde edilen bu ön bulgular ışığında, YSA modelinin giriş değişkenleri belirlenmiştir. Giriş vektörünün oluşturulmasında, türbin SCADA verilerinden elde edilen rüzgâr hızı, rotor hızı ve güç değişkenlerinin yanı sıra, meteorolojik istasyondan elde edilen rüzgâr hızı ve ani rüzgâr değerleri dikkate alınmıştır. Ayrıca, zaman serisi özelliklerini yansıtabilmek amacıyla geçmiş güç değerleri (gecikmeli değişkenler) modele dahil edilmiştir. Ayrıca, saat, gün ve ay bilgileri ile kategorik bayrak değişkenleri (hafta içi/hafta sonu, dönem, mevsim) kullanılmıştır. Zaman değişkenleri doğrudan sayısal olarak kullanılmak yerine, sinüs ve kosinüs dönüşümü ile dairesel formda kodlanmıştır. Bu teknik, saat (0–24), gün (1–31) ve ay (1–12) gibi döngüsel değişkenlerde süreklilik sağlaması açısından kullanılmıştır. Bu yaklaşım, hem türbinin kısa vadeli dinamik davranışını hem de dışsal iklimsel faktörleri hesaba katarak modelin tahmin performansını artırmayı hedeflemektedir.

Model mimarisi olarak ileri beslemeli yapay sinir ağı ($fitnet$) yapısı tercih edilmiş, eğitim sürecinde $Levenberg - Marquardt$ algoritması kullanılmıştır. Gizli katmandaki nöron sayısı 20 olarak belirlenmiş, bu seçim hem modelin karmaşık ilişkileri öğrenebilmesini sağlamakta hem de aşırı uyum riskini kontrol altında tutmaktadır. Tüm sürekli değişkenler, farklı ölçeklerden kaynaklanabilecek dengesizlikleri ortadan kaldırmak için $z - score$ yöntemi ile normalize edilmiştir.

Eğitim ve test seti ayrımı, gelecekten bilgi sızmasına engellemek için manuel olarak verilerin %70'lik bölümü eğitim, %30'luk bölümü test olacak şekilde oluşturulmuştur. Ağ, yalnızca eğitim kümesi üzerinde eğitildikten sonra test kümesi üzerinde tahmin yapılmıştır. Böylelikle modelin hem öğrenme hem de genelleme kabiliyeti test edilmiştir.

Son aşamada, modelin performansı OMY, KOKH, OMYH ve Belirlilik Katsayısı (R^2) metrikleri üzerinden değerlendirilmiştir. Bu analiz, modelin yalnızca tahmin doğruluğunu değil, aynı zamanda öngörülerin güvenilirliğini ve pratik uygulanabilirliğini de ortaya koymaktadır. Çalışmada saatlik bazda RES güç üretimi tahmini için kullanılan YSA sözde kodu aşağıda gösterilmektedir.

RES Üretim Tahmininde Kullanılan Sözde YSA kodu

Girdi:
y ← güç üretimi zaman serisi
saat, gün, ay ← zaman bilgisi
ani_rüzgar, rüzgar, rüzgarwt, rotor ← meteorolojik ve fiziksel değişkenler
haftaici, dönem, mevsim ← kategorik bayraklar
nGecikme ← gecikme adımı sayısı
eğitimOranı ← eğitim/test oranı

1. Ön işleme
1.1 Zaman değişkenlerini sin/cos dönüşümü ile kodla
1.2 Tüm sürekli değişkenleri normalize et (z-puanı yöntemiyle)
1.3 y serisini normalize et

2. Girdi/Çıktı vektörlerini oluştur
For i = 1 to (N – nGecikme):
idx ← i + nGecikme
y_gecikme ← geçmiş nGecikme adet normalize edilmiş y
X(:, i) ← [zaman kodları, normalize meteorolojik veriler, bayrak değişkenler, y_gecikme]
Y(i) ← normalize edilmiş y(idx)
End For

3. Eğitim/Test ayrımı
nEğitim ← eğitimOranı × (N – nGecikme)
Eğitim kümesi ← X(:, 1:nEğitim), Y(:, 1:nEğitim)
Test kümesi ← X(:, nEğitim+1 : end), Y(:, nEğitim+1 : end)

4. Yapay sinir ağı oluştur
Ağ yapısı:
- Girdi katmanı: nGirdi
- Gizli katman: 20 nöron, logsig aktivasyon fonksiyonu
- Çıkış katmanı: 1 nöron, purelin aktivasyon fonksiyonu

Eğitim algoritması: Levenberg–Marquardt (trainlm)

5. Eğitim
Ağ → (X_eğitim, Y_eğitim) kullanılarak eğitilir.

6. Test
Y_tahmin_norm ← Ağ(X_test) # normalize tahminler
Y_tahmin ← denormalize(Y_tahmin_norm, ort_y, std_y)
Y_gerçek ← denormalize(Y_test, ort_y, std_y)

7. Performans ölçütleri
Hata vektörü: hata ← Y_gerçek – Y_tahmin
OMH ← Ortalama Mutlak Hata
KOKH ← Kök Ortalama Kare Hata
OMYH ← Ortalama Mutlak Yüzde Hata
R^2 ← Determinasyon Katsayısı

8. Çıktılar
Performans metrikleri ekrana yazdırılır.
Grafik: Y_gerçek (ölçülen) ve Y_tahmin (öngörülen) karşılaştırılır.

6.2.3 Uzun Kısa Vadeli Bellek Yöntemi

Zaman serisi tahmininde kullanılan istatistiksel ve YSA tabanlı yöntemlerin en temel sınırlılıklarından biri, uzun vadeli bağımlılık ilişkilerini etkin bir şekilde modellemekte zorlanmalarıdır. Özellikle enerji üretim ve tüketim serilerinde görülen mevsimsel, günlük ve kısa vadeli dalgalanmalar hem doğrusal olmayan yapılar hem de zamana yayılan bağımlılıklar barındırmaktadır. Bu bağlamda, geleneksel ileri beslemeli yapay sinir ağları (YSA) kısa süreli korelasyonları yakalamakta başarılı olsalar da uzun vadeli bağımlılıkların öğrenilmesinde

"gradyan sönümlenmesi" ve "gradyan patlaması" gibi sorunlarla karşılaşmaktadırlar. Bu sorunların üstesinden gelmek amacıyla geliştirilen UKVB ağları, enerji tahmininde son yıllarda kullanılan derin öğrenme yöntemlerinden biri haline gelmiştir.

UVKB mimarisi, klasik YSA yapısına eklenen kapı mekanizmaları (input, forget ve output gate) sayesinde bilgilerin ağ içerisinde uzun süre saklanmasına, gereksiz bilgilerin unutulmasına ve yalnızca gerekli bilgilerin çıktıya aktarılmasına imkan tanımaktadır. Böylelikle hem kısa vadeli dinamikler hem de uzun vadeli bağımlılıklar aynı anda öğrenilebilmektedir. Enerji sistemleri bağlamında, UVKB ağları özellikle kısa-orta vadeli rüzgâr enerjisi üretimi ve yük tahmini gibi değişkenlik düzeyi yüksek serilerin modellenmesinde bir alternatif sunmaktadır.

Çalışmada kullanılan UVKB mimarisi çift katmanlı olarak tasarlanmıştır. Bu yapı, tek katmanlı UVKBye kıyasla serinin zamansal bağımlılıklarını daha derin ve ayrıntılı bir biçimde öğrenebilme kapasitesine sahiptir. İlk UVKB katmanı ham girdilerden temel dinamikleri çıkarırken, ikinci UVKB katmanı bu bilgileri daha üst seviyede temsil ederek daha kararlı ve doğru tahminler üretilmesini sağlamaktadır. Bu katmanların ardından eklenen tam bağlantılı katman ve aktivasyon fonksiyonları, tahmin edilen çıkış değerlerinin ölçeklendirilmesini ve hedef değişkenle uyumlu hale getirilmesini mümkün kılmaktadır.

UVKB'nin temelini oluşturan hücre yapısı, unutma kapısı, girdi kapısı, hücre durumu güncellemesi ve çıktı kapısı olmak üzere dört ana bileşenden oluşmaktadır. Unutma kapısı (Forget Gate) Denklem 6.11'de verilen fonksiyon üzerinden geçmiş hücre durumunun ne kadarının korunacağına karar vermektedir. Bu eşitlikte, σ sigmoid aktivasyon fonksiyonu, W ve b ağın öğrenilmiş ağırlıkları ve bias terimlerini, h_{t-1} bir önceki gizli durumu ve x_t t anındaki giriş vektörünü ifade etmektedir.

$$f_t = \sigma\left(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f\right) \tag{6.11}$$

Girdi kapısı ve aday hücre durumu Denklem 6.12 ve Denklem 6.13'te verilen fonksiyonlar üzerinden yeni bilginin hücreye ne oranda ekleneceğini belirlemektedir. Bu eşitliklerde, C_t hücre durumunu ve $\tan h$ hiperbolik tanjant aktivasyonunu ifade etmektedir.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{6.12}$$

$$\widetilde{C_t} = \tan h\,(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \tag{6.13}$$

Hücre durumu, unutulan bilgi ile yeni eklenen bilginin birleşimiyle Denklem 6.14'te verilen eşitlik ile güncellenmektedir.

$$\widetilde{C_t} = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \widetilde{C_t} \tag{6.14}$$

Çıkış kapısında ise güncellenmiş hücre bilgisinin ne kadarının ağın çıktısına aktarılacağı Denklem 6.15 ve Denklem 6.16'da verilen eşitlikler kullanılarak belirlenmektedir.

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{6.15}$$

$$h_t = o_t \cdot \tan h\,(C_t) \tag{6.16}$$

Tek katmanlı UKVB'de sadece bir hücre zinciri bulunurken, çift katmanlı UKVB'te ilk katmanın çıktıları ikinci katmanın girişine aktarılmaktadır. Böylece, ilk katmanın daha kısa vadeli ilişkileri, ikinci katmanın ise daha uzun vadeli bağımlılıkları yakalamasına imkan tanınmaktadır. Matematiksel olarak ilk katman ve ikinci katman çıktıları sırasıyla Denklem 6.17 ve Denklem 6.18'de gösterildiği şekilde ifade edilmektedir. Bu şekilde, çift katmanlı UKVB hem daha yüksek temsil gücü kazanmakta hem de farklı zaman ölçeklerinde değişkenler arasındaki bağımlılıkları daha iyi öğrenebilmektedir.

$$h_t^1 = UKVB^1(x_t, h_{t-1}^1, C_{t-1}^1) \tag{6.17}$$

$$h_t^2 = UKVB^2(h_t^1, h_{t-1}^2, C_{t-1}^2) \tag{6.18}$$

6.2.3.1 UKVB ile Kısa Vadeli Yük Tahmini Modeli

Yukarıda bahsedilenler doğrultusunda tezin bu kısmında kısa vadeli yük tahmini için oluşturulan UVKB modeline ait sözde kod aşağıda gösterilmektedir. Bu modelde YSA modelinde olduğu gibi zaman değişkenleri doğrudan sayısal olarak kullanılmak yerine, sinüs ve kosinüs dönüşümü ile dairesel formda kodlanmıştır. Ayrıca, kategorik bayrak değişkenleri (hafta içi/hafta sonu, dönem, mevsim, gün) kullanılmıştır. Kullanılan sözde UVKB kodu aşağıda verilmiştir.

Yük Tahmininde Kullanılan Sözde UKVB kodu

1. Parametre Tanımları

useExo → exojen değişkenlerin kullanılıp kullanılmayacağı.
W_grid → geçmiş pencere uzunlukları (ör. 3, 6, 12, 24, 48, 168).
H_grid → tahmin ufku (bu sürümde tek-adım).
N1_grid, N2_grid → birinci ve ikinci UVKB katmanlarındaki nöron sayıları.
testStart, testEnd → manuel test aralığı (ör. 6553–7297).

2. Veri Hazırlama

Hedef değişken: y = dataset.T_ketim.
Zaman özellikleri: Saat, gün, ay → sinüs/kosinüs dönüşümü.
Ek bayrak değişkenleri: haftaici_flag, donem_flag, mevsim_flag.
Harici değişkenler (U): Zaman + bayrak özellikleri.

3. Normalizasyon

Eğitim aralığına (1 → testStart-1) göre ortalama ve standart sapma hesapla.
Hedef seriyi (y) ve exojen seriyi (U) normalize et.

4. Kafes Arama Döngüsü

Her kombinasyon için (W, H, N1, N2):
Eğitim ve test sekansları oluştur:
XTrain, YTrain = localMakeSequences(...)
XTest, YTest = localMakeSequences(...)
Her sekans, geçmiş W adımı içerir.
Çift Katmanlı UVKB ağı tanımla:
Girdi katmanı (sequenceInputLayer).
UVKB katmanı (N1 nöron, sequence output).
Dropout (0.1).
UVKB katmanı (N2 nöron, last output).
Fully connected + regression katmanı.
Ağı eğit:
Optimizasyon: Adam.
Maksimum epoch: 100.
Batch size: 128.
Tahmin yap:
YP1 = predict(net, XTest).
Tahmin ve gerçek değerleri denormalize et.
Performans metriklerini hesapla:
OMH, KOKH, OMYH, R^2.
Sonuçları kaydet:
results tablosuna ekle.
En iyi kombinasyon (R^2 en yüksek) bulunursa best yapısına kaydet.

5. Sonuçların Gösterilmesi

sonuçlar tablosu R^2'ye göre sıralanır.
En iyi modelin parametreleri ekrana yazdırılır.
Gerçek vs. tahmin grafikler çizdirilir

6.2.3.2 UKVB ile Kısa Vadeli RES Üretim Tahmini Modeli

RES güç üretim tahmini için oluşturulan UKVB modelinde zaman bağımlılıkları geçmiş üretim değerlerinin pencere yaklaşımı (W) ile modellenmiştir. Mevsimsel ve davranışsal etkiler, sinüs/kosinüs dönüşümü ile zaman kodlamaları ve bayrak değişkenleri (haftaiçi, dönem, mevsim) aracılığıyla modele entegre edilmiştir. Meteorolojik dışsal değişkenler (ani rüzgâr, rüzgâr hızı, türbin rüzgâr hızı, rotor hızı) doğrudan harici girdiler olarak kullanılmıştır. Modelin eğitimi, KA yöntemiyle hibritlenerek farklı W, N1, N2 kombinasyonlarının denenmesiyle yapılmıştır. En iyi performans, R^2 katsayısına göre seçilmiştir. Tez çalışmasında RES üretim tahmini için kullanılan UKVB modelinin sözde kodu aşağıda gösterilmektedir.

RES Üretim Tahmininde Kullanılan Sözde UKVB kodu

1. Parametre Tanımları

useExo → exojen meteorolojik değişkenler (açık/kapalı).
W_grid → pencere uzunluğu (ör. 12, 24, 48, 168).
H_grid → tahmin ufku (1-adım ve recursive çok-adım).
N1_grid, N2_grid → UVKB katmanlarındaki nöron sayıları.
testStart, testEnd → test aralığı (ör. son 744 saat).

2. Veri Hazırlama

Hedef değişken (Y):
RES_power = dataset.power_kw
Zaman özellikleri (time features):
saat → sin/cos
gün → sin/cos
ay → sin/cos
haftanın günleri → sin/cos
Flag özellikleri (categorical flags):
haftaici_flag
donem_flag
mevsim_flag
Meteorolojik exo özellikler:
ani_rüzgar
istasyın rüzgar hızı
türbin rüzgar hızı
rotor hızı
Birleştirme:
U = [timeFeatures, flags, windgust, windspeed, wind_speed, rotor_speed]

3. Normalizasyon

Eğitim aralığına göre Y ve U normalize edilir (z-score).
Test aralığında aynı parametreler (μ, σ) kullanılır.

4. Eğitim ve Test Veri Setlerinin Oluşturulması

Eğitim → 1 : testStart-1
Test → testStart : testEnd
Sekans yapısı:
Girdi: son W adımın (lagged + exo) verileri
Çıktı: bir sonraki adımın üretim değeri
Fonksiyon:
[XTrain, YTrain] = localMakeSequences(yn, Un, W, fromIdx, toIdx)

5. Kafes Arama Döngüsü

Her kombinasyon için (W, H, N1, N2):
Ağı Tanımla:
Çift katmanlı UVKB
UVKB (N1, output=sequence)
Dropout (0.1)
UVKB (N2, output=last)
Fully connected (1)
Regresyon katmanı
Eğit:
Optimizasyon: Adam
Epoch: 50–100
Batch size: 128
Tahmin:
Tek-adım ahead test tahminleri yapılır.
Performans Ölç:
OMH, KOKH, OMYH, R^2.
Sonuçları Kaydet:
results tablosuna ekle
En iyi modeli sakla (best).
Döngü: for h=1:H
Model tek adım tahmin yapar.
Tahmin pencereye eklenir.

6. Performans ve Görselleştirme

Tek-adım test performansı (klasik).
Recursive ileri tahmin performansı (ör. 24 adım).
Gerçek vs. tahmin grafikleri çizdirilir

6.3 Yük Tüketim Tahmin Sonuçları

Bu bölümde, çalışmada kullanılan farklı tahmin yöntemlerinin yük tüketimi üzerindeki performans sonuçları sunulmaktadır. Yük tahmininde sırasıyla yukarıda bahsedilen OBHOM, MOBHOM, YSA ve İki Katmanlı UKVB modelleri uygulanmış, modellerin tahmin kabiliyetleri karşılaştırılmıştır. Tahminler, saatlik bazda gerçekleştirilmiş ve kısa vadeli tüketim öngörülerinde farklı modelleme yaklaşımlarının başarımı değerlendirilmiştir. Modellerin performansı; hata tabanlı metrikler olan OMH, KOKH, OMYH ve R^2 üzerinden analiz edilmiştir. Böylelikle, kullanılan yöntemlerin hem doğruluk hem de genelleme yetenekleri karşılaştırmalı olarak incelenmiş ve ileri aşamada uygulanabilir en uygun modelin belirlenmesi hedeflenmiştir. Bu kısımda kullanılan MATLAB kodları Ek.6.1'de verilmiştir.

Modellerin başarımı iki farklı durum altında ölçülmüştür. İlk durumda kampüsün en yüksek yük talebine ulaştığı Mayıs ayındaki perşembe günleri (05/05/2022, 12/05/2022, 19/05/2022 ve 26/05/2022) dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir. Bu dönem, yük profilinin belirgin dalgalanmalar gösterdiği ve modelin performansını değerlendirmek için uygun bir referans aralığı oluşturduğu için seçilmiştir. İkinci durumda ise, 2022 yılı Ekim ayı tahmin dönemi olarak değerlendirilmiş; bu dönem, çalışmanın optimizasyon sürecinde esas alınan veri aralığını içermesi nedeniyle analiz kapsamına dahil edilmiştir.

Bu dönemin özellikle seçilme sebebi, çalışmanın önceki bölümlerinde aynı zaman diliminin optimizasyon çalışmaları için kullanılmış olmasıdır. Böylece hem genel test setinde hem de optimizasyon süreciyle ilişkilendirilen spesifik bir dönemde modellerin performanslarının karşılaştırılması sağlanmıştır. Çalışmada kullanılan ve yukarıda bahsedilen durumlar için dört farklı yöntem ile yapılan tahminlere ilişkin sonuçlar Tablo 6.1'de gösterilmektedir.

Bu bölümde ayrıntılı analizler OMH değeri üzerinden yürütülmüştür. OMH, tahmin edilen ve gözlenen değerler arasındaki farkın mutlak ortalamasını ifade eder ve doğrudan kW cinsinden hata büyüklüğünü ortaya koyar. Bu özellik, model performansının fiziksel ve operasyonel anlamda yorumlanabilmesini sağlamaktadır. Örneğin, enerji yönetimi uygulamalarında OMH değeri, tahmin hatasının doğrudan güç dengesine veya ekonomik optimizasyona etkisini yansıtır. Diğer metriklere kıyasla OMH, kampüs ölçeğindeki enerji sistemleri için daha

pratik bir değerlendirme ölçütü sunmaktadır. KOKH'nin büyük hataları orantısız biçimde cezalandırması ve OMYH'nin düşük talep dönemlerinde oransal hatayı büyütme eğilimi göz önüne alındığında, OMH metriği bu çalışmada en anlamlı ve dengeli karşılaştırma ölçütü olarak tercih edilmiştir.

OMH bazında yapılan analiz sonuçları incelendiğinde, OBHOM ve MOBHOM yöntemlerinin kısa vadeli yük tahminlerde en düşük hata değerlerine ulaştığı görülmektedir. OBHOM modeli, 05/05/2022 tarihinde 10.86 kW'lık bir ortalama sapma göstermiş, bu hata değeri izleyen haftalarda belirgin biçimde azalarak 26/05/2022 tarihinde 2.89 kW'a düşmüştür.

Benzer biçimde, MOBHOM modeli 12.22 kW'lık başlangıç hatasından 1.17 kW seviyesine kadar gerileyerek daha kararlı bir iyileşme eğilimi ortaya koymuştur. Bu sonuçlar, klasik istatistiksel modellerin kısa vadeli yük tahminlerinde yüksek doğruluk ve tutarlılık sağladığını göstermektedir.

YSA yöntemi, doğrusal olmayan ilişkilere duyarlı bir yapı sunmasına rağmen, kısa vadeli öngörülerde ortalama olarak 38–47 kW aralığında değişen daha yüksek hata değerleri üretmiştir. Bu durum, modelin karmaşık yapısının kısa vadede istatistiksel modellere kıyasla daha fazla veri gereksinimi duymasından kaynaklanabilmektedir. Benzer biçimde, UKVB yöntemi de kısa vadeli tahminlerde yüksek OMH değerleri (55–93 kW aralığında) göstermiştir.

Ancak UKVB'nin yapısal olarak uzun zaman bağımlılıklarını yakalamada üstün olduğu bilindiğinden, bu modelin çok adımlı (örneğin 6-12-24 saat ileri) tahminlerde daha güçlü performans sergileyebileceği öngörülmektedir. Sonuç olarak, saatlik bazlı tahminlerde OMH metriği açısından yapılan karşılaştırma, OBHOM yönteminin en düşük ortalama hata değerleriyle çalışmada kullanılan yöntemler arasında en yüksek tahmin doğruluğunu sağladığını ortaya koymaktadır.

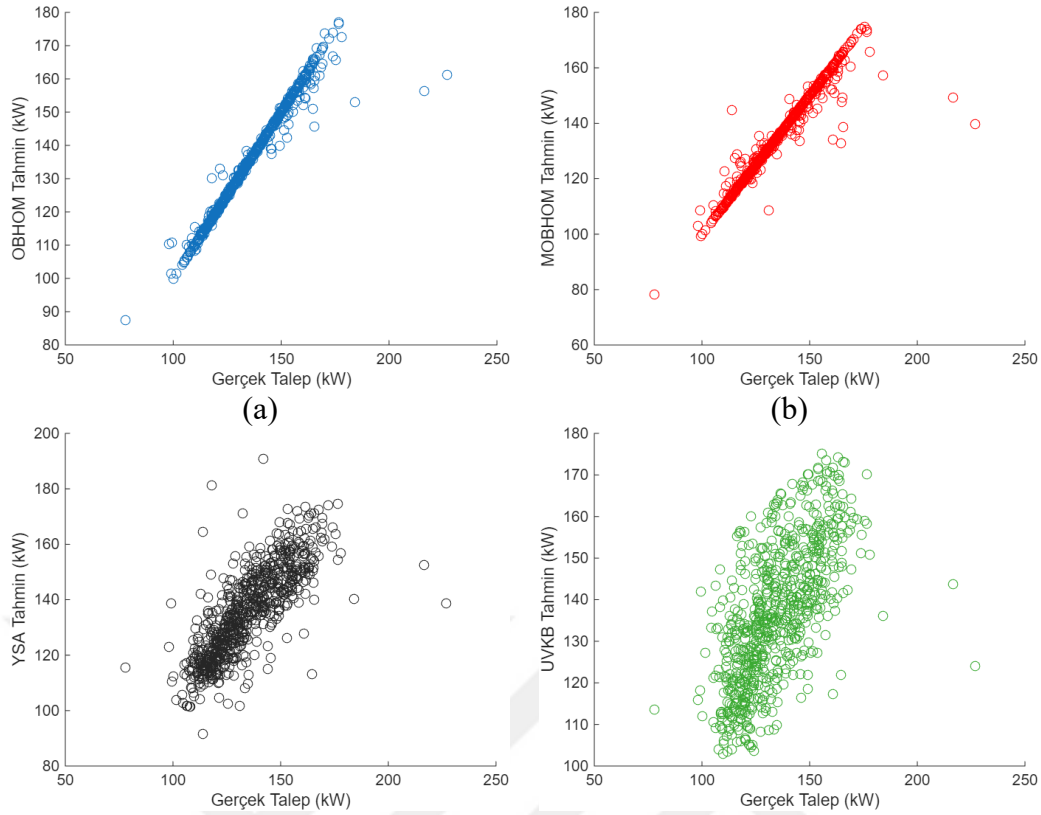
MOBHOM yöntemi, mevsimsellik etkisini hesaba katarak bu başarıyı desteklemiş, YSA ve UKVB yöntemleri ise kısa vadeli öngörülerde sınırlı başarı göstermelerine karşın, uzun vadeli tahminler için potansiyel barındıran alternatifler olarak değerlendirilmiştir.

Tablo 6.1 Yük tahmin sonuçları

Yöntem	Tahmin Periyodu	OMH	KOKH	OMYH	R^2
		kW	kW	%	
OBHOM	5/5/2022	10.86	30.50	13.56	0.87
	12/5/2022	5.70	13.11	2.51	0.99
	19/5/2022	2.60	6.06	1.26	0.97
	26/5/2022	2.89	10.71	1.27	0.95
	2022 Ekim Ayı	0.89	3.96	0.59	0.95
MOBHOM	5/5/2022	12.22	29.45	7.54	0.88
	12/5/2022	9.06	18.29	2.88	0.98
	19/5/2022	5.23	11.64	2.36	0.87
	26/5/2022	1.95	6.29	1.24	0.98
	2022 Ekim Ayı	1.17	5.20	0.79	0.91
YSA	5/5/2022	38.67	56.71	28.82	0.56
	12/5/2022	47.95	67.45	15.73	0.75
	19/5/2022	19.73	24.07	9.63	0.46
	26/5/2022	24.51	30.83	13.08	0.60
	2022 Ekim Ayı	7.60	10.99	5.64	0.59
UVKB	5/5/2022	55.34	73.62	33.18	0.25
	12/5/2022	93.58	104.86	25.32	0.39
	19/5/2022	19.42	27.78	9.22	0.28
	26/5/2022	25.88	33.69	13.32	0.52
	2022 Ekim Ayı	10.84	14.49	8.19	0.29

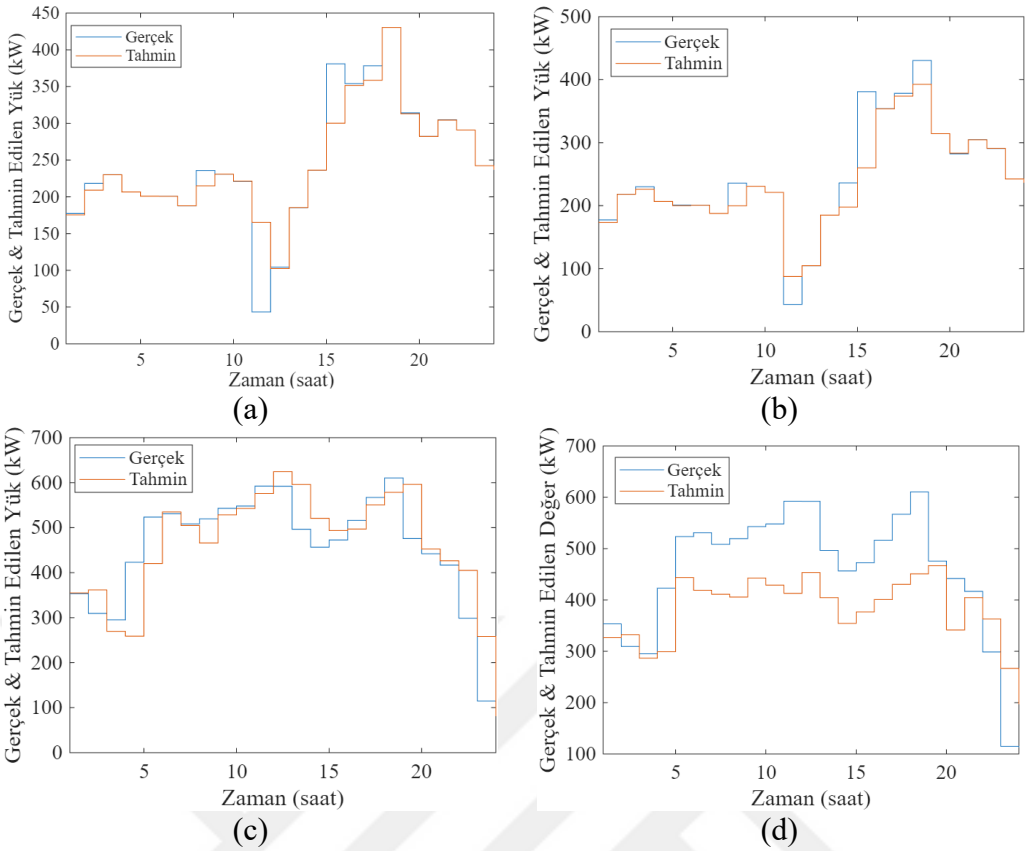
Şekil 6.23'te verilen dağılım grafikleri, her bir modelin test veri seti üzerindeki tahmin edilen değerler ile gerçek talep değerleri arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Grafikler incelendiğinde, OBHOM ve MOBHOM yöntemlerinin tahminleri gerçek değerlere oldukça yakın bir doğrusal dağılım sergileyerek, yüksek doğruluk ve düşük sapma eğilimi gösterdiği görülmektedir. Bu iki modeldeki noktaların $y = x$ doğrusuna yakın kümelenmesi, modellerin yüksek R^2 ve düşük hata değerleriyle tutarlıdır.

Buna karşılık, YSA ve UKVB modellerinde daha geniş bir saçılma gözlenmektedir. Özellikle YSA modelinde tahminler, gerçek değerlere göre belirgin bir yayılım göstermekte; bu durum modelin kısa vadeli öngörülerde tutarlılığının sınırlı olduğunu ortaya koymaktadır. UKVB modeli ise genel eğilimi doğru yakalamakla birlikte, tahminlerde daha yüksek varyans sergilemiş ve bu da hata dağılımını artırmıştır.



Şekil 6.23 Yük test verisi gerçek-tahmin dağılım grafikleri; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB

Tablo 6.1'de her bir yöntemde en yüksek OMH değerlerin elde edildiği dönemlere ait grafikler Şekil 6.24'te gösterilmektedir. Grafikler incelendiğinde, OBHOM ve MOBHOM yöntemlerinin, yük profilinin genel eğilimini başarıyla yakaladığı ve özellikle tepe (pik) saatlerdeki değişimleri gerçeğe oldukça yakın biçimde izlediği görülmektedir. Buna karşın, YSA ve UKVB modellerinde tahminler, özellikle ani artış ve azalışların yaşandığı saat aralıklarında daha yüksek sapmalar göstermiştir.

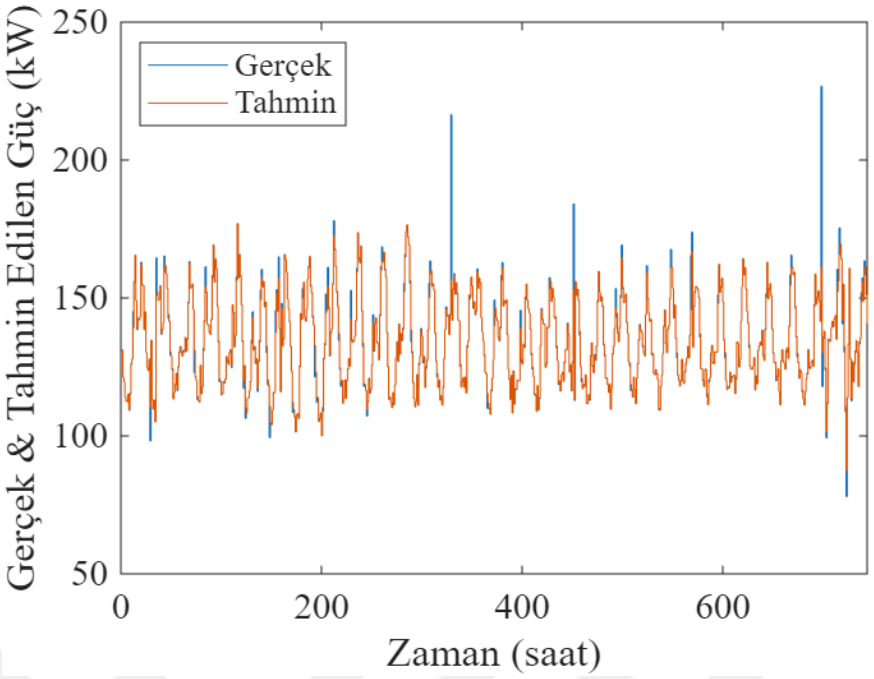


Şekil 6.24 En yüksek OMH değerlerin elde edildiği dönemlere ait gerçek ve tahmin edilen değerler; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB

En yüksek tahmin doğruluğuna sahip OBHOM yöntemi ile 2022 yılı Ekim ayına ait gerçek ve tahmin edilen değerler Şekil 6.25'te gösterilmektedir. Grafik incelendiğinde, modelin yük profilinin genel eğilimini başarılı bir şekilde yakaladığı, özellikle ortalama talep seviyesinin etrafındaki salınımlarda yüksek uyum gösterdiği görülmektedir.

Bununla birlikte, ani tepe ve çukur noktalarında (pik ve minimum değerlerde) tahminlerin gerçek değerlere göre daha düşük genlikte kaldığı dikkat çekmektedir. Bu durum, modelin kısa süreli ve ani değişimlere sınırlı tepki verdiğini, dolayısıyla yükteki ani dalgalanmaların modellenmesinde kısmi bir yumuşatma eğilimi bulunduğunu göstermektedir.

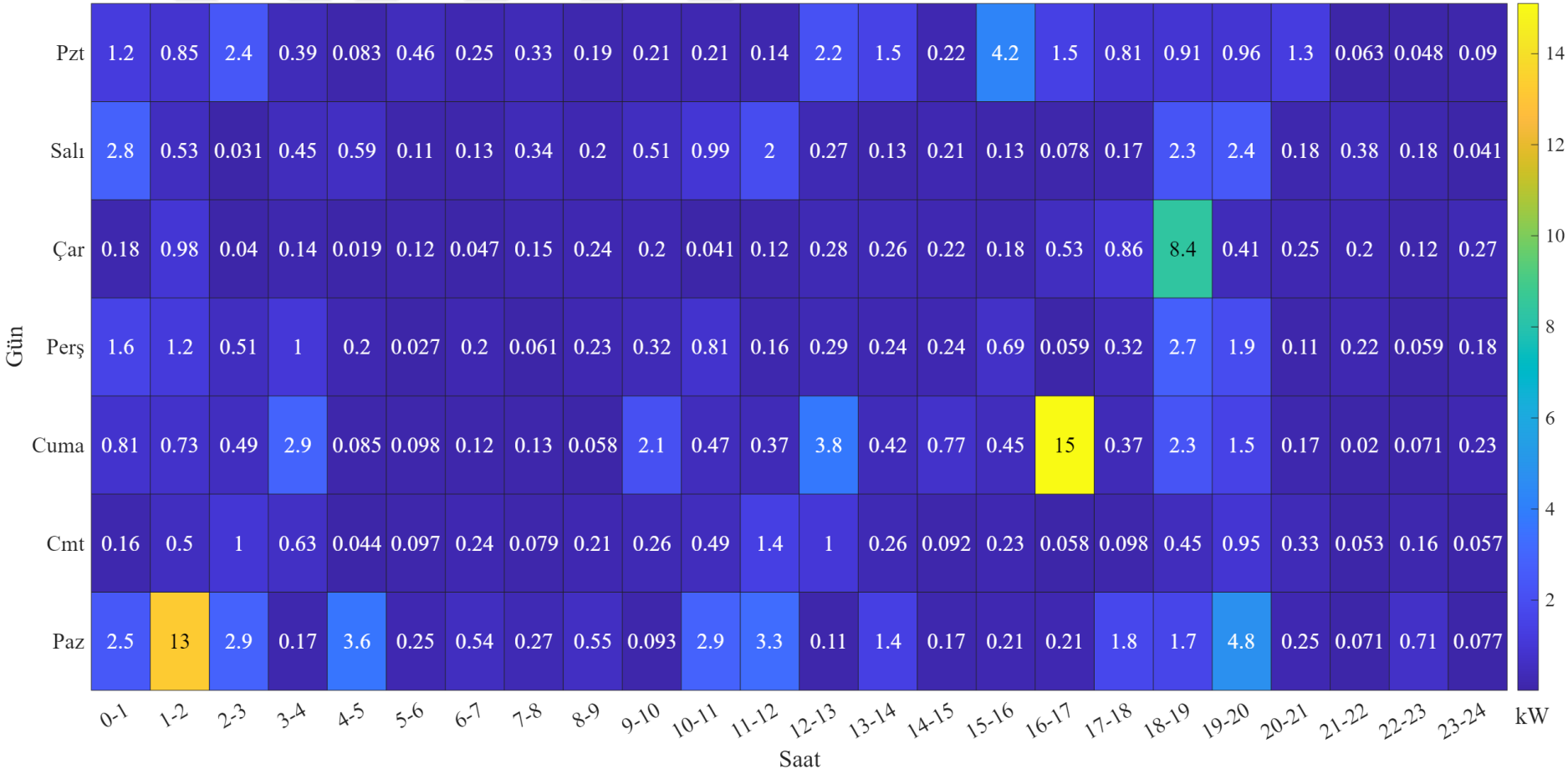
Buna rağmen genel eğilim doğrultusundaki uyumun yüksek olması, modelin mevsimsel ve saatlik talep desenlerini yeterli doğrulukta temsil edebildiğini ortaya koymaktadır.



Şekil 6.25 OBHOM – 2022 Ekim ayına ait gerçek ve tahmin edilen yük değerleri

Şekil 6.26'da, OBHOM yöntemiyle gerçekleştirilen yük tahminlerine ilişkin OMH değerlerinin gün ve saat bazında ortalama dağılımını gösteren ısı haritası sunulmaktadır. Grafik incelendiğinde, hata değerlerinin genel olarak düşük seviyelerde seyrettiği ve modelin günün büyük bölümünde kararlı bir performans sergilediği görülmektedir.

Ancak, özellikle cuma günlerinde 16:00–17:00 aralığında (OMH ≈ 15.1) ve pazar günlerinde 01:00–02:00 aralığında (OMH ≈ 13.2) belirgin hata artışları gözlemlenmiştir. Bu durum, hafta sonu ve mesai dışı saatlerdeki beklenmedik talep değişimlerinin model tarafından yeterince yakalanamadığını, dolayısıyla kısa süreli talep dalgalanmalarına duyarlılığın sınırlı olduğunu göstermektedir. Bunun dışında, hafta içi günlerde hataların oldukça düşük ve homojen dağılması, modelin rutin yük desenlerini başarıyla temsil ettiğini ve istikrarlı bir tahmin yeteneğine sahip olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 6.26 OBHOM yöntemi ile tahmin edilen yük değerlerine ait OMH (kW) dağılımının gün ve saat bazında ısı haritası

6.4 RES Üretim Tahmin Sonuçları

Bu bölümde, RES üretimine ilişkin kısa vadeli tahmin sonuçları, önceki bölümlerde açıklanan dört farklı yöntem kullanılarak elde edilmiştir. Modellerin performans değerlendirmesi, OMH, KOKH ve R^2 ölçütleri üzerinden yapılmıştır. Tahminler, rüzgâr üretiminin en fazla ve değişken olduğu 17 Aralık 2022 günü ile optimizasyon sürecinde kullanılan 2022 Ekim ayı dönemi için gerçekleştirilmiştir. Bu kısımda kullanılan MATLAB kodları Ek.6.2'de verilmektedir.

Tablo 6.2'de görüldüğü üzere, tüm yöntemler genel olarak yüksek doğruluk düzeyine ulaşmıştır. Ancak hata ölçütleri incelendiğinde, OBHOM yöntemi hem 17 Aralık hem de Ekim dönemi tahminlerinde en düşük OMH ve KOKH değerlerini vermiştir. Bu durum, otoregresif yapıların kısa vadeli üretim dalgalanmalarını yakalamada istikrarlı performans sergilediğini göstermektedir. Bununla birlikte, MOBHOM yöntemi hataları bir miktar artırmakla birlikte, OBHOM'a yakın bir performans sergilemiştir. YSA modeli, doğrusal olmayan ilişkileri yakalayabilmesine rağmen özellikle düşük üretim periyotlarında beklenen performansa tam olarak ulaşamamış, bu nedenle hata değerleri daha yüksek gerçekleşmiştir. UVKB yöntemi ise diğer modellere kıyasla belirgin biçimde daha yüksek hata değerleri üretmiş, bu da modelin veri paternine yeterince adapte olamadığını göstermektedir.

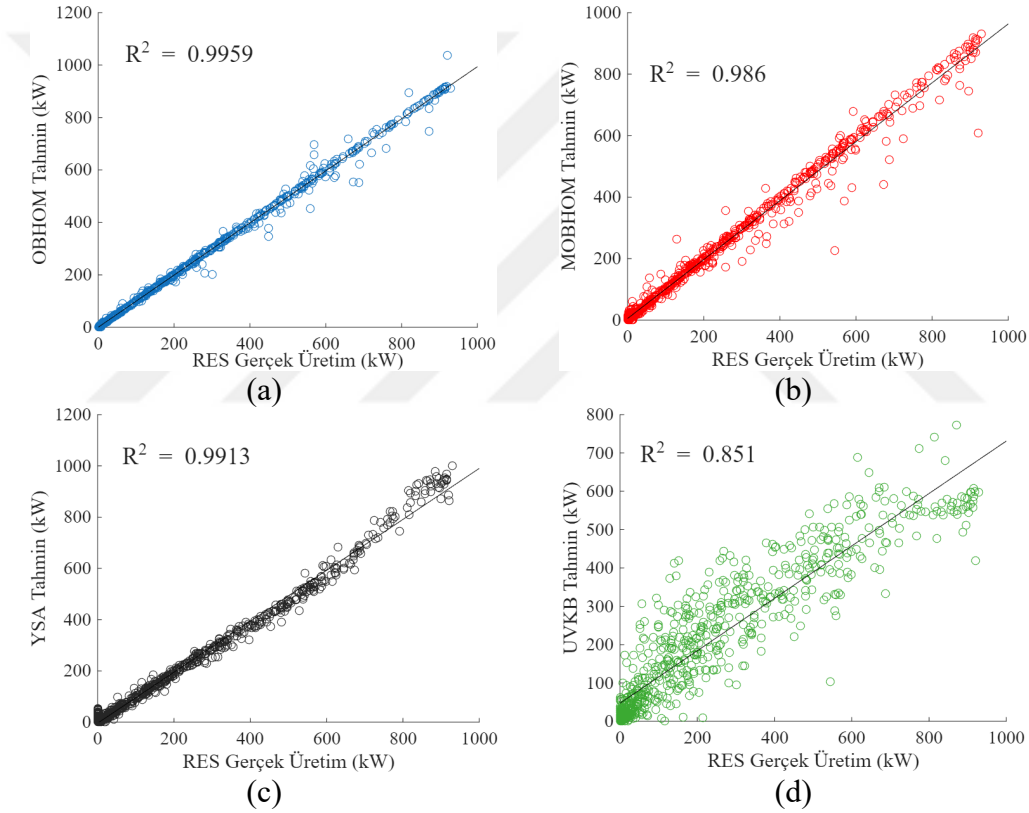
Tablo 6.2 RES üretim tahmin sonuçları

Yöntem	Tahmin Periyodu	OMH	KOKH	R^2
		kW	kW	
OBHOM	17/12/2022	9,10	23,29	0,99
	2022 Ekim Ayı	5,2	16,18	0,99
MOBHOM	17/12/2022	10,96	17,86	0,99
	2022 Ekim Ayı	12,73	31,16	0,98
YSA	17/12/2022	25,10	40,30	0,98
	2022 Ekim Ayı	16,54	24,24	0,99
UVKB	17/12/2022	62,45	97,00	0,91
	2022 Ekim Ayı	72,83	111,81	0,81

Şekil 6.27'de verilen dağılım grafikleri, her bir modelin test veri seti üzerindeki tahmin edilen değerler ile gerçek talep değerleri arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Grafikler incelendiğinde, tüm yöntemlerin genel olarak güçlü bir korelasyon ortaya koyduğu, ancak başarı düzeylerinin birbirinden farklı olduğu görülmektedir.

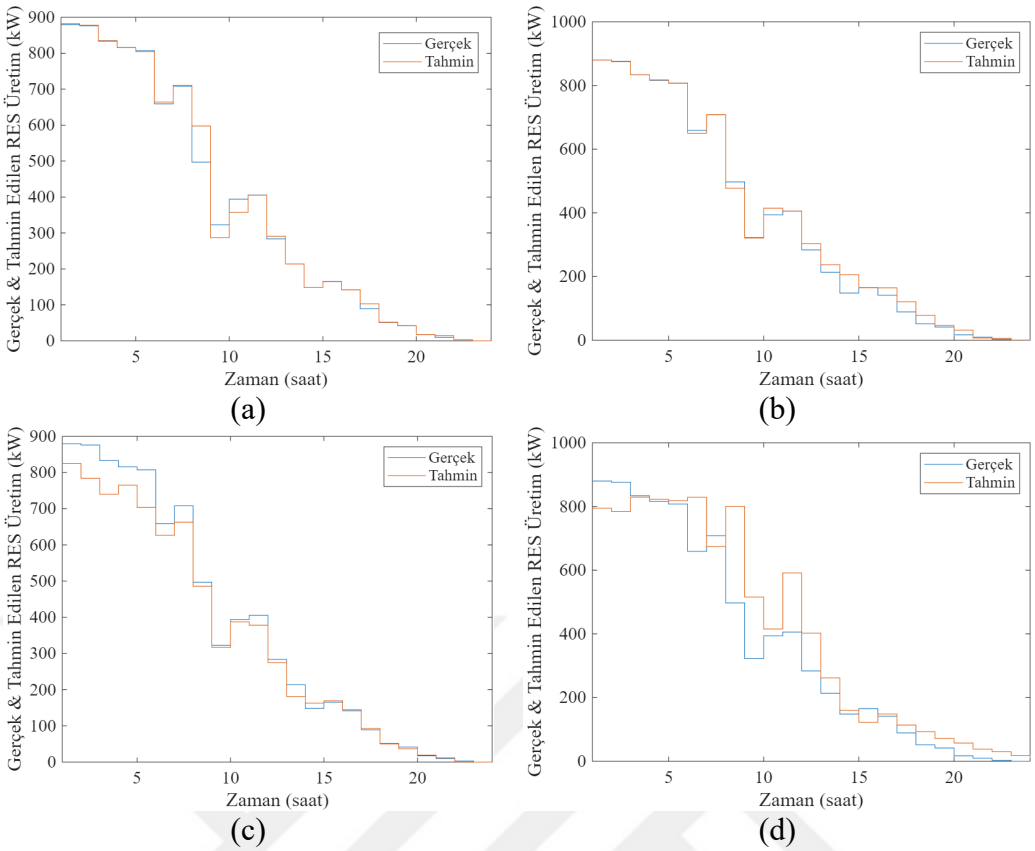
En yüksek determinasyon katsayısı ile OBHOM modeli, gerçek üretim değerlerine en yakın tahminleri üretmiştir. Noktaların neredeyse tamamı doğrusal eğrinin üzerinde yoğunlaşmış olup, modelin hem sapma hem de saçılma açısından oldukça kararlı bir yapıda olduğu söylenebilir. MOBHOM modeli de benzer şekilde güçlü bir performans sergilemiş olsa da mevsimsel bileşenlerin eklenmesi modelin bazı kısa dönem dalgalanmaları yakalamakta görece zorluk yaşamasına neden olmuştur.

YSA modeli istatistiksel modellere yakın bir doğruluk düzeyi göstermiştir. Bu durum, ağın doğrusal olmayan ilişkileri öğrenme kapasitesine rağmen kısa dönemli üretim değişimlerinde belirli bir belirsizliğin devam ettiğini göstermektedir. Buna karşılık UVKB yöntemi daha düşük bir başarı sergilemiştir.



Şekil 6.27 RES üretim test verisi gerçek-tahmin dağılım grafikleri; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB

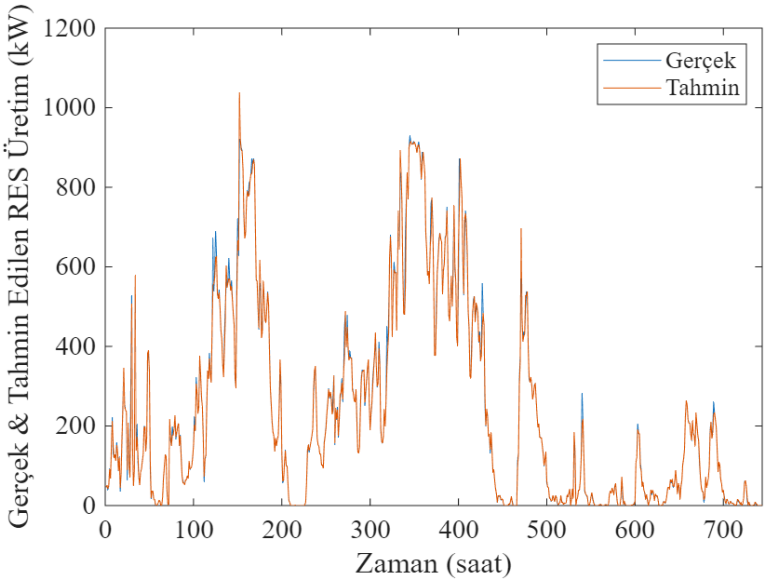
Tablo 6.2'de her bir yöntemde en yüksek OMH değerlerin elde edildiği döneme ait grafikler Şekil 6.28'de gösterilmektedir. Grafikler incelendiğinde, OBHOM ve MOBHOM yöntemlerinin tahmin eğrilerinin gerçek değerlere oldukça yakın seyrettiği, görülmektedir. Buna karşın, YSA ve UVKB modellerinde hata payının daha yüksek olduğu görülmektedir. Özellikle UVKB modelinde tahminlerin, ani düşüşlerin ve artışların zamanlamasını doğru tahmin etmekte zorlandığı, bunun da OMH değerlerinin yükselmesine neden olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 6.28 En yüksek OMH değerlerin elde edildiği dönemlere ait gerçek ve tahmin edilen değerler; a) OBHOM, b) MOBHOM, c) YSA, d) UVKB

Şekil 6.29'da, OBHOM yöntemiyle 2022 yılı Ekim ayına ait gerçek ve tahmin edilen RES üretim değerleri karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Grafik incelendiğinde, OBHOM modelinin üretim desenini büyük oranda doğru biçimde yakaladığı, özellikle orta ve yüksek üretim aralıklarında gerçek değerlerle yüksek düzeyde örtüşme sağladığı görülmektedir. Ani güç artışları ve düşüşleri gibi kısa süreli geçiş bölgelerinde ise tahminler zaman zaman küçük gecikmeler göstermiştir. Bununla birlikte, genel eğilim incelendiğinde modelin hem trend hem de genlik düzeyinde üretim serisini oldukça başarılı biçimde izlediği söylenebilir.

Bu durum, OBHOM yönteminin Ekim ayı boyunca rüzgâr üretiminin kısa vadeli tahmininde istikrarlı bir performans sergilediğini ve ortalama hatanın düşük seviyede gerçekleştiğini (Tablo 6.2'deki OMH = 5,2 kW) doğrulamaktadır. Dolayısıyla, istatistiksel temelli bu yaklaşımın rüzgâr gücü tahminlerinde mevsimsel değişimlere rağmen yüksek güvenilirlik sunduğu ve sistem operasyon planlamasında etkin biçimde kullanılabileceği değerlendirilmektedir.

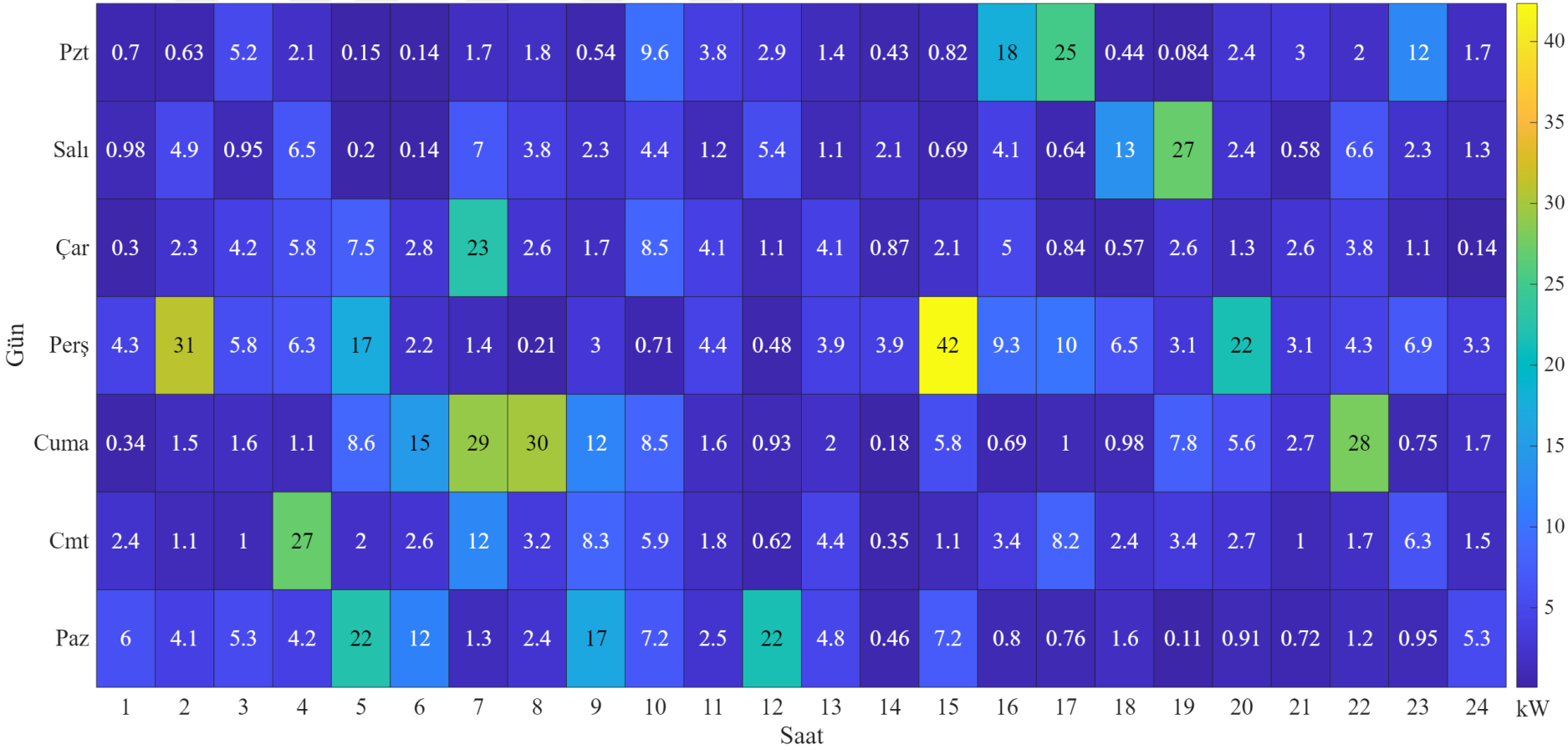


Şekil 6.29 OBHOM – 2022 Ekim ayına ait gerçek ve tahmin edilen RES üretim değerleri

Şekil 6.30'da OBHOM yöntemiyle gerçekleştirilen RES üretim tahminlerine ilişkin OMH değerlerinin gün ve saat bazında dağılımını gösteren ısı haritası sunulmaktadır. Isı haritası, modelin tahmin performansının zamansal değişimini görselleştirmek ve hata örüntülerini ortaya koymak açısından önemli bir içgörü sağlamaktadır.

Şekil 6.29 incelendiğinde, genel olarak düşük hata değerlerinin (0–5 kW aralığında) yoğunlukta olduğu ve modelin çoğu zaman diliminde yüksek doğrulukla çalıştığı görülmektedir. Bununla birlikte, özellikle Perşembe ve Cuma 14:00–16:00 saatleri arasında yer yer ani hata artışları gözlenmiştir. Bu artışlar, rüzgâr hızındaki ani değişimlerin veya kısa süreli türbin devre dışı kalma durumlarının model tarafından yeterince yakalanamamasından kaynaklandığı anlaşılmıştır.

Diğer taraftan, gece ve sabah erken saatlerinde hata değerlerinin oldukça düşük seyretmesi, modelin düşük üretim dönemlerinde daha kararlı ve istikrarlı bir performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Genel olarak değerlendirildiğinde, OBHOM modelinin zamansal olarak tutarlı bir tahmin kabiliyeti sergilediği, ancak üretim profilinin keskin dalgalandığı saat dilimlerinde hata artışlarının meydana geldiği söylenebilir.



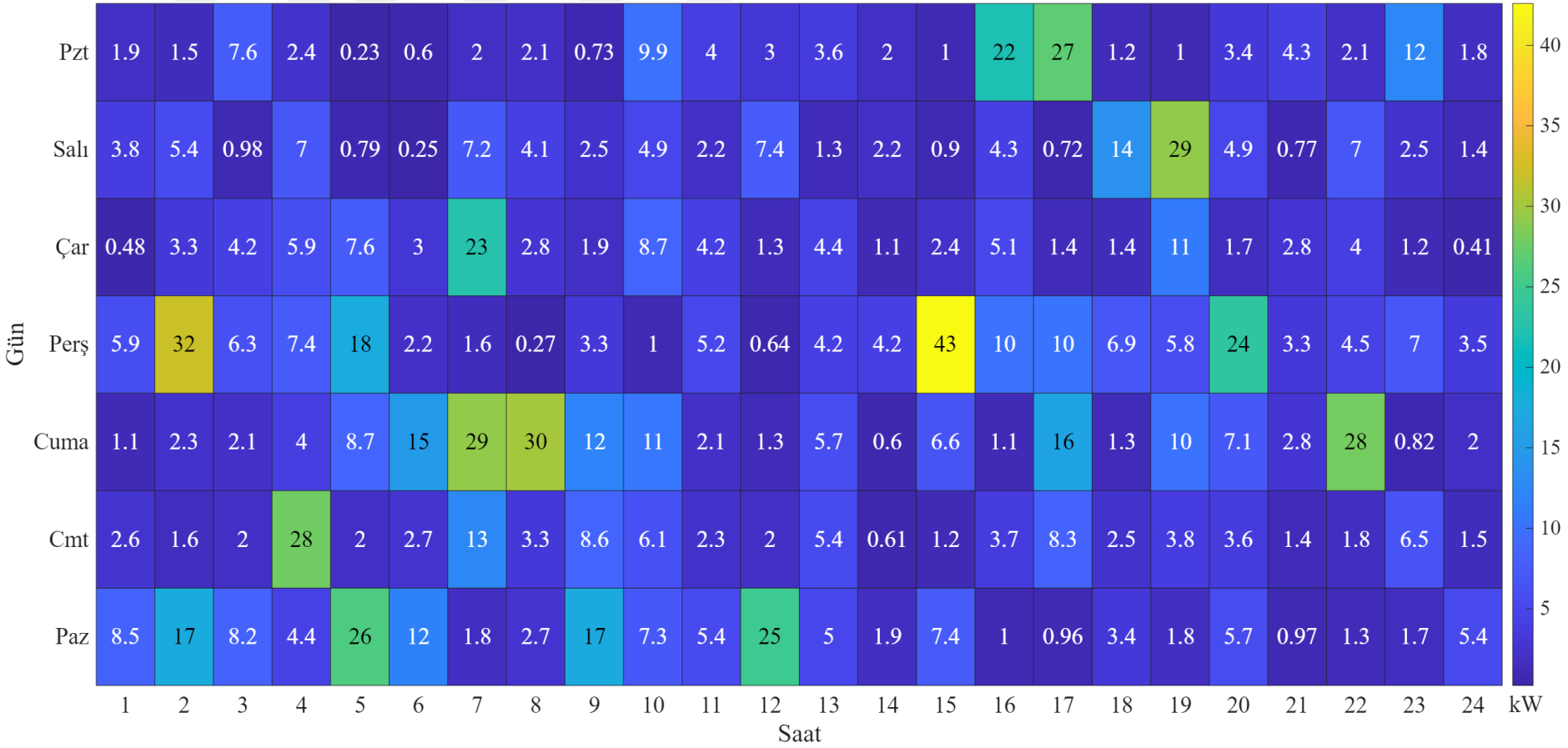
Şekil 6.30 OBHOM yöntemi ile tahmin edilen RES üretim değerlerine ait OMH (kW) dağılımının gün ve saat bazında ısı haritası

6.5 Tahminlerin Optimizasyon Sistemine Entegrasyonu

Bu bölümde hem yük hem de RES üretimi için geliştirilen kısa vadeli tahmin modellerinin, MŞ optimizasyon yapısına entegrasyonu ele alınmaktadır. Önceki alt bölümlerde detaylandırıldığı üzere, oluşturulan tahmin modelleri yalnızca istatistiksel doğruluk açısından değil, aynı zamanda karar destek sistemleri açısından da değerlidir. Bu kapsamda, bir sonraki adım olarak bu tahminler proaktif EnYS yaklaşımıyla dinamik bir girdi olarak kullanılmıştır. Bu amaçla ilk olarak Şekil 6.31'deki "Süperpoze Edilmiş Tahmin Isı Haritası Modeli" oluşturulmuştur.

Şekil 6.31'de verilen ısı haritası, bu süperpozisyon işlemi sonucunda her gün ve her saat için hesaplanan toplam hata büyüklüklerini $\left(OMH_{\{yük\}} + OMH_{\{RES\}}\right)$ göstermektedir. Böylece hem yük hem de üretim tahmin hatalarının zamansal değişimi tek bir görselde bütünleşik olarak analiz edilebilmektedir. Bu haritada, farklı günlerdeki tahmin hatalarının zaman içindeki değişimi ve desenleri gün/saat bazında ortaya konulmuştur. Harita incelendiğinde perşembe günlerinde saat 15:00 civarında hata değerlerinin 43 kW'a kadar ulaştığı görülmektedir. Bu zaman aralığında, tüketim tarafında toplam yük talebi (507,37 kW) %0,19 hata oranı ile 506,40 kW olarak tahmin edilmiştir. Üretim tarafında ise toplam RES üretimi (1.354 kW) %6,26 hata oranı ile 1.438,76 kW olarak tahmin edilmiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde, bu saat aralığındaki 43 kW'lık OMH değeri toplam %6,45'lik bir tahmin hatası oluşturmaktadır. Buna karşılık Pazartesi, Çarşamba ve Cumartesi günlerinde genel olarak %0,31 hata oranı ile OMH değerlerinin 1–10 kW aralığında seyrettiği, dolayısıyla bu günlerin daha yüksek tahmin doğruluğu sergilediği belirlenmiştir. Salı ve Pazar günlerinde ise genel olarak %0,98 hata oranı ile OMH değerlerinin yaklaşık 10–25 kW aralığında seyrettiği, dolayısıyla bu günlerin orta doğruluk düzeyine sahip tahmin dönemleri olarak değerlendirilebileceği görülmektedir.

Bu analiz sonucunda, tahmin performansına dayalı üç farklı güven düzeyi (yüksek–orta–düşük) tanımlanmıştır. Söz konusu sınıflandırma, bir sonraki aşamada geliştirilecek "Yüksek–Orta–Düşük Doğruluk Zaman Dilimleri İçin Optimizasyon Uygulaması" için temel teşkil etmektedir. Böylece, optimizasyon modeli, yalnızca maliyet ve kısıtlar üzerinden değil, aynı zamanda tahmin doğruluğuna bağlı risk seviyelerini dikkate alarak dinamik biçimde uyarlanmıştır.



Şekil 6.31 OBHOM yöntemi ile tahmin edilen yük ve RES üretim değerlerine ait OMH (kW) dağılımlarının süperpoze gün ve saat bazında ısı haritası

6.5.1 Tahmin Tabanlı Optimizasyon Uygulaması

Bu bölümde, yük talebi ve rüzgâr enerjisi üretimi için elde edilen tahmin sonuçlarının, gerçek zamanlı EnYS karar süreçlerine entegrasyonu ele alınmaktadır. Tahmin tabanlı optimizasyon çalışması, tezin beşinci bölümünde sunulan saatlik karbon ticareti temelli model üzerinde yürütülmüştür. Bu yaklaşım, sistemin dinamik yapısını daha gerçekçi biçimde temsil etmesi nedeniyle tercih edilmiştir. Ayrıca, beşinci bölümdeki üç model akışı arasında Mod-3, en yüksek performansın elde edildiği yapı olduğundan bu analizde temel model olarak kullanılmıştır.

Bu kapsamda, Şekil 6.31'da sunulan tahmin doğruluk haritası, önceki bölümlerde tanımlanan parametreler ve operasyonel kısıtlarla bütünleştirilerek, kural tabanlı bir proaktif EnYS stratejisi geliştirilmiştir. Geliştirilen strateji, yalnızca geçmiş verilere değil, aynı zamanda bir sonraki zaman adımına (t + 1) yönelik güvenilir tahminlere dayanarak dinamik ve uyarlanabilir kararlar üretmektedir. Böylelikle sistem, fiyat değişimlerini, karbon maliyetlerini ve tahmin güvenilirliğini eş zamanlı olarak dikkate alarak enerji akışını önceden ve optimize biçimde planlayabilmektedir. Bu yaklaşım, deterministik optimizasyon modellerinden farklı olarak, gerçek zamanlı uygulanabilirliği ve karar destek kapasitesini ön planda tutan akıllı bir yönetim mekanizması ortaya koymaktadır.

Modelin girdi yapısında yer alan Şekil 6.31'deki haftanın günleri ve saatlerine göre düzenlenmiş 7 × 24 boyutlu bir OMH matrisi üzerinden sistem, her bir saat için hem gerçek hem de tahmin edilen değerleri eşzamanlı olarak işleyebilmektedir. Ayrıca, ilgili zaman diliminde tahmin güvenilirliğini doğrudan OMH değerleri aracılığıyla değerlendirebilmektedir. Elde edilen OMH değerleri, yüzde 33 ve 66'lık yüzdelik eşiklere göre üç sınıfa ayrılmakta ve 1'den 3'e kadar bir güvenilirlik düzeyi tanımlamaktadır. Bu sınıflandırmada 1 en güvenilir tahmin aralığını ifade ederken, 3 en yüksek hata olasılığını temsil etmektedir. Böylece sistem, tahmin doğruluğunu dinamik biçimde dikkate alarak karar süreçlerinde hata olasılığı yüksek zaman dilimlerine karşı daha temkinli bir EnYS stratejisi geliştirebilmektedir.

Bu doğruluk haritasının sisteme entegre edilmesiyle, MŞ'nin bir sonraki zaman adımına (t+1) yönelik kararları yalnızca geçmiş veriye dayalı olarak değil, aynı

zamanda tahminin güvenilirlik düzeyine ve fiyat sinyallerine göre şekillenmektedir. Bu yaklaşımda, sistem her saat başında bir sonraki saate ilişkin tahmin edilen yük, üretim ve fiyat bilgilerini analiz ederek kendi operasyonel stratejisini önceden belirlemektedir. Bu süreçte uygulanan kural tabanlı karar mekanizması, dört temel bileşenden oluşmaktadır.

- İlk olarak, yüksek güvenilirlikteki tahmin ve düşük fiyat koşullarında sistem, mevcut saatin yükünün belirli bir bölümünü bir sonraki saate aktararak maliyetleri azaltmakta ve yükü fiyat açısından daha uygun dönemlere kaydırmaktadır.
- İkinci olarak, eğer tahmin edilen bir sonraki saatlik net yük batarya kapasitesinin belirli bir oranını aşacak düzeyde yüksekse, sistem BEDS deşarj limitini dinamik biçimde düşürerek olası bir enerji açığına karşı rezerv koruması sağlamaktadır.
- Üçüncü olarak, sistem DJ çalışma kararını yine fiyat bilgisine göre şekillendirmekte; t+1 döneminde şebeke enerji fiyatı mevcut saatten düşükse jeneratör devreye alınmamakta, aksi durumda ise enerji arz güvenliği ve ekonomik işletim için kullanıma izin verilmektedir.
- Son olarak, beklenen yüksek yük koşullarında bataryanın minimum enerji seviyesi yükseltilmekte ve böylece kritik saatlerde enerji yetersizliği yaşanmasının önüne geçilmektedir.

Bu bütünleşik yapı, deterministik bir optimizasyon yaklaşımından ziyade gerçek zamanlı olarak güncellenebilen, tahmin güvenilirliğini ve piyasa koşullarını eşzamanlı dikkate alan akıllı bir kontrol stratejisi sunmaktadır. Böylece, sistem hem maliyet hem karbon emisyonu açısından dengeli bir işletim performansı sağlamakta, hem de ileriye dönük karar üretme kapasitesi sayesinde MŞ'nin adaptif davranışını güçlendirmektedir.

Önceki bölümlerde gerçekleştirilen optimizasyon çalışmalarında, yalnızca geçmiş veriler kullanılarak deterministik/meta-sezgisel bir yaklaşım benimsenmiş ve bu nedenle yük kaydırma stratejisi dikkate alınmamıştır. Zira o modellerde ileriye dönük fiyat, talep veya üretim öngörüsü bulunmadığından, yüklerin geleceğe taşınması gerçekçi bir seçenek olarak değerlendirilememiştir. Ancak çalışmanın bu kısmında, t+1 zaman dilimine ait yük talebi ve RES üretim miktarına ilişkin tahminler mevcuttur ve enerji fiyatları bilinmektedir. Dolayısıyla, sistemin yalnızca mevcut saat verileriyle değil, bir sonraki saat koşullarıyla da optimize edilmesi

mümkün hale gelmiştir. Bu bağlamda geliştirilen adaptif yük kaydırma stratejisi, MŞ işletimini daha ekonomik ve esnek kılmayı hedeflemektedir.

Stratejinin temel prensibi, mevcut saatteki yükün belirli bir bölümünün, tahmin güvenilirlik sınıfını dikkate alarak bir sonraki saatte enerji maliyetinin daha düşük olması bekleniyorsa ertelenmesidir. Kaydırılabilecek miktar ise, sistemin toplam batarya kapasitesine oranlı olarak tanımlanan adaptif bir üst sınırla kısıtlanmıştır. Böylece hem şebekenin ekonomik işletimi sağlanmakta hem de kullanıcı konforu korunmaktadır. Yük kaydırma stratejisinin başarılı bir şekilde uygulanabilmesi için, kampüs bünyesindeki farklı tüketim noktalarının işlevsel ve konfor koşulları gözetilerek sınıflandırılması gerekmektedir. Kaydırılacak yükler, enerji tüketimi açısından anlamlı katkı sağlayacak ancak ertelendiğinde kullanıcı deneyimini ciddi şekilde etkilemeyecek nitelikte olmalıdır. Bu çerçevede aşağıdaki uygulama alanları öne çıkmaktadır:

Aydınlatma Sistemleri: Dış alan, yürüyüş yolları ve otopark aydınlatmalarının tamamı aynı anda devrede olmak zorunda değildir. Gün batımı ile tam karanlık arasındaki geçiş sürecinde aydınlatmanın kademeli olarak devreye alınması veya belirli alanlarda (örneğin yeşil alan çevreleri, otoparkların alt kısımları) aydınlatmanın bir saat ertelenmesi mümkündür. Bu uygulama güvenlik açısından bir risk oluşturmazken, enerji tüketimini daha ekonomik saat dilimlerine kaydırılmasını imkan tanımaktadır.

Isıtma, Soğutma ve Havalandırma: Kütüphane ve ortak çalışma alanlarının iklimlendirme sistemleri, binaların termal ataleti nedeniyle bir saatlik gecikmede iç ortam konforunu ciddi biçimde etkilememektedir. Bu nedenle HVAC sistemlerinin devreye girme zamanı, tahmin edilen enerji fiyatı düşük olan bir sonraki saate ertelenebilir kabul edilmiştir.

Yüksek Enerji Tüketimli Çamaşırhane ve Yemekhane Ekipmanları: Kampüsün yemekhane mutfakları veya çamaşırhane üniteleri gibi yüksek enerji tüketen bazı yükleri, operasyon planlamasına uygun şekilde kısa vadeli (1 saat) ertelenebilir. Burada kullanıcı alışkanlıkları dikkate alınarak, pik olmayan saatlere kaydırma yapılabileceği kabul edilmiştir.

Yukarıda açıklandığı üzere bu çalışmada yük kaydırma stratejisi, kampüs genelinde toplam elektrik talebinin belirli bir bölümünün zaman içinde ertelenebilir olduğu

varsayımına dayanmaktadır. Sarıtepe Kampüsü'nün enerji tüketimi, alt yük bileşenleri bazında ayrıştırılmış biçimde mevcut olmadığından, modelde yük kaydırma potansiyeli doğrudan toplam talep üzerinden tanımlanmıştır. Literatürde, benzer ölçekli üniversite kampüslerinde esnek yük oranlarının genellikle toplam talebin %10 ila %30'u arasında değiştiği bildirilmektedir [307][308]. Bu çalışmada hem kullanıcı konforunu korumak hem de ekonomik faydayı maksimize etmek amacıyla toplam yükün en fazla %20'sinin bir sonraki saate kaydırılabileceği kabul edilmiştir. Bu oran hem literatürdeki örneklerle hem de kampüs işletmesinin pratik sınırlarıyla uyumlu, dengeli bir üst limit olarak belirlenmiştir. Ayrıca bu oran, gelecekte alt yük bileşenlerinin ölçülmesi veya sınıflandırılması durumunda modelin yeniden kalibre edilmesine imkan tanımaktadır. Benimsenen yaklaşım sayesinde, kesintiye hassas yükler hiçbir şekilde ertelenmezken, esnek nitelikteki tüketimler sistemin ekonomik ve çevresel optimizasyonuna hizmet edecek biçimde kaydırılmaktadır. Böylelikle hem maliyetlerin düşürülmesi hem de karbon emisyonlarının azaltılması sağlanmakta, aynı zamanda kullanıcı konforu korunmaktadır. Tezin bu kısmında yukarıda açıklanan hususlar doğrultusunda oluşturulan tahmin bazlı optimizasyon algoritmasının sözde kodu aşağıdaki verilmektedir.

Kural Tabanlı Akıllı EnYS Algoritması Sözde Kodu

Girdiler:
Zaman serisi verileri (yük, rüzgâr üretimi, fiyatlar, karbon verileri)
Tahmin verileri (t+1 yük ve üretim tahminleri)
OMH hata matrisi (tahmin güvenilirliği haritası)
Sabit sistem parametreleri (DG, BEDS, şebeke limitleri)

Başlat:
BEDS enerji durumu (SoE), DG yakıt miktarı ve saatlik maliyet değişkenlerini başlat.

Her saat için (t = 1 → N):

1. Girdi değerlerini oku
Gerçek yük, rüzgâr üretimi ve fiyat verilerini al.
Bir önceki saatten ertelenen yük varsa, mevcut yüke ekle.

2. t+1 tahmin bilgilerini değerlendir
OMH haritasından tahmin güvenilirliğini belirle.
t ve t+1 arasındaki fiyat farkını hesapla.

3. Yük kaydırma kararı
Eğer tahmin güvenilir (OMH sınıfı = 1) ve t+1 fiyatı daha düşükse:
Net yükün en fazla %20'sini bir sonraki saate kaydır.

4. Batarya ve DG stratejisi
t+1 yük yüksekse: bataryanın minimum SoE'sini artır, deşarj limitini düşür.
t+1 fiyat düşükse: DG çalıştırma.

5. Enerji dengelemesi
Rüzgâr fazlası varsa önce yükü karşıla, fazlasını şebekeye sat.
Gerekirse bataryadan deşarj yap.
Kalan yükü önce şebekeden, sonra DG'den sağla.
SoE düşükse bataryayı şebekeden uygun fiyatla şarj et.

6. Maliyet ve karbon hesapla
Saatlik toplam maliyeti ve karbon emisyonunu kaydet.

Sonuç:
Toplam maliyet, karbon dengesi ve güç akışlarını hesapla, Excel dosyasına kaydet.

6.5.2 Hassasiyet Senaryoları

Gerçek zamanlı enerji yönetim stratejisinin performansını değerlendirmek amacıyla, kritik parametreler üzerinde hassasiyet senaryoları oluşturulmuştur. Bu analizler, tahmin tabanlı karar verme mekanizmasının parametre ayarlarına karşı duyarlılığını incelemeyi amaçlamaktadır. Bu sebeple iki temel parametre değerlendirmeye alınmıştır. Bu parametreler aşağıda açıklanmaktadır.

6.5.2.1 OMH sınıflarına göre yük kaydırma oranı

Tahmin güvenilirliği arttıkça sistemin daha yüksek oranda yük kaydırmasına izin verilmiştir. Bu bölümde maksimum yük kaydırma oranı %20 ile sınırlandırılmıştır. Buna göre üç farklı senaryo tanımlanmıştır:

Senaryo 1A (Agresif yaklaşım): OMH=1 için %20, OMH=2 için %10, OMH=3 için %0 kaydırma.

Senaryo 1B (Orta seviye yaklaşım – Referans): OMH=1 için %15, OMH=2 için %7, OMH=3 için %0 kaydırma.

Senaryo 1C (Temkinli yaklaşım): OMH=1 için %10, OMH=2 için %5, OMH=3 için %0 kaydırma.

Bu senaryolar aracılığıyla, tahmin güvenilirliğine göre belirlenen farklı yük kaydırma oranlarının toplam sistem maliyeti, karbon emisyonu ve batarya çevrim sayısı üzerindeki etkileri karşılaştırılmıştır.

6.5.2.2 BEDS dinamik BŞD alt sınırı

Yüksek yük beklentisi durumunda BEDS'de tutulacak minimum enerji seviyesinin farklı değerleri test edilmiştir. Referans durumda bu değer %30 olarak alınmıştır. Alternatif senaryolar aşağıda sunulmaktadır:

Senaryo 2A (Temkinli): %40 BŞD alt sınırı

Senaryo 2B (Referans): %30 BŞD alt sınırı

Senaryo 2C (Agresif): %20 BŞD alt sınırı

Bu analiz, yüksek yük beklentisinde BEDS'de tutulacak minimum enerji oranının sistemin esnekliği, maliyet etkinliği ve karbon performansı üzerindeki etkisini incelemektedir.

6.6 Tahmin Tabanlı Optimizasyon Sonuçları

Bu bölümde, geliştirilen tahmin tabanlı ENYS performansı, ekonomik, çevresel ve operasyonel göstergeler dikkate alınarak değerlendirilmiştir. Analizler, tanımlanan hassasiyet senaryoları üzerinden yürütülmüş ve OMH sınıflarına göre yük kaydırma oranları ile BEDS dinamik BŞD alt sınırı parametrelerinin sistem davranışı üzerindeki etkileri incelenmiştir.

Tablo 6.3'te her bir senaryo için elde edilen toplam maliyet, karbon emisyonu, kaynakların yük besleme oranları, DJ yakıt tüketimi, BEDS döngü sayısı ve toplam yük kaydırma miktarı karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bu sonuçlar, tahmin güvenilirliği ve BEDS yönetim stratejilerindeki değişimlerin, sistemin ekonomik verimliliği, karbon azaltım potansiyeli ve enerji kaynakları arasındaki denge üzerinde nasıl farklı etkiler yarattığını göstermektedir.

6.6.1 OMH Sınıfına Bağlı Yük Kaydırma Etkileri (Senaryo 1A–1B-1C)

OMH sınıflarına göre tanımlanan yük kaydırma oranlarının sistem performansına etkileri, Senaryo 1A, 1B (Referans) ve 1C üzerinden incelenmiştir. Bu senaryolarda BŞD alt sınırı sabit (%30) tutulmuş, yalnızca OMH sınıflarına karşılık gelen yük kaydırma oranları değiştirilmiştir. Senaryo 1B, agresif (1A) ve temkinli (1C) yaklaşımlar arasında yer alarak iki uç durumun ortalamasını temsil ettiği için referans senaryo olarak kabul edilmiştir. Sonuçlar, tahmin güvenilirliğine göre yapılan yük kaydırmanın sistem performansını doğrudan etkilediğini göstermektedir.

En agresif yük kaydırma yaklaşımın benimsendiği Senaryo 1A'da, OMH=1 için %20 ve OMH=2 için %10 kaydırma uygulanmış; toplam yük kaydırma miktarı 202.24 kWh olarak gerçekleşmiştir. Bu durumda sistemin toplam maliyeti −44.164,10 TL'ye düşerken, karbon emisyonu -71.130,07 kg seviyesinde kalmıştır. Bu değer, referans senaryoya kıyasla hem ekonomik hem çevresel yönden iyileşme göstermektedir. Senaryo 1B (Referans) durumunda, kaydırma oranları daha ılımlı olup toplam kaydırma 150.45 kWh olarak gerçekleşmiştir. Maliyet -44.042,82 TL, karbon emisyonu ise -71.135,66 kg olup, sistem performansı dengeli bir profil sergilemiştir. Temkinli yaklaşım olarak tanımlanan Senaryo 1C'de ise yük kaydırma oranları minimum düzeye çekilmiş (OMH=1 için %10, OMH=2 için %5) ve toplam kaydırma miktarı 101.12 kWh olmuştur. Bu durum, sistemin esnekliğini

azaltmış, maliyeti -43.917,90 TL seviyesine düşürürken karbon salımında belirgin bir azalma yaratmamıştır.

6.6.2 BEDS Dinamik BŞD Alt Sınırı Etkileri (Senaryo 2A–2B-2C)

Bu alt bölümde, tahmin tabanlı enerji yönetim sisteminde BEDS'in yüksek yük beklentisi durumunda tutulacak minimum enerji seviyesi değiştirilerek sistemin performansı değerlendirilmiştir. Analiz kapsamında BŞD alt sınırı sırasıyla %40 (Senaryo 2A), %30 (Senaryo 2B - Referans) ve %20 (Senaryo 2C) olarak tanımlanmış, diğer tüm parametreler sabit tutulmuştur. Senaryo 2B, agresif (2A) ve temkinli (2C) yaklaşımlar arasında yer alarak iki uç durumun ortalamasını temsil ettiği için referans senaryo olarak kabul edilmiştir.

Sonuçlar, batarya yönetim stratejisinin sistem dengesi üzerinde belirgin bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Senaryo 2A'da BŞD alt sınırının %40'a yükseltilmesi, bataryanın daha temkinli çalışmasına neden olmuş; bu durumda BEDS döngü sayısı 338'e düşerken, DJ yakıt tüketimi 219,11 litre olarak gerçekleşmiştir. Batarya daha yüksek enerji rezervi tuttuğundan, maliyet -40.929,26 TL seviyesine gerilemiştir. Bu senaryoda sistemin güvenliği artarken, ekonomik verimlilik azalmıştır. Referans senaryo (2B) %30 BŞD alt sınırı ile çalışmış, bu durumda sistem -44.042,82 TL maliyet ve -71.135,66 kg karbon emisyonu değerleriyle en dengeli sonuçlardan birini vermiştir. Hem ekonomik hem çevresel performans açısından tatmin edici olan bu senaryo, tahmin tabanlı optimizasyon için uygun denge noktası olarak değerlendirilebilir.

Senaryo 2C'de ise BŞD alt sınırı %20'ye düşürülerek bataryanın daha agresif şekilde deşarj olmasına izin verilmiştir. Bu durumda BEDS döngü sayısı 608'e yükselmiş, DJ yakıt tüketimi 205,22 litreye düşmüş ve toplam yük kaydırma miktarı 150.45 kWh olmuştur. Ekonomik açıdan -44.094,80 TL maliyet değeriyle en avantajlı sonuçlardan biri elde edilmiştir.

Genel olarak, BEDS'in dinamik BŞD alt sınırındaki değişimlerin, sistemin ekonomik kazanç ve operasyonel sürdürülebilirlik arasında bir denge oluşturduğunu ortaya koyduğu söylenebilir. Daha yüksek BŞD alt sınırları (2A) enerji güvenliğini artırırken maliyet etkinliğini azaltmakta; düşük alt sınırlar (2C) ise ekonomik performansı iyileştirirken batarya ömrü üzerinde baskı yaratmaktadır.

6.6.3 Birleşik Senaryoların Değerlendirmesi (1A+2C ve 1C+2A)

Bu bölümde hem yük kaydırma oranı hem de BEDS dinamik BŞD alt sınırı değişkenlerinin birlikte etki ettiği durumlar incelenmiştir. Amaç, sistemin en agresif (1A+2C) ve en temkinli (1C+2A) çalışma stratejilerinde nasıl davrandığını analiz ederek, tahmin tabanlı optimizasyonun sınır koşullarındaki performansını ortaya koymaktır. En agresif strateji (1A+2C), yüksek güvenilirlikte maksimum yük kaydırma oranları (OMH=1 için %20, OMH=2 için %10) ile düşük BŞD alt sınırını (%20) bir araya getirmektedir. Bu durumda sistem, bataryayı daha yoğun kullanarak yüksek enerji esnekliği sağlamıştır.

Tablo 6.3'teki sonuçlara göre toplam yük kaydırma miktarı 202.24 kWh, maliyet −44,211 TL, karbon emisyonu ise 71,135 kg olarak gerçekleşmiştir. BEDS döngü sayısı 608 ile en yüksek seviyeye çıkmıştır. Bu değer, bataryanın yüksek oranda devreye girdiğini göstermekte; ekonomik verimlilik artarken uzun dönemli batarya ömrü açısından risk yaratmaktadır. Diğer uçta yer alan en temkinli strateji (1C+2A), düşük yük kaydırma oranlarını (OMH=1 için %10, OMH=2 için %5) ve yüksek BŞD alt sınırını (%40) birleştirmektedir. Bu senaryo, enerji güvenliğini ön planda tutan, bataryayı daha az kullanan bir yaklaşımı temsil etmektedir. Toplam yük kaydırma miktarı 101.12 kWh, maliyet −40,817 TL ve karbon emisyonu 70,811 kg olarak hesaplanmıştır. Bu durumda DJ yakıt tüketimi 225.13 litreye çıkmış, BEDS döngü sayısı 338'e düşmüştür.

Karşılaştırmalı olarak bakıldığında, 1A+2C senaryosu en düşük maliyet ve en yüksek yük kaydırma performansını sunarken; 1C+2A senaryosu daha düşük batarya kullanımıyla enerji arz güvenilirliğini korumuştur. Bu durum, tahmin tabanlı enerji yönetim stratejisinin farklı önceliklere (ekonomik kazanç, çevresel etki, batarya sağlığı) göre esnek biçimde optimize edilebildiğini göstermektedir.

Genel olarak, tahmin tabanlı modelin, tezin beşinci bölümünde sunulan Mod-3 referans modeline kıyasla daha yüksek ekonomik performans, daha düşük karbon salımı ve daha dinamik kaynak yönetimi sağladığı gözlemlenmiştir. Bu sonuçlar, geliştirilen stratejinin yalnızca geçmiş verilere dayalı deterministik/meta-sezgisel optimizasyondan değil, aynı zamanda ileriye dönük öngörü temelli enerji yönetiminden de etkin biçimde yararlanabildiğini göstermektedir.

Tablo 6.3 Tahmin tabanlı optimizasyon uygulamasına ait senaryo bazlı sonuçlar

Senaryo	OMH			SoE Alt Sınırı	Toplam Maliyet	Karbon Emisyonu	Kaynakların Yük Besleme Oranı				DJ Yakıt Durumu	BEDS Döngü Sayısı	Toplam Yük Kaydırma	Not / Açıklama
	1	2	3				RES	UŞ	DJ	BEDS				
	%			%	TL	kg					litre		kW	
Mod-3 (Ref.)					-42.236,38	-71.121,24	64,93%	29,81%	3,58%	1,68%	186,25	741		Tez, beşinci bölüm, mod-3, PSO
1A	20	10	0	30	-44.164,10	-71.130,07	64,91%	29,87%	3,51%	1,70%	198,00	594	202,24	Agresif yük kaydırma
1B (Ref.)	15	7	0	30	-44.042,82	-71.135,66	64,91%	29,91%	3,48%	1,70%	205,22	595	150,45	Referans senaryo
1C	10	5	0	30	-43.917,90	-71.138,06	64,91%	29,93%	3,46%	1,70%	210,19	595	101,12	Temkinli yük kaydırma
2A	15	7	0	40	-40.929,26	-70.807,90	64,93%	30,68%	3,42%	0,97%	219,11	338	150,45	Yüksek BŞD güvenlik seviyesi
2B (Ref.)	15	7	0	30	-44.042,82	-71.135,66	64,91%	29,91%	3,48%	1,70%	205,22	595	150,45	Referans senaryo
2C	15	7	0	20	-44.094,80	-71.138,93	64,88%	29,91%	3,47%	1,74%	207,38	608	150,45	Düşük BŞD güvenlik seviyesi
1A+2C	20	10	0	20	-44.211,70	-71.135,86	64,88%	29,88%	3,50%	1,74%	201,17	608	202,24	En Agresif Durum
1C+2A	10	5	0	40	-40.817,39	-70.810,81	64,93%	30,71%	3,39%	0,97%	225,13	338	101,12	EnTemkinli Durum

6.7 Değerlendirme

Bu bölümde yürütülen çalışmalar hem tahmin modellerinin başarımını hem de bu tahminlerin entegre edildiği kural tabanlı optimizasyon stratejisinin sistem performansına etkisini bütüncül biçimde ortaya koymaktadır.

Tezin bu bölümünde, yük talebi ve rüzgâr enerjisi üretimi için geliştirilen zaman serisi temelli tahmin modelleri başarıyla uygulanmış ve bu modellerin çıktıları, enerji yönetim sisteminin karar mekanizmasına doğrudan entegre edilmiştir. Tahmin altyapısı; akıllı sayaç verileri, meteorolojik gözlemler, türbin sensör ölçümleri ve kategorik zaman değişkenlerinden (gün, saat, mevsim, hafta içi/hafta sonu) oluşan çok katmanlı bir veri yapısı üzerine kurulmuştur. Veri, saatlik ve 10 dakikalık çözünürlükte toplanmış; bu veriler ön işleme aşamasında eksik veri doldurma, normalizasyon ve mevsimsellik ayrıştırması gibi istatistiksel işlemlerden geçirilmiştir.

Modelleme sürecinde hem istatistiksel hem de yapay zekâ temelli dört farklı tahmin yaklaşımı test edilmiştir. Bu yöntemler, zaman serilerinde kısa ve orta vadeli dinamikleri, mevsimsel bileşenleri ve doğrusal olmayan ilişkileri farklı düzeylerde temsil edebilmek amacıyla seçilmiştir. Kısa vadeli talep tahmini sonuçlarına göre, KA yöntemiyle parametre optimizasyonu gerçekleştirilen ve kayar pencere yaklaşımıyla dinamik olarak güncellenen OBHOM modeli, yük tahmininde en yüksek doğruluğa ulaşmış ve kısa vadeli tahminlerde OMH değerlerini 0.89–10.86 kW aralığında üretmiştir. Benzer şekilde modifiye edilmiş MOBHOM modelide mevsimsel etkilerin belirgin olduğu durumlarda istikrarlı bir performans sergileyerek OMH değerlerini 1.17–12.22 kW aralığında elde etmiştir. Bu hata aralıkları, [142–144] numaralı çalışmalarla karşılaştırıldığında, modifiye edilmiş OBHOM ve MOBHOM modellerinin KVYT açısından üstünlük sergilediğini ortaya koymaktadır.

Buna karşılık, YSA ve UKVB modelleri, doğrusal olmayan yapıları yakalayabilme kapasitesine rağmen kısa vadeli tahminlerde istatistiksel modellere göre daha yüksek hata değerleri vermiştir. Bunun temel nedeni, KVYT ufkunda yük serisinin yüksek derecede düzenlilik, güçlü otokorelasyon ve sınırlı örüntü çeşitliliği göstermesidir. Bu yapı, istatistiksel modeller tarafından daha etkin temsil edilmekte ve kısa ufukta daha hızlı uyarlanabilir tahminler üretilmesini sağlamaktadır. Buna

karşılık YSA ve UKVB modelleri, karmaşık öğrenme yapıları nedeniyle daha fazla örüntü çeşitliliğine ve daha uzun öğrenme süreçlerine ihtiyaç duymakta, kısa tahmin ufkunda görülen düşük varyanslı talep dinamiklerini genellemekte zorlanarak hata seviyelerini artırabilmektedir. Bu nedenle kısa vadeli tahminlerde istatistiksel modeller daha kararlı ve düşük hatalı sonuçlar üretirken, YSA ve UKVB'nin genelleme kapasitesi bu veri yapısında sınırlı kalmıştır. Öte yandan literatürde, daha uzun tahmin ufuklarının söz konusu olduğu, değişkenliğin arttığı veya doğrusal olmayan ilişkilerin belirginleştiği durumlarda YSA, UKVB, derin öğrenme ve hibrit modellerin OBHOM ve MOBHOM'a kıyasla daha yüksek doğruluk sağladığı [192–206] tarafından gösterilmiştir.

Benzer eğilim rüzgâr enerjisi üretimi tahminlerinde de görülmüştür. Modifiye edilmiş OBHOM modeli burada da OMH 9.10 kW, MOBHOM modeli ise OMH 10.96–12.73 kW aralığında oldukça başarılı sonuçlar üretmiştir. Genel olarak, OBHOM ve MOBHOM modelleri kısa vadeli tahminlerde açık biçimde üstün performans göstermiştir.

Tahmin performansının yüksekliği, enerji yönetim stratejisinin dinamik karar kalitesini doğrudan artırmıştır. Tezin beşinci bölümünde yalnızca geçmiş veriye dayalı olarak gerçekleştirilen Mod-3 optimizasyonu, bu bölümde aynı model yapısına tahmin tabanlı karar mekanizması eklenerek yeniden çalıştırılmıştır. Böylece sistem, her zaman adımında bir sonraki saat için öngörülen yük ve üretim değerlerini dikkate alarak proaktif (ileri beslemeli) kararlar üretmiştir.

Elde edilen sonuçlar, tahmin tabanlı modelin daha yüksek performans sergilediğini ortaya koymuştur.

- Ekonomik açıdan, toplam işletme maliyetleri düşmüş, enerji kayıpları azalmıştır.
- Çevresel açıdan, karbon emisyonu azaltılmış ve DJ kullanım oranı düşmüştür ve her durumda DJ yakıt minimum yakkıt limitini (198 litre) sağlamıştır.
- Operasyonel açıdan, batarya kullanım dengesi (BEDS döngü sayısı) korunmuş, ortalama BŞD değeri stabil kalmıştır.

Hassasiyet senaryoları, sistemin iki temel parametreye, OMH sınıfına göre yük kaydırma oranı ve BEDS dinamik BŞD alt sınırı, nasıl tepki verdiğini göstermiştir. OMH'ye dayalı yük kaydırma oranları, tahmin güvenilirliğine göre sistemin esnekliğini optimize etmiş, yüksek güvenilirlikte agresif, düşük güvenilirlikte

temkinli davranış sergilenmiştir. Benzer biçimde, BEDS'in dinamik BŞD alt sınırındaki değişiklikler enerji güvenliği ve ekonomik verimlilik arasında bir denge oluşturmuştur.

Sonuç olarak geliştirilen tahmin tabanlı optimizasyon çerçevesi, yalnızca geçmişe dayalı bir maliyet minimizasyonu değil; öngörüye dayalı, adaptif ve karar destek odaklı bir enerji yönetim yaklaşımı sunmaktadır. Bu yaklaşımla:

- Tahmin belirsizliklerini entegre biçimde ele alınmış,
- İleriye dönük karar üretme kapasitesi sayesinde ekonomik kazanç ile sürdürülebilirlik hedeflerini dengelenmiş,
- Ve kampüs ölçeğinde MŞ yönetiminde uygulanabilirliğini gösterilmiştir.

Genel değerlendirme olarak, tahmin modellerinin yüksek doğrulukla çalıştığında enerji yönetim stratejisine entegrasyonunun sistem performansını anlamlı ölçüde iyileştirdiği sonucuna varılmıştır. Bu bulgular, gelecekte yapılacak çalışmalar için gerçek zamanlı tahmin güncellemeleriyle çalışan, adaptif ve çok katmanlı optimizasyon sistemlerinin geliştirilmesine güçlü bir zemin oluşturmaktadır.

7
SONUÇ

Günümüzde gerek dünyada gerekse Türkiye'de artan enerji talebi, fosil yakıt bağımlılığı ve buna bağlı karbon salımlarının çevresel etkileri, enerji yönetimini sürdürülebilirlik politikalarının merkezine yerleştirmiştir. Dünyada olduğu gibi ülkemizde de enerji tüketiminin önemli bir kısmı binalar üzerinden gerçekleşmektedir. Toplam tüketimin yaklaşık %40'ını oluşturan bu yükler ulusal enerji dengesi üzerinde belirleyici rol oynamaktadır. Bu durum, özellikle yüksek enerji yoğunluğuna sahip üniversite kampüsleri için enerji yönetimini hem ekonomik hem çevresel açıdan stratejik bir konu haline getirmektedir.

Ayrıca, üniversite kampüsleri, yüksek enerji talebi ve çeşitlenen yük profillerine ek olarak, günümüzde yenilenebilir enerji üretim potansiyelleri sayesinde hem tüketici hem de üretici konumunda bulunmaktadır. Bu çift yönlü enerji akışı yapısı, kampüsleri bina ölçeği ile şebeke ölçeği arasında konumlanan bir geçiş ölçeği haline getirmektedir. Bu nedenle kampüsler hem akademik hem operasyonel düzeyde EnYS uygulamalarının test edilebileceği, gerçek veriye dayalı, çok bileşenli MŞ sistemleri için ideal pilot alan olarak önem kazanmaktadır.

Bu çalışmada enerji yönetimi, gerçek sistemlerde çoğunlukla birbirinden bağımsız olarak yürütülen pasif, aktif ve proaktif yaklaşımların bütüncül bir felsefe altında birleştirildiği kademeli bir süreç olarak ele alınmıştır. Başlangıçta, sistemin mevcut altyapısını ve tarife yapısını esas alan pasif değerlendirme ile ekonomik duyarlılıklar ortaya konmuştur. Bu, sistemin temel davranışını anlamaya yönelik ilk adımı oluşturmuştur. Ardından aktif enerji yönetimi yaklaşımı ile, tüketim ve üretim optimizasyonu hedeflenmiştir. Bu bağlamda, enerji kaynaklarının koordinasyonu, maliyet ve karbon etkileriyle birlikte çok amaçlı olarak değerlendirilmiştir. Son aşamada ise proaktif bir bakış açısı benimsenmiş, tahminlerin karar mekanizmasına dahil edilmesiyle sistem yalnızca mevcut duruma tepki veren değil, öngörüye dayalı kararlar üreten bir yapıya dönüştürülmüştür. Bu

kademeli geçiş, enerji yönetiminin yalnızca ekonomik bir dengeleme problemi değil, aynı zamanda veri temelli bir karar süreci olduğunu göstermiştir.

Tezin kapsamı yalnızca enerji akışlarının optimizasyonu ile sınırlı kalmamış, aynı zamanda karbon etkisinin işletme kararlarına doğrudan entegre edilmesine odaklanmıştır. Artan çevresel yükümlülükler ve uluslararası karbon fiyatlandırma mekanizmaları, enerji maliyetinin giderek daha fazla karbon maliyetiyle iç içe geçtiği bir dönemi başlatmıştır. Bu nedenle çalışma, karbon dengeleme ve ticareti kavramlarını MŞ ölçeğinde dikkate almış, kampüs işletmelerinde uygulanabilecek karbon senaryolarını analiz etmiştir. Üniversitelerin sürdürülebilirlik hedefleri açısından gelecekte karbon ticareti mekanizmasının pilot alanları olabileceği öngörüsünden hareketle, saatlik karbon ticareti modeli kurgulanmıştır. Böylelikle enerji yönetimi yalnızca ekonomik verimlilikle değil, karbon optimizasyonu ve çevresel sorumluluk ilkeleriyle de bütünleşik bir çerçeveye taşınmıştır.

Pasif EnYS yaklaşımının ele alındığı ikinci bölümdeki analizlerde temel amaç, kampüsün genel yük davranışını ve maliyet duyarlılığını anlamak, ardından ülkemizdeki kampüs tipi abonelere uygulanabilir tarife yapıları üzerinden ekonomik açıdan en uygun seçeneği belirlemek olmuştur. Bu kapsamda yalnızca tek bir yıl değil, 2017–2022 yılları arasındaki çok yıllık veri seti değerlendirilmiştir. Böylece, kampüsün tüketim karakteristiği uzun dönemli eğilimleriyle birlikte incelenmiştir. Yük profilinin saatlik değişimleri, mevsimsel eğilimleri ve hafta içi–hafta sonu farklılıkları analiz edilerek kampüsün tipik talep davranışı ortaya konmuştur. Buna paralel olarak, aynı döneme ait rüzgâr enerjisi üretim verileri de değerlendirilmiş, RES üretiminin mevsimselliği incelenmiştir. Elde edilen bu iki veri kümesi, kampüsün hem tüketim hem de üretim tarafında nasıl davrandığını bütüncül biçimde göstermiş, böylece ilerleyen bölümlerde yapılacak optimizasyonlar için güvenilir bir alt yapı oluşturmuştur.

Bu analizlerin ardından, Türkiye'deki üniversite kampüsleri için geçerli tarifeler teorik olarak karşılaştırılmış, kampüs yük profiline en uygun modelin hangi tarife altında oluştuğu belirlenmiştir. Bu değerlendirme sonucunda ÇT3Z tarifesi, en avantajlı seçenek olarak öne çıkmıştır. 2022 yılına ait veriler üzerinden yapılan ekonomik analiz, bu teorik sonucu maddi olarak doğrulamıştır. Tablo 2.8'de özetlenen karşılaştırmada, TTTZ tarifesi altında yıllık toplam maliyet −35.860 TL

olarak gerçekleşirken, TT3T ve ÇTTZ seçenekleri sırasıyla %8,06 ve %9,09 oranında, ÇT3Z tarifesi ise %17,57 oranıyla en iyi ekonomik iyileşmeyi sağlamıştır.

Bu bulgu, kampüsün mevcut tüketim karakteristiğiyle en iyi uyum sağlayan tarife modelinin ÇT3Z olduğunu açıkça göstermiştir. Ayrıca, bu sonuç sonraki optimizasyon çalışmalarında kullanılacak ekonomik referans çerçeveyi belirlemiştir. Bu sebeple çalışmada ÇT3Z esas alınmıştır. Dolayısıyla pasif analiz yalnızca bir ön değerlendirme değil, aynı zamanda ilerleyen aşamalarda geliştirilecek aktif ve proaktif enerji yönetimi stratejilerinin ekonomik temelini oluşturan doğrulanmış bir başlangıç noktası işlevi görmüştür.

Deterministik optimizasyon adımını içeren üçüncü bölümde, aktif EnYS'nin ilk adımı olarak Ekim 2022 dönemi için çok amaçlı optimizasyon problemi oluşturulmuştur. Sistem performansı beş farklı senaryo altında analiz edilmiş ve ikinci bölümde elde edilen referans değer ile kıyaslanmıştır. GAMS yazılımı kullanılarak KTDP modeliyle oluşturulan beş farklı vakada güç kaynaklarının kullanımı, ekonomik işletme, tepe yük azaltımı ve karbon dengesi/ticareti seçeneklerinin kombinasyonları analiz edilmiştir (Tablo 3.1). Sonuçlar, referans vakaya kıyasla maliyetin %23–%29 bandında iyileştiğini, pik yükün yaklaşık %15–16 oranında azaldığını göstermiştir (Tablo 3.8). Şebekeden alınacak pik gücün kontrollü bir şekilde belirlenmesi neticesinde ÇT3Z tarifesinin fiyat bileşeni olan SG değeri optimize edilmiş ve böylece ekonomik kazanım artırılmıştır. Bu aşama, sistemin BEDS olmaksızın da uygun stratejik yönlendirmelerle ekonomik ve operasyonel iyileşme kapasitesine sahip olduğunu göstermiş, ancak daha ileri kazançların BEDS ile mümkün olacağına işaret etmiştir.

Bu gerekçeyle çalışmanın dördüncü bölümünde, BEDS'nin MŞ işletiminde hangi koşullarda en yüksek katkıyı sağladığını belirlemek amacıyla kapasite boyutlandırması ayrı bir tasarım problemi olarak ele alınmıştır. Amaç, yalnızca depolama kapasitesinin ekonomik ve çevresel etkilerini görmek değil, aynı zamanda bu kapasitenin sistemin genel işletme stratejileriyle nasıl etkileştiğini analiz etmektir. Bu aşamada üçüncü bölümde GAMS ortamında geliştirilen KTDP tabanlı optimizasyon yapısı farklı BEDS kapasiteleriyle çalışacak şekilde yeniden yapılandırılmıştır. Böylece hem BEDS'li vakalar kendi aralarında dikey olarak, hem de üçüncü bölümdeki eş vakalarla yatay biçimde karşılaştırılmıştır. Kapasite

değişiminin sistem maliyetleri, karbon emisyonları ve operasyonel göstergeler üzerindeki etkileri bütüncül biçimde değerlendirilmiştir.

Elde edilen sonuçlar, optimal BEDS entegrasyonunun kampüs tipi MŞ işletiminde çok boyutlu iyileştirmeler sağladığını ortaya koymuştur. Her senaryoda BEDS'in sisteme dahil edilmesi ekonomik performansı güçlendirmiş, özellikle pik yük yönetimi ve operasyonel esneklik açısından belirgin faydalar sağlamıştır. Toplam maliyet açısından en yüksek iyileşme Vaka 4.1 altında gözlenmiştir. Bu vakada sistemin enerji alım maliyeti ve GB maliyeti düşmüştür. Ekonomik açıdan en iyi sonuç ise Vaka 3.1 senaryosunda elde edilmiştir.

Bu durum, BEDS değerinin yalnızca kapasite büyüklüğüne değil, aynı zamanda seçilen işletme stratejisine ve sistemin karar kurgusuna bağlı olduğunu göstermiştir. Kapasite tasarımı açısından ise optimal değerler genellikle 10–15 kWh gerçekleşmiştir Özetle, sadece pik yükü kısıtlamaya destek verecek şekilde tasarlanan ve oldukça az bir yatırım maliyeti gerektiren optimal BEDS tasarımı ile sistemin daha kararlı hale geldiği görülmüştür. Maliyetlerin ise referans senaryoya göre %10,17-40,01, aynı vakaların BEDS'siz durumlarına göre ise %1,12-28,43 aralığında iyileşme sağladığı görülmüştür. Böylelikle, özellikle kamu kaynaklarını kullanan üniversiteler için minimum yatırım ile elde edilebilecek potansiyel iyileşme oranı senaryo bazlı gösterilmiştir.

Ancak, gerçek hayatta dakikalar–saatler ölçeğinde çalışacak bir enerji yönetim sistemi için salt deterministik bir çözümün yeterli olmayacağı açıktır. Bu nedenle beşinci bölümde akış temelli kontrol mantığına tabanlı bir yaklaşım modellenmiştir. Yöntemin etkinliğinin en iyi şekilde değerlendirilmesi için saatlik bazda karbon ticaretine dayanan Vaka 5 senaryosu, üç farklı işletme modu üzerinden (Mod-1, Mod-2 ve Mod-3), altı farklı metasezgisel algoritma ile çok ölçütlü bir puanlama sistemi altında analiz edilmiştir. Tüm modlarda, RES öncelikle yük talebini karşılamakta olup, eğer üretim fazlası enerji var ise Mod-1'de öncelikle BEDS şarj edilmektedir. Mod-2'de ise RES üretim fazlası enerji BEDS'nin BŞD değerini kontrol etmeden doğrudan şebekeye satılmaktadır ve BEDS şebekeden ya da DJ'den şarj olmaktadır. Mod 3'te, RES üretim fazlası enerjiyi şebekeye satış yapmadan önce BEDS'nin doluluk oranını (BŞD) göz önünde bulundurmaktadır. Bu nedenle yükün tamamını doğrudan karşılamak yerine, bir kısmını BEDS'nin

devreye girerek dengeleyeceği varsayımıyla şebekeye enerji satışını maksimize etmektedir.

Bu bölümde algoritma bazlı yapılan analizlerde Mod-1 ve Mod-2'de TA öne çıkarken; Mod-3'te PSO en iyi sonuçları sağlamıştır (Tablo 5.2–5.4). Nihai karşılaştırma sonuçlarına göre (Tablo 5.10), Mod-1 akış mantığında −38.213,85 TL olan toplam maliyet, Mod-2'de −41.344,63 TL'ye, Mod-3'te ise −42.206,38 TL'ye düşmüştür. Buna göre, Mod-3 yaklaşımı Mod-1'e göre 3.992,53 TL, Mod-2'ye göre ise 861,75 TL daha yüksek ekonomik kazanç sağlamıştır. Bu sonuçların sırasıyla %10,45 ve %2,08 oranında bir ekonomik iyileşmeye karşılık geldiği görülmüştür. Çalışmada karbon salımı için belirlenen toplam aylık −71.000 kg limiti, Mod-1 senaryosunda −70.884,85 kg değeri ile hedefin yaklaşık 115 kg üzerinde kalmış, buna karşılık Mod-2 ve Mod-3 senaryoları sırasıyla −71.156,92 kg ve −71.121,24 kg değerleriyle hedefin yaklaşık 157 kg ve 121 kg altında kalarak karbon sınırlamasını başarıyla sağlamıştır. Bu bulgular, akış temelli yapının deterministik çözüme yakın-optimal bir performans üretebildiğini ve gerçek zamanlı karar verme pratiğine doğrudan aktarılabilir olduğunu kanıtlamıştır.

Tezin altıncı bölümünde, önceki bölümlere ilave olarak EnYS karar doğruluğunu artırmak amacıyla kısa vadeli yük talebi ve rüzgâr enerjisi üretim tahminleri gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla geliştirilen tahmin modelleri, akış temelli enerji yönetim yapısına t+1 saatlik öngörüler şeklinde entegre edilmiştir. Böylece sistem, yalnızca geçmiş veriye dayalı kararlar üreten deterministik bir yapıdan, bir sonraki zaman adımına ilişkin tahminleri dikkate alan öngörü destekli bir karar mekanizmasına dönüştürülmüştür. Tahmin altyapısı, saatlik tüketim ve üretim serileri yanında gün/saat/mevsim ve hafta içi–hafta sonu gibi kategorik değişkenleri kapsayacak şekilde kurulmuştur.

Bu kapsamda, geleneksel ve YZ temelli istatiksel yöntemler olmak üzere iki farklı modelleme yaklaşımı değerlendirilmiştir. İstatistiksel yöntemler kapsamında OBHOM ve MOBHOM modelleri, KA algoritması yöntemiyle hiperparametre optimizasyonu yapılarak kayar pencere tekniğiyle hibritlenmiş ve böylece kısa vadeli dinamikleri daha etkin yakalayabilen gelişmiş modeller hâline getirilmiştir. YZ tabanlı olarak YSA ve UVKB modelleri kullanılmıştır. Bu modellere, tahmin doğruluğunu artırmak amacıyla özellik mühendisliği uygulanmış ve giriş değişkenlerine zamansal ile mevsimsel etkiler sistematik biçimde entegre

edilmiştir. Böylece dört farklı tahmin modeli aynı veri seti üzerinde test edilmiş ve enerji yönetim sistemine entegre edilecek en uygun tahmin yapısı belirlenmiştir.

Modellerin başarı değerlendirmeleri OMH metriği üzerinden yapılmıştır. Sonuçlar, kısa vadeli ufukta OBHOM'un yükte ≈ 0.9–10.9 kW, RES'te ≈ 5.2–9.1 kW OMH aralıklarıyla en düşük hata düzeyini verdiğini, MOBHOM'un mevsimselliği güçlü dönemlerde ≈ 1.2–12.2 kW (yük) ve ≈ 11–12.7 kW (RES) aralıklarıyla ikinci en iyi performansı sağladığını göstermiştir. YSA ve UVKB yöntemleri ise yüksek OMH değerleri üretmiştir. Bu nedenle proaktif EnYS yaklaşımında OBHOM modeli ile elde edilen tahminler kullanılmış ve tahmin–karar etkileşimi oluşturulan üç farklı OMH sınıfı üzerinden kural tabanlı biçimde modellenmiştir.

Modellenen kural tabanlı karar yaklaşımda tahmin güvenilirliği (OMH sınıfı) ve gelecek saat için beklenen sistem koşullarını birlikte değerlendirilmiştir. Böylece, yük kaydırma oranı ve BŞD sınırlarını dinamik biçimde güncellemiştir. Tahminin en güvenilir olduğu durumlarda yük kaydırma oranı üst sınırı %20 düzeyinde tutulmuştur. Tahmin hatasının artmasıyla birlikte bu oran kademeli olarak düşürülmüştür. Böylece sistem, yalnızca güvenilir tahmin koşullarında agresif yük kaydırma uygulayarak maliyet avantajı sağlarken, belirsiz dönemlerde daha temkinli davranarak riski sınırlamıştır.

Benzer şekilde, t+1 saatinde yüksek net yük (talep-üretim) beklentisi olduğunda BEDS'nin minimum şarj seviyesi otomatik olarak yükseltilmiştir. Böylece, sistemin bir sonraki zaman adımında yeterli enerji rezervine sahip olması güvence altına alınmıştır. Bu kural, BEDS'nin erken deşarj edilmesini önleyerek, kritik saatlerde enerji arz güvenliğini korumuştur. Bu bölümde de beşinci bölüme benzer şekilde yöntemin etkinliğinin en iyi şekilde değerlendireleceği saatlik bazda karbon ticaretine dayanan Vaka 5 senaryosu kural tabanlı optimizasyon uygulaması için seçilmiştir.

Yapılan hassasiyet senaryoları, bu iki stratejinin birlikte uygulanmasının sistem performansını belirgin biçimde iyileştirdiğini göstermiştir. Tahmin doğruluğunun yüksek olduğu dönemlerde daha agresif kaydırma stratejileriyle toplam işletme maliyeti yaklaşık -44.200 TL seviyesine kadar düşürülmüşütr. Buna karşılık, tahmin belirsizliğinin yüksek olduğu temkinli senaryolarda maliyet kısmen artmış, ancak BEDS çevrim sayısı azalmış ve sistemin risk düzeyi belirgin biçimde

düşmüştür. Ayrıca, tahmin bazlı optimizasyonlarda DJ daha efektif bir şekilde sevk edilmiş olup minimum yakıt seviyesi belirlenen sınır değerin her koşulda sağlamıştır.

Sonuçlar, tahminlerin güvenilirliğini karar sürecine doğrudan entegre eden bu yaklaşımın, ekonomik kazanç ile operasyonel güvenlik arasında denge kurabilen esnek bir yönetim yapısı sunduğunu ortaya koymuştur. Böylece Mod-3 referansına dayalı akış yapısı, tahmin verileriyle desteklenerek proaktif ve öngörü temelli bir enerji yönetim stratejisine dönüşmüştür.

Elde edilen bulgular bütüncül olarak değerlendirildiğinde, tez üç düzeyde katkı sunmaktadır. İlk olarak, pasif–deterministik–akış–tahmin çizgisini tek bir metodolojik hatta birleştirmiştir. Böylece, kampüs tipi MŞ'lerde gerçek dünyada uygulanabilir bir kademeli tasarım–işletme mimarisi sunmuştur. İkinci olarak, tahmin doğrulukları doğrudan karar parametreleriyle (yük kaydırma oranı ve dinamik BŞD alt sınırı) ilişkilendirilmiştir. Böylece belirsizlik, soyut bir risk göstergesi olmaktan çıkarılarak, işletme karar sürecinin bir bileşeni haline getirilmiştir. Üçüncü olarak, saatlik karbon ticareti çerçevesi altında maliyet–karbon–pik yük üçgeninin birlikte yönetilebildiği, aynı zamanda DJ yakıt tüketimi ve BEDS çevrimleri gibi operasyonel göstergelerin kontrol altında tutulabildiği gösterilmiştir. Pasif analizde tarifeyle sağlanan kazancın, deterministik optimizasyon ve BEDS entegrasyonu ile daha da iyileştirildiği, akış temelli yapıda yakın-optimal kararların elde edilebildiği, tahmin entegrasyonu ile de aynı modelin proaktif bir karar destek sistemine dönüştürülebildiği somut sayısal sonuçlarla doğrulanmıştır.

Özetle, bu tez çalışması, kampüs tipi MŞ'lerde tahmin tabanlı, akış temelli ve çok katmanlı enerji yönetimi yaklaşımının ekonomik, çevresel ve operasyonel faydalarını somut biçimde ortaya koymuştur. Geliştirilen yöntem, klasik deterministik optimizasyon yapılarının ötesine geçerek, karar sürecine kısa vadeli tahminleri entegre eden ve belirsizliği sistematik biçimde yöneten bir yapı sunmuştur. Elde edilen sonuçlar, EnYS stratejilerinin yalnızca teknik değil, aynı zamanda stratejik bir planlama aracı olarak da kullanılabileceğini göstermektedir.

Tez kapsamında, BEDS'nin enerji yönetimi içindeki rolü ise yalnızca bir enerji dengeleme aracı olarak değil, karar değişkeni olarak ele alınmıştır. Bulgular,

BEDS'nin doğru kurallarla işletildiğinde sistemin çevresel performansını iyileştiren, tepe yükleri dengeleyen ve karbon maliyetlerini azaltan stratejik bir unsur olduğunu ortaya koymuştur. Böylece, BEDS yalnızca kapasite tasarımı düzeyinde değil, operasyonel optimizasyonun merkezinde yer alan bir unsur olarak ele alınmıştır.

Bu tez çalışması aynı zamanda, kampüs ölçeğinde karbon ticareti mekanizmasının simülasyonunu içeren ilk uygulamalardan biri olma özelliğini taşımaktadır. Saatlik karbon fiyat sinyallerinin enerji yönetimi kararlarına doğrudan entegre edilmesi, MŞ'lerde karbon-fiyat-etkin işletme stratejilerinin geliştirilmesine yönelik önemli bir adım oluşturmuştur. Elde edilen sonuçlar, karbon maliyeti unsuru eklendiğinde ekonomik optimizasyonun yapısının değiştiğini; yük kaydırma, depolama kullanımı ve kaynak paylaşımı kararlarının karbon politikalarıyla doğrudan etkileşim içinde olduğunu göstermiştir. Bu yönüyle çalışma, karbon ticareti sistemlerinin ilerleyen yıllarda üniversite kampüsleri ve benzeri büyük ölçekli tüketici yapıları için nasıl uygulanabileceğine dair teknik bir referans ortaya koymuştur.

Gelecek araştırmalar açısından, bu tezde oluşturulan çerçevenin çeşitli yönlerde genişletilmesi mümkündür. Öncelikle, tahmin tabanlı yapı çok adımlı (t+H) öngörü pencereleriyle zenginleştirilebilir. Bu doğrultuda model öngörülü kontrol temelli bir yapı geliştirilerek, sistemin sürekli güncellenen tahminlerle kendini yeniden optimize eden bir yapıya dönüşmesi hedeflenebilir. Ayrıca, OBHOM ve MOBHOM modellerinin derin öğrenme tabanlı yöntemlerle birleştirilmesi hem doğruluk açısından hem de çok adımlı tahminlerde daha güçlü sonuçlar verebilir. BEDS yönetimi açısından, bu çalışmada çevrim sayısı ve BŞD üzerinden temsil edilen yaşlanma ve kapasite kaybı süreçleri, gelecekte ayrıntılı elektrokimyasal modellerle bütünleştirilebilir. Böylece BEDS ömrü ve maliyet fonksiyonları doğrudan optimizasyonun bir parçası hâline getirilerek, sistemin ekonomik ve teknik sürdürülebilirliği birlikte değerlendirilebilir. Güç kalitesi açısından ise, reaktif güç akışı, gerilim profili ve hat kayıpları gibi hususlar modele entegre edilip maliyet ve güç kalitesi optimizasyonu birlikte değerlendirilebilir. Buna ek olarak, talep-yanıt programları, elektrikli araç şarj istasyonları, farklı enerji depolama sistemleri gibi teknikler modele dâhil edilerek, MŞ yapısı ihtiyaca göre genişletilebilir. Tez çalışması bu kapsamda yapılacak olan çalışmalara metodolojik

olarak sağlam ve gelecekte farklı koşullara kolaylıkla uyarlanabilir bir EnYS yaklaşımı temeli sunmaktadır.

Son olarak, önerilen tahmin tabanlı EnYS modeli, kampüs ölçeğinin ötesine taşınarak kurumsal tesisler, yerel enerji toplulukları ve bölgesel MŞ'ler için genişletilebilir. Böyle bir genişleme, enerji piyasası, karbon politikası ve arz–talep dengesine yönelik esnek yönetim uygulamaları açısından yeni karar mekanizmalarının geliştirilmesine katkı sağlayacaktır. Dolayısıyla bu tez, yalnızca mevcut sistem performansını iyileştiren bir çözüm önermekle kalmamış, aynı zamanda gelecekte karbon-nötr kampüsler ve akıllı enerji ağları için ölçeklenebilir, veri odaklı ve öngörüye dayalı bir karar destek altyapısı sağlamaktadır.

KAYNAKÇA

[1] EIA, “Primary energy consumption worldwide from 1990 to 2022, with a forecast until 2050,” Statista. Accessed: Jul. 22, 2025. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/263981/worldwide-energy-consumption-forecast-between-1980-and-2030/

[2] EIA, “Net electricity consumption worldwide in select years from 1980 to 2023,” Statista. Accessed: Jul. 22, 2025. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/280704/world-power-consumption/

[3] McKinsey & Company, “Electricity consumption worldwide from 2000 to 2023, with a forecast for 2030 and 2050,” Statista. Accessed: Jul. 22, 2025. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/1618509/electricity-consumption-worldwide-forecast/

[4] IEA, “Energy-related carbon dioxide emissions worldwide from 1975 to 2023,” Statista. Accessed: Jul. 22, 2025. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/526002/energy-related-carbon-dioxide-emissions-worldwide/

[5] E. Institute, “Primary energy consumption in Turkey from 2000 to 2023,” Statista. Accessed: Jul. 22, 2025. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/892848/primary-energy-consumption-turkey/

[6] IEA, “Final electricity consumption in Turkey from 1990 to 2023,” Statista. Accessed: Jul. 22, 2025. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/1370805/turkey-final-electricity-consumption/

[7] IEA, “Final energy consumption worldwide in 2022, by sector,” Statista. Accessed: Jul. 23, 2025. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/482733/energy-consumption-worldwide-sector/

[8] G. S. Thirunavukkarasu, M. Seyedmahmoudian, E. Jamei, B. Horan, S. Mekhilef, and A. Stojcevski, “Role of optimization techniques in microgrid energy management systems—A review,” *Energy Strateg. Rev.*, vol. 43, p. 100899, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100899.

[9] Y. K. Lei, F. Liu, A. Li, Y. C. Su, X. T. Yang, and J. H. Zheng, “An Optimal Generation Scheduling Approach Based on Linear Relaxation and Mixed Integer Programming,” *IEEE ACCESS*, vol. 8, pp. 168625–168630, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3023184.

[10] X. Z. Xue *et al.*, “A Fully Distributed ADP Algorithm for Real-Time Economic Dispatch of Microgrid,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 15, no. 1, pp. 513–528, 2024, doi: 10.1109/TSG.2023.3273418.

[11] A. Dini, S. Pirouzi, M. Norouzi, and M. Lehtonen, “Hybrid stochastic/robust

scheduling of the grid-connected microgrid based on the linear coordinated power management strategy," *Sustain. ENERGY GRIDS NETWORKS*, vol. 24, 2020, doi: 10.1016/j.segan.2020.100400.

[12] S. A. Helal, M. O. Hanna, R. J. Najee, M. F. Shaaban, A. H. Osman, and M. S. Hassan, "Energy management system for smart hybrid AC/DC microgrids in remote communities," *Electr. Power Components Syst.*, vol. 47, no. 11–12, pp. 1012–1024, 2019.

[13] F. Jabari, H. Arasteh, A. Sheikhi-Fini, and B. Mohammadi-Ivatloo, "Optimization of a tidal-battery-diesel driven energy-efficient standalone microgrid considering the load-curve flattening program," *Int. Trans. Electr. Energy Syst.*, vol. 31, no. 9, p. e12993, Sep. 2021, doi: https://doi.org/10.1002/2050-7038.12993.

[14] M. A. Mosa and A. A. Ali, "Energy management system of low voltage dc microgrid using mixed-integer nonlinear programing and a global optimization technique," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 192, p. 106971, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106971.

[15] J. Zhang *et al.*, "A Bi-Level Program for the Planning of an Islanded Microgrid Including CAES," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 52, no. 4, pp. 2768–2777, 2016, doi: 10.1109/TIA.2016.2539246.

[16] F. Feijoo and T. K. Das, "Emissions control via carbon policies and microgrid generation: A bilevel model and Pareto analysis," *Energy*, vol. 90, pp. 1545–1555, 2015, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.06.110.

[17] M. Wu, L. Kou, X. Hou, Y. Ji, B. Xu, and H. Gao, "A bi-level robust planning model for active distribution networks considering uncertainties of renewable energies," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 105, pp. 814–822, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.09.032.

[18] Z. Younes, I. Alhamrouni, S. Mekhilef, and M. Reyasudin, "A memory-based gravitational search algorithm for solving economic dispatch problem in micro-grid," *Ain Shams Eng. J.*, vol. 12, no. 2, pp. 1985–1994, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.10.021.

[19] M. El-Hendawi, H. A. Gabbar, G. El-Saady, and E.-N. A. Ibrahim, "Control and EMS of a Grid-Connected Microgrid with Economical Analysis," *Energies*, vol. 11, no. 1. 2018. doi: 10.3390/en11010129.

[20] M. Mohammadjafari, R. Ebrahimi, and V. Parvin Darabad, "Optimal energy management of a microgrid incorporating a novel efficient demand response and battery storage system," *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 15, no. 2, pp. 571–590, 2020.

[21] E. Szilagyi, D. Petreus, M. Paulescu, T. Patarau, S.-M. Hategan, and N. A. Sarbu, "Cost-effective energy management of an islanded microgrid," *Energy Reports*, vol. 10, pp. 4516–4537, 2023.

[22] A. F. Güven, "Integrating electric vehicles into hybrid microgrids: A stochastic approach to future-ready renewable energy solutions and management," *Energy*, vol. 303, p. 131968, 2024.

[23] Y. Akarne, A. Essadki, T. Nasser, and B. El Bhiri, "Experimental analysis of efficient dual-layer energy management and power control in an AC

microgrid system," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 30577–30592, 2024.

[24] A. A. Elsakaan, R. A. El-Sehiemy, S. S. Kaddah, and M. I. Elsaid, "Optimal economic–emission power scheduling of RERs in MGs with uncertainty," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 14, no. 1, pp. 37–52, 2020.

[25] I. M. Ibrahim, A. Y. Abdelaziz, H. H. Alhelou, and W. A. Omran, "Sizing of microgrid system including multi-functional battery storage and considering uncertainties," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 29521–29540, 2023.

[26] A. R. Singh, L. Ding, D. K. Raju, R. S. Kumar, and L. P. Raghav, "Demand response of grid-connected microgrid based on metaheuristic optimization algorithm," *Energy Sources, Part A Recover. Util. Environ. Eff.*, vol. 47, no. 1, pp. 11765–11786, 2025.

[27] J. Vaish, A. K. Tiwari, and K. M. Siddiqui, "Optimization of micro grid with distributed energy resources using physics based meta heuristic techniques," *IET Renew. POWER Gener.*, 2023, doi: 10.1049/rpg2.12699.

[28] S. Patty, N. Rani, G. Chaurasia, P. Das, T. Malakar, and IEEE, "Optimum Energy Dispatch Schedule of Distributed Energy Resources in Micro-Grid Using Artificial Electric Field Algorithm," *2022 IEEE 10TH POWER INDIA INTERNATIONAL CONFERENCE, PIICON*, no. 10th IEEE Power India International Conference (PIICON). 2022. doi: 10.1109/PIICON56320.2022.10045096.

[29] M. J. Rana, F. Zaman, T. Ray, and R. Sarker, "Heuristic Enhanced Evolutionary Algorithm for Community Microgrid Scheduling," *IEEE ACCESS*, vol. 8, pp. 76500–76515, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2989795.

[30] M. Marzband, E. Yousefnejad, A. Sumper, and J. L. Domínguez-García, "Real time experimental implementation of optimum energy management system in standalone microgrid by using multi-layer ant colony optimization," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 75, pp. 265–274, 2016.

[31] I. N. Trivedi, D. K. Thesiya, A. Esmat, and P. Jangir, "A multiple environment dispatch problem solution using ant colony optimization for micro-grids," in *2015 international conference on power and advanced control engineering (ICPACE)*, IEEE, 2015, pp. 109–115.

[32] F. K. Abo-Elyousr and A. Elnozahy, "Bi-objective economic feasibility of hybrid micro-grid systems with multiple fuel options for islanded areas in Egypt," *Renew. Energy*, vol. 128, pp. 37–56, 2018.

[33] M. Marzband, S. S. Ghazimirsaeid, H. Uppal, and T. Fernando, "A real-time evaluation of energy management systems for smart hybrid home Microgrids," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 143, pp. 624–633, 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2016.10.054.

[34] M. Marzband, F. Azarinejadian, M. Savaghebi, and J. M. Guerrero, "An optimal energy management system for islanded microgrids based on multiperiod artificial bee colony combined with Markov chain," *IEEE Syst. J.*, vol. 11, no. 3, pp. 1712–1722, 2015.

[35] W.-M. Lin, C.-S. Tu, and M.-T. Tsai, "Energy management strategy for microgrids by using enhanced bee colony optimization," *Energies*, vol. 9,

no. 1, p. 5, 2015.

[36] K. Huang, X. Wang, and L. Wang, “Optimal energy management of grid-connected photovoltaic micro-grid,” in *2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, IEEE, 2015, pp. 234–239.

[37] M. Motevasel and A. R. Seifi, “Expert energy management of a micro-grid considering wind energy uncertainty,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 83, pp. 58–72, 2014.

[38] M. Shivaie, M. Mokhayeri, M. Kiani-Moghaddam, and A. Ashouri-Zadeh, “A reliability-constrained cost-effective model for optimal sizing of an autonomous hybrid solar/wind/diesel/battery energy system by a modified discrete bat search algorithm,” *Sol. Energy*, vol. 189, pp. 344–356, 2019.

[39] B. Papari, C. S. Edrington, I. Bhattacharya, and G. Radman, “Effective energy management of hybrid AC–DC microgrids with storage devices,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, no. 1, pp. 193–203, 2017.

[40] B. Papari, C. S. Edrington, T. V Vu, and F. Diaz-Franco, “A heuristic method for optimal energy management of DC microgrid,” in *2017 IEEE Second International Conference on DC Microgrids (ICDCM)*, IEEE, 2017, pp. 337–343.

[41] M. Moazzami, J. Moradi, H. Shahinzadeh, G. B. Gharehpetian, and H. Mogoei, “Optimal economic operation of microgrids integrating wind farms and advanced rail energy storage system,” *Int. J. Renew. Energy Res.*, vol. 8, no. 2, pp. 1155–1164, 2018.

[42] M. Bornapour, R.-A. Hooshmand, A. Khodabakhshian, and M. Parastegari, “Optimal stochastic scheduling of CHP-PEMFC, WT, PV units and hydrogen storage in reconfigurable micro grids considering reliability enhancement,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 150, pp. 725–741, 2017.

[43] S. Mohammadi, S. Soleymani, and B. Mozafari, “Scenario-based stochastic operation management of microgrid including wind, photovoltaic, micro-turbine, fuel cell and energy storage devices,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 54, pp. 525–535, 2014.

[44] Z. Wang, Q. Zhu, M. Huang, and B. Yang, “Optimization of economic/environmental operation management for microgrids by using hybrid fireworks algorithm,” *Int. Trans. Electr. Energy Syst.*, vol. 27, no. 12, p. e2429, 2017.

[45] T. A. Jumani, M. W. Mustafa, M. Md Rasid, N. Hussain Mirjat, M. Hussain Baloch, and S. Salisu, “Optimal power flow controller for grid-connected microgrids using grasshopper optimization algorithm,” *Electronics*, vol. 8, no. 1, p. 111, 2019.

[46] M. M. Elkholy, M. A. El-Hameed, and A. A. El-Fergany, “Harmonic analysis of hybrid renewable microgrids comprising optimal design of passive filters and uncertainties,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 163, pp. 491–501, 2018.

[47] M. Shamshirband, J. Salehi, and F. S. Gazijahani, “Decentralized trading of plug-in electric vehicle aggregation agents for optimal energy management

of smart renewable penetrated microgrids with the aim of CO2 emission reduction," *J. Clean. Prod.*, vol. 200, pp. 622–640, 2018.

[48] K. S. El-Bidairi, H. D. Nguyen, S. D. G. Jayasinghe, T. S. Mahmoud, and I. Penesis, "A hybrid energy management and battery size optimization for standalone microgrids: A case study for Flinders Island, Australia," *Energy Convers. Manag.*, vol. 175, pp. 192–212, 2018.

[49] F. S. Gazijahani, H. Hosseinzadeh, A. A. Abadi, and J. Salehi, "Optimal day ahead power scheduling of microgrids considering demand and generation uncertainties," in *2017 Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, IEEE, 2017, pp. 943–948.

[50] M. Haghshenas and H. Falaghi, "Environmental/Economic Operation Management of a Renewable Microgrid with Wind/PV/FC/MT and Battery Energy Storage Based on MSFLA.," *J. Electr. Syst.*, vol. 12, no. 1, 2016.

[51] E. Mortaz and J. Valenzuela, "Optimizing the size of a V2G parking deck in a microgrid," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 97, pp. 28–39, 2018.

[52] A. Baziar and A. Kavousi-Fard, "Considering uncertainty in the optimal energy management of renewable micro-grids including storage devices," *Renew. Energy*, vol. 59, pp. 158–166, 2013.

[53] I.-Y. Chung, W. Liu, D. A. Cartes, E. G. Collins, and S.-I. Moon, "Control methods of inverter-interfaced distributed generators in a microgrid system," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 46, no. 3, pp. 1078–1088, 2010.

[54] A. A. Moghaddam, A. Seifi, T. Niknam, and M. R. A. Pahlavani, "Multi-objective operation management of a renewable MG (micro-grid) with back-up micro-turbine/fuel cell/battery hybrid power source," *energy*, vol. 36, no. 11, pp. 6490–6507, 2011.

[55] T. Niknam, F. Golestaneh, and A. Malekpour, "Probabilistic energy and operation management of a microgrid containing wind/photovoltaic/fuel cell generation and energy storage devices based on point estimate method and self-adaptive gravitational search algorithm," *Energy*, vol. 43, no. 1, pp. 427–437, 2012.

[56] M. Marzband, M. Ghadimi, A. Sumper, and J. L. Domínguez-García, "Experimental validation of a real-time energy management system using multi-period gravitational search algorithm for microgrids in islanded mode," *Appl. Energy*, vol. 128, pp. 164–174, 2014.

[57] H. Shahinzadeh, A. Gheiratmand, S. H. Fathi, and J. Moradi, "Optimal design and management of isolated hybrid renewable energy system (WT/PV/ORES)," in *2016 21st Conference on Electrical Power Distribution Networks Conference (EPDC)*, IEEE, 2016, pp. 208–215.

[58] E. Lazar, A. Ignat, D. Petreus, and R. Etz, "Energy management for an islanded microgrid based on harmony search algorithm," in *2018 41st International Spring Seminar on Electronics Technology (ISSE)*, IEEE, 2018, pp. 1–6.

[59] E. Alvarez, A. M. Campos, P. Arboleya, and A. J. Gutiérrez, "Microgrid management with a quick response optimization algorithm for active power dispatch," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 43, no. 1, pp. 465–473,

2012.

[60] R. Mallol-Poyato, S. Salcedo-Sanz, S. Jiménez-Fernández, and P. Díaz-Villar, “Optimal discharge scheduling of energy storage systems in MicroGrids based on hyper-heuristics,” *Renew. Energy*, vol. 83, pp. 13–24, 2015.

[61] I. N. Trivedi, P. Jangir, M. Bhoye, and N. Jangir, “An economic load dispatch and multiple environmental dispatch problem solution with microgrids using interior search algorithm,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 30, no. 7, pp. 2173–2189, 2018.

[62] P. Li, R.-X. Li, Y. Cao, D.-Y. Li, and G. Xie, “Multiobjective sizing optimization for island microgrids using a triangular aggregation model and the levy-harmony algorithm,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 14, no. 8, pp. 3495–3505, 2017.

[63] G. Cau, D. Cocco, M. Petrollese, S. K. Kær, and C. Milan, “Energy management strategy based on short-term generation scheduling for a renewable microgrid using a hydrogen storage system,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 87, pp. 820–831, 2014.

[64] Y. Jiang, C. Wan, C. Chen, M. Shahidehpour, and Y. Song, “A hybrid stochastic-interval operation strategy for multi-energy microgrids,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 11, no. 1, pp. 440–456, 2019.

[65] N. Javaid *et al.*, “Demand side management in nearly zero energy buildings using heuristic optimizations,” *Energies*, vol. 10, no. 8, p. 1131, 2017.

[66] M. Bornapour, R.-A. Hooshmand, and M. Parastegari, “An efficient scenario-based stochastic programming method for optimal scheduling of CHP-PEMFC, WT, PV and hydrogen storage units in micro grids,” *Renew. energy*, vol. 130, pp. 1049–1066, 2019.

[67] H.-S. Lee, C. Tekin, M. Van Der Schaar, and J.-W. Lee, “Adaptive contextual learning for unit commitment in microgrids with renewable energy sources,” *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 12, no. 4, pp. 688–702, 2018.

[68] A. Kumar, A. R. Singh, Y. Deng, X. He, P. Kumar, and R. C. Bansal, “Integrated assessment of a sustainable microgrid for a remote village in hilly region,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 180, pp. 442–472, 2019.

[69] M. Rodriguez, V. Espin, D. Arcos-Aviles, W. Martinez, and IEEE, “Energy management system for an isolated microgrid based on Fuzzy logic control and meta-heuristic algorithms,” *2022 IEEE 31ST INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INDUSTRIAL ELECTRONICS (ISIE)*, no. IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics (ISIE). pp. 462–467, 2022. doi: 10.1109/ISIE51582.2022.9831553.

[70] M. S. Nazar, A. R. Sadegh, and A. Heidari, “Optimal Microgrid Operational Planning Considering Distributed Energy Resources,” in *MICROGRID ARCHITECTURES, CONTROL AND PROTECTION METHODS*, N. M. Tabatabaei, E. Kabalci, and N. Bizon, Eds., 2020, pp. 491–507. doi: 10.1007/978-3-030-23723-3_20.

[71] M. Elkazaz, M. Sumner, and D. Thomas, “Energy management system for

hybrid PV-wind-battery microgrid using convex programming, model predictive and rolling horizon predictive control with experimental validation," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 115, p. 105483, 2020.

[72] K. Murugaperumal and P. A. D. V. Raj, "Energy storage based MG connected system for optimal management of energy: An ANFMDA technique," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 44, no. 16, pp. 7996–8010, 2019.

[73] R. Hasani, M. Mohammadi, and A. Samanfar, "Integrated multiobjective energy management for a smart microgrid incorporating electric vehicle charging stations and demand response programs under uncertainty," *Int. J. Energy Res.*, vol. 2025, no. 1, p. 9531493, 2025.

[74] A. Heydari *et al.*, "A combined multi-objective intelligent optimization approach considering techno-economic and reliability factors for hybrid-renewable microgrid systems," *J. Clean. Prod.*, vol. 383, p. 135249, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.135249.

[75] A. F. Güven, N. Yörükeren, and O. Ö. Mengi, "Multi-objective optimization and sustainable design: a performance comparison of metaheuristic algorithms used for on-grid and off-grid hybrid energy systems," *Neural Comput. Appl.*, vol. 36, no. 13, pp. 7559–7594, 2024, doi: 10.1007/s00521-024-09585-2.

[76] A. F. Güven and N. Yörükeren, "A comparative study on hybrid GA-PSO performance for stand-alone hybrid energy systems optimization," *Sigma J. Eng. Nat. Sci.*, vol. 42, no. 5, pp. 1410–1438, 2024.

[77] H. Yazdani, M. Baneshi, and M. Yaghoubi, "Techno-economic and environmental design of hybrid energy systems using multi-objective optimization and multi-criteria decision making methods," *Energy Convers. Manag.*, vol. 282, p. 116873, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.enconman.2023.116873.

[78] A. Fatih Güven and M. Mahmoud Samy, "Performance analysis of autonomous green energy system based on multi and hybrid metaheuristic optimization approaches," *Energy Convers. Manag.*, vol. 269, p. 116058, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116058.

[79] F. Z. Zahraoui, M. Et-taoussi, H. E. Chakir, H. Ouadi, and B. Elbhiri, "Bellman–Genetic Hybrid Algorithm Optimization in Rural Area Microgrids," *Energies*, vol. 16, no. 19. 2023. doi: 10.3390/en16196897.

[80] M. Ahmadi Jirdehi, M. Shaterabadi, V. Sohrabi Tabar, and A. Rezaee Jordehi, "Impact of diverse penetration levels of thermal units on a hybrid microgrid energy management considering the time of use and function priority," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 217, p. 119164, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2022.119164.

[81] K. Roy, "Analysis of power management and cost minimization in MG—A hybrid GOAPSNN technique," *Int. J. Numer. Model. Electron. Networks, Devices Fields*, vol. 32, no. 5, p. e2624, Sep. 2019, doi: https://doi.org/10.1002/jnm.2624.

[82] A. A. Hassan and D. M. Atia, "Optimizing microgrid integration of renewable energy for sustainable solutions in off/on-grid communities," *J.*

Electr. Syst. Inf. Technol., vol. 11, no. 1, p. 61, 2024, doi: 10.1186/s43067-024-00186-6.

[83] I. E. Atawi, A. Abuelrub, A. Q. Al-Shetwi, and O. H. Albalawi, "Design of a wind-PV system integrated with a hybrid energy storage system considering economic and reliability assessment," *J. Energy Storage*, vol. 81, p. 110405, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.est.2023.110405.

[84] X. Ding, Q. Guo, T. Qiannan, and K. Jermsittiparsert, "Economic and environmental assessment of multi-energy microgrids under a hybrid optimization technique," *Sustain. Cities Soc.*, vol. 65, p. 102630, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102630.

[85] Y. Kailasa Gounder and S. Subramanian, "Enhancement of battery life in microgrid energy management using mixed integer linear programming and hybrid knapsack," *Int. J. Energy Res.*, vol. 46, no. 6, pp. 8158–8174, May 2022, doi: https://doi.org/10.1002/er.7717.

[86] V. K. Jadoun, N. Sharma, P. Jha, J. N. S., H. Malik, and F. P. Garcia Márquez, "Optimal Scheduling of Dynamic Pricing Based V2G and G2V Operation in Microgrid Using Improved Elephant Herding Optimization," *Sustainability*, vol. 13, no. 14. 2021. doi: 10.3390/su13147551.

[87] B. Dey, F. P. García Márquez, and S. K. Basak, "Smart Energy Management of Residential Microgrid System by a Novel Hybrid MGWOSCACSA Algorithm," *Energies*, vol. 13, no. 13. 2020. doi: 10.3390/en13133500.

[88] S. Shukla and M. Pandit, "An Optimum Multi-objective Dynamic Scheduling Strategy for a Hybrid Microgrid System Using Fuzzy Rank-Based Modified Differential Evolution Algorithm BT - Artificial Intelligence and Sustainable Computing," H. M. Dubey, M. Pandit, L. Srivastava, and B. K. Panigrahi, Eds., Singapore: Springer Singapore, 2022, pp. 175–188.

[89] Madhumathi Periasamy and Thenmalar Kaliannan, "A hybrid IMFO-fuzzy algorithm for performance enhancement of microgrid under uncertainty via DGs integration and reconfiguration," *J. Intell. Fuzzy Syst.*, vol. 43, no. 6, pp. 8397–8415, Sep. 2022, doi: 10.3233/JIFS-221363.

[90] M. A. Taghikhani and J. Khamseh, "Multi-objective optimal energy management of storage system and distributed generations via water cycle algorithm concerning renewable resources uncertainties and pollution reduction," *J. Energy Storage*, vol. 52, p. 104756, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104756.

[91] F.-J. Lin, C.-F. Chang, Y.-C. Huang, and T.-M. Su, "A Deep Reinforcement Learning Method for Economic Power Dispatch of Microgrid in OPAL-RT Environment," *Technologies*, vol. 11, no. 4. 2023. doi: 10.3390/technologies11040096.

[92] M. H. Elkholy, M. Elymany, S. Ueda, I. T. Halidou, H. Fedayi, and T. Senjyu, "Maximizing microgrid resilience: A two-stage AI-Enhanced system with an integrated backup system using a novel hybrid optimization algorithm," *J. Clean. Prod.*, vol. 446, p. 141281, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.141281.

[93] Y. Ji, J. Wang, J. Xu, X. Fang, and H. Zhang, “Real-Time Energy Management of a Microgrid Using Deep Reinforcement Learning,” *Energies*, vol. 12, no. 12. 2019. doi: 10.3390/en12122291.

[94] M. H. Alabdullah and M. A. Abido, “Microgrid energy management using deep Q-network reinforcement learning,” *Alexandria Eng. J.*, vol. 61, no. 11, pp. 9069–9078, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.02.042.

[95] S. Upadhyay, I. Ahmed, and L. Mihet-Popa, “Energy Management System for an Industrial Microgrid Using Optimization Algorithms-Based Reinforcement Learning Technique,” *Energies*, vol. 17, no. 16. 2024. doi: 10.3390/en17163898.

[96] S. Patty and T. Malakar, “Performance analysis of machine learning based prediction models in assessing optimal operation of microgrid under uncertainty,” *Results Control Optim.*, vol. 15, p. 100407, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.rico.2024.100407.

[97] M. S. Abid, H. J. Apon, S. Hossain, A. Ahmed, R. Ahshan, and M. S. H. Lipu, “A novel multi-objective optimization based multi-agent deep reinforcement learning approach for microgrid resources planning,” *Appl. Energy*, vol. 353, p. 122029, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122029.

[98] J. Vaish, A. K. Tiwari, and K. M. Siddiqui, “Optimization of micro grid with distributed energy resources using physics based meta heuristic techniques,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 19, no. 1, p. e12699, Jan. 2025, doi: https://doi.org/10.1049/rpg2.12699.

[99] M. N. Uddin and Y. H. Tabrizi, “A Model-Free Multi-Agent Reinforcement Learning Approach to Reach a Robust, Optimal, and Environment-Friendly Power Management in a Micro-Grid,” in *2023 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting (IAS)*, 2023, pp. 1–9. doi: 10.1109/IAS54024.2023.10406423.

[100] Y.-J. Lin, Y.-C. Chen, S.-F. Hsieh, H.-Y. Liu, C.-H. Chiang, and H.-T. Yang, “Reinforcement Learning-based Energy Management System for Microgrids with High Renewable Energy Penetration,” in *2023 IEEE International Conference on Energy Technologies for Future Grids (ETFG)*, 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ETFG55873.2023.10407803.

[101] R. Wang, T. Xu, H. Xu, G. Gao, Y. Zhang, and K. Zhu, “Robust multi-objective load dispatch in microgrid involving unstable renewable generation,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 148, p. 108991, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2023.108991.

[102] Y. Xu, W. Gao, Y. Li, and F. Xiao, “Operational optimization for the grid-connected residential photovoltaic-battery system using model-based reinforcement learning,” *J. Build. Eng.*, vol. 73, p. 106774, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.jobe.2023.106774.

[103] A. B. Esan, H. Shareef, and N. Saeed, “Multi-Objective Energy Management System for Isolated Solar Microgrids using Pareto Q learning,” in *2023 IEEE International Conference on Energy Technologies for Future Grids (ETFG)*, 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ETFG55873.2023.10407230.

[104] T. Zhang, D. Yue, L. Yu, C. Dou, and X. Xie, "Joint Energy and Workload Scheduling for Fog-Assisted Multimicrogrid Systems: A Deep Reinforcement Learning Approach," *IEEE Syst. J.*, vol. 17, no. 1, pp. 164–175, 2023, doi: 10.1109/JSYST.2022.3171534.

[105] R. I. Bolaños, H. Pinto Vega, L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya, and J. C. Hernández, "Intelligent Active and Reactive Power Management for Wind-Based Distributed Generation in Microgrids via Advanced Metaheuristic Optimization," *Applied System Innovation*, vol. 8, no. 4. 2025. doi: 10.3390/asi8040087.

[106] H. Abunima, W.-H. Park, M. B. Glick, and Y.-S. Kim, "Two-Stage stochastic optimization for operating a Renewable-Based Microgrid," *Appl. Energy*, vol. 325, p. 119848, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119848.

[107] U. Adhikari, B. R. Bhattarai, M. Karki, and S. Khan, "Battery Energy Storage System Optimization for Grid-Connected Wind-PV Hybrid System," in *Proceedings of the IOE Graduate Conference*, 2019.

[108] A. F. Zamora-Muñoz, M. L. Orozco-Gutierrez, D. M. Lopez-Santiago, J. A. Montenegro-Oviedo, and C. A. Ramos-Paja, "Battery Sizing Method for Microgrids—A Colombian Application Case," *Computation*, vol. 13, no. 5. 2025. doi: 10.3390/computation13050114.

[109] H. Alharbi and K. Bhattacharya, "Stochastic Optimal Planning of Battery Energy Storage Systems for Isolated Microgrids," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, no. 1, pp. 211–227, 2018, doi: 10.1109/TSTE.2017.2724514.

[110] R. Muduli and D. Das, "A new analytical technique for obtaining the optimal sizing, location, and scheduling of BESS in a grid-connected microgrid with multiple cases of heavy DG penetration," *Int. J. Ambient Energy*, vol. 45, no. 1, p. 2421995, 2024.

[111] R. Kamble, G. M. Karve, A. Chakradeo, and G. Vaidya, "Optimal sizing of battery energy storage system in microgrid by using particle swarm optimization technique," *J. Integr. Sci. Technol.*, vol. 6, no. 1, pp. 6–12, 2018.

[112] G. Mohy-ud-din, D. H. Vu, K. M. Muttaqi, and D. Sutanto, "An Integrated Energy Management Approach for the Economic Operation of Industrial Microgrids Under Uncertainty of Renewable Energy," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 56, no. 2, pp. 1062–1073, 2020, doi: 10.1109/TIA.2020.2964635.

[113] N. B. Arias, J. C. López, S. Hashemi, J. F. Franco, and M. J. Rider, "Multi-Objective Sizing of Battery Energy Storage Systems for Stackable Grid Applications," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 12, pp. 2708–2721, 2021, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:229604685

[114] Y. Li and J. Wu, "Optimum integration of solar energy with battery energy storage systems," *IEEE Trans. Eng. Manag.*, vol. 69, no. 3, pp. 697–707, 2020.

[115] M. S. Abid, R. Ahshan, R. Al Abri, A. Al-Badi, and M. Albadi, "Techno-economic and environmental assessment of renewable energy sources, virtual synchronous generators, and electric vehicle charging stations in

microgrids," *Appl. Energy*, vol. 353, p. 122028, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122028.

[116] Z. Yang, L. Xia, and X. Guan, "Fluctuation Reduction of Wind Power and Sizing of Battery Energy Storage Systems in Microgrids," *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, vol. 17, no. 3, pp. 1195–1207, 2020, doi: 10.1109/TASE.2020.2977944.

[117] S. S. K. R. Vaka and S. K. Matam, "Optimal Sizing and Management of Battery Energy Storage Systems in Microgrids for Operating Cost Minimization," *Electr. Power Components Syst.*, vol. 49, no. 16–17, pp. 1319–1332, Oct. 2021, doi: 10.1080/15325008.2022.2061641.

[118] I. Alsaidan, A. Khodaei, and W. Gao, "A Comprehensive Battery Energy Storage Optimal Sizing Model for Microgrid Applications," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, pp. 3968–3980, 2018, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:49351949

[119] M. E. Hassanzadeh, M. Nayeripour, S. Hasanvand, and R. Sepehrzad, "Hierarchical optimal allocation of BESS using APT-FPSO based on stochastic programming model considering voltage sensitivity and eigenvalues analyses," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 153, p. 109291, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2023.109291.

[120] M. Javadi, Y. Gong, and C. Y. Chung, "Frequency Stability Constrained BESS Sizing Model for Microgrids," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 39, no. 2, pp. 2866–2878, 2024, doi: 10.1109/TPWRS.2023.3284854.

[121] N. Jayasekara, M. A. S. Masoum, and P. J. Wolfs, "Optimal Operation of Distributed Energy Storage Systems to Improve Distribution Network Load and Generation Hosting Capability," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 7, no. 1, pp. 250–261, 2016, doi: 10.1109/TSTE.2015.2487360.

[122] Y. Shi, S. Cheng, C. Chen, Y. Luo, J. Zhao, and M. Ghiasi, "Modified Biogeography Optimization Strategy for Optimal Sizing and Performance of Battery Energy Storage System in Microgrid Considering Wind Energy Penetration," *Batteries*, vol. 9, no. 5. 2023. doi: 10.3390/batteries9050254.

[123] A. Monforti Ferrario *et al.*, "A model-based parametric and optimal sizing of a battery/hydrogen storage of a real hybrid microgrid supplying a residential load: Towards island operation," *Adv. Appl. Energy*, vol. 3, p. 100048, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.adapen.2021.100048.

[124] K. V. dos Santos, L. Higino Silva Santos, N. Bañol Arias, J. C. López, M. J. Rider, and L. C. P. da Silva, "Optimal Sizing and Allocation of Distributed Energy Resources in Microgrids Considering Internal Network Reinforcements," *J. Control. Autom. Electr. Syst.*, vol. 34, no. 1, pp. 106–119, 2023, doi: 10.1007/s40313-022-00934-x.

[125] R. Khamharnphol *et al.*, "Microgrid hybrid Solar/Wind/Diesel and Battery energy storage power generation system: application to Koh Samui, Southern Thailand," *Int. J. Renew. Energy Dev.*, vol. 12, no. 2, p. 216, 2023.

[126] Y. Alhumaid, K. Khan, F. Alismail, and M. Khalid, "Multi-Input Nonlinear Programming Based Deterministic Optimization Framework for Evaluating Microgrids with Optimal Renewable-Storage Energy Mix," *Sustainability*,

vol. 13, no. 11. 2021. doi: 10.3390/su13115878.

[127] T. Khalili, A. Jafari, M. Abapour, and B. Mohammadi-Ivatloo, "Optimal battery technology selection and incentive-based demand response program utilization for reliability improvement of an insular microgrid," *Energy*, vol. 169, pp. 92–104, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.12.024.

[128] H. Khan, I. F. Nizami, S. M. Qaisar, A. Waqar, M. Krichen, and A. T. Almaktoom, "Analyzing Optimal Battery Sizing in Microgrids Based on the Feature Selection and Machine Learning Approaches," *Energies*, 2022, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:253154677

[129] I. Alsaidan, A. Khodaei, and W. Gao, "A comprehensive battery energy storage optimal sizing model for microgrid applications," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 4, pp. 3968–3980, 2017.

[130] H. Takano, R. Hayashi, H. Asano, and T. Goda, "Optimal Sizing of Battery Energy Storage Systems Considering Cooperative Operation with Microgrid Components," *Energies*, 2021, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:243970512

[131] M. Sufyan, N. A. Rahim, C. Tan, M. A. Muhammad, and S. R. S. Raihan, "Optimal sizing and energy scheduling of isolated microgrid considering the battery lifetime degradation," *PLoS One*, vol. 14, 2019, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:67857374

[132] U. B. Tayab, K. N. Hasan, R. Shah, and S. Islam, "Optimum battery sizing, scheduling and demand management for microgrids using slime mould algorithm," *J. Energy Storage*, vol. 91, p. 112034, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.est.2024.112034.

[133] T. M. Masaud and E. F. El-Saadany, "Correlating Optimal Size, Cycle Life Estimation, and Technology Selection of Batteries: A Two-Stage Approach for Microgrid Applications," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 11, pp. 1257–1267, 2020, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:197434804

[134] Y. Zahraoui, I. Alhamrouni, S. Mekhilef, M. R. B. Khan, B. P. Hayes, and M. E. Ahmed, "A novel approach for sizing battery storage system for enhancing resilience ability of a microgrid," *Int. Trans. Electr. Energy Syst.*, 2021, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:244594472

[135] S. Bandyopadhyay, G. R. C. Mouli, Z. Qin, L. R. Elizondo, and P. Bauer, "Techno-Economical Model Based Optimal Sizing of PV-Battery Systems for Microgrids," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 11, pp. 1657–1668, 2020, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:202093469

[136] A. Kumar, A. Verma, and R. Talwar, "Optimal techno-economic sizing of a multi-generation microgrid system with reduced dependency on grid for critical health-care, educational and industrial facilities," *Energy*, vol. 208, p. 118248, 2020, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:224901987

[137] U. T. Salman, F. S. M. Al-Ismail, and M. W. Khalid, "Optimal Sizing of Battery Energy Storage for Grid-Connected and Isolated Wind-Penetrated

Microgrid," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 91129–91138, 2020, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:218959843

[138] V. V. S. N. Murty and A. Kumar, "RETRACTED ARTICLE: Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources and battery energy storage systems," *Prot. Control Mod. Power Syst.*, vol. 5, 2020, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:209843388

[139] F. Boutros, M. Doumiati, J.-C. Olivier, I. Mougharbel, and H. Kanaan, "New modelling approach for the optimal sizing of an islanded microgrid considering economic and environmental challenges," *Energy Convers. Manag.*, vol. 277, p. 116636, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116636.

[140] H. Habbak, M. Mahmoud, K. Metwally, M. M. Fouda, and M. I. Ibrahem, "Load forecasting techniques and their applications in smart grids," *Energies*, vol. 16, no. 3, p. 1480, 2023.

[141] M. Hasan *et al.*, "A state-of-the-art comparative review of load forecasting methods: Characteristics, perspectives, and applications," *Energy Convers. Manag. X*, p. 100922, 2025.

[142] D. Alberg and M. Last, "Short-term load forecasting in smart meters with sliding window-based ARIMA algorithms," *Vietnam J. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 3, pp. 241–249, 2018, doi: 10.1007/s40595-018-0119-7.

[143] J. Massana, C. Pous, L. Burgas, J. Melendez, and J. Colomer, "Short-term load forecasting for non-residential buildings contrasting artificial occupancy attributes," *Energy Build.*, vol. 130, pp. 519–531, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.08.081.

[144] X. Li, J. Wen, R. Liu, and X. Zhou, "Commercial building cooling energy forecasting using proactive system identification: A whole building experiment study," *Sci. Technol. Built Environ.*, vol. 22, no. 6, pp. 674–691, Aug. 2016, doi: 10.1080/23744731.2016.1188654.

[145] S. Kaneriya *et al.*, "Data Consumption-Aware Load Forecasting Scheme for Smart Grid Systems," in *2018 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/GLOCOMW.2018.8644096.

[146] J. Zhang, Y.-M. Wei, D. Li, Z. Tan, and J. Zhou, "Short term electricity load forecasting using a hybrid model," *Energy*, vol. 158, pp. 774–781, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.06.012.

[147] F. L. Quilumba, W.-J. Lee, H. Huang, D. Y. Wang, and R. L. Szabados, "Using Smart Meter Data to Improve the Accuracy of Intraday Load Forecasting Considering Customer Behavior Similarities," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 2, pp. 911–918, 2015, doi: 10.1109/TSG.2014.2364233.

[148] R. Jiao, T. Zhang, Y. Jiang, and H. He, "Short-Term Non-Residential Load Forecasting Based on Multiple Sequences LSTM Recurrent Neural Network," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 59438–59448, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2873712.

[149] J. Cugliari, Y. Goude, and J.-M. Poggi, "Disaggregated electricity

forecasting using wavelet-based clustering of individual consumers," in *2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, 2016, pp. 1–6. doi: 10.1109/ENERGYCON.2016.7514087.

[150] M. Chaouch, "Clustering-Based Improvement of Nonparametric Functional Time Series Forecasting: Application to Intra-Day Household-Level Load Curves," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 1, pp. 411–419, 2014, doi: 10.1109/TSG.2013.2277171.

[151] Y. LI, D. HAN, and Z. YAN, "Long-term system load forecasting based on data-driven linear clustering method," *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, vol. 6, no. 2, pp. 306–316, 2018, doi: 10.1007/s40565-017-0288-x.

[152] H. H. H. Aly, "A proposed intelligent short-term load forecasting hybrid models of ANN, WNN and KF based on clustering techniques for smart grid," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 182, p. 106191, 2020, doi: https://doi.org/10.1016/j.epsr.2019.106191.

[153] C. Zhang and R. Li, "A Novel Closed-Loop Clustering Algorithm for Hierarchical Load Forecasting," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 12, no. 1, pp. 432–441, 2021, doi: 10.1109/TSG.2020.3015000.

[154] Z. Yu, F. Haghighat, B. C. M. Fung, and H. Yoshino, "A decision tree method for building energy demand modeling," *Energy Build.*, vol. 42, no. 10, pp. 1637–1646, 2010, doi: https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.04.006.

[155] J.-S. Chou and D.-K. Bui, "Modeling heating and cooling loads by artificial intelligence for energy-efficient building design," *Energy Build.*, vol. 82, pp. 437–446, 2014, doi: https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.07.036.

[156] H. Sha, P. Xu, C. Hu, Z. Li, Y. Chen, and Z. Chen, "A simplified HVAC energy prediction method based on degree-day," *Sustain. Cities Soc.*, vol. 51, p. 101698, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101698.

[157] Y. Peng, A. Rysanek, Z. Nagy, and A. Schlüter, "Using machine learning techniques for occupancy-prediction-based cooling control in office buildings," *Appl. Energy*, vol. 211, pp. 1343–1358, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.002.

[158] G.-F. Fan, L.-L. Peng, W.-C. Hong, and F. Sun, "Electric load forecasting by the SVR model with differential empirical mode decomposition and auto regression," *Neurocomputing*, vol. 173, pp. 958–970, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.08.051.

[159] C. Fan, F. Xiao, and Y. Zhao, "A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms," *Appl. Energy*, vol. 195, pp. 222–233, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.03.064.

[160] M. Alazab, S. Khan, S. S. R. Krishnan, Q.-V. Pham, M. P. K. Reddy, and T. R. Gadekallu, "A Multidirectional LSTM Model for Predicting the Stability of a Smart Grid," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 85454–85463, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2991067.

[161] A. Marinescu, I. Dusparic, C. Harris, V. Cahill, and S. Clarke, "A dynamic forecasting method for small scale residential electrical demand," in *2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2014, pp.

3767–3774. doi: 10.1109/IJCNN.2014.6889425.

[162] M. M. Badr *et al.*, "Privacy-Preserving and Communication-Efficient Energy Prediction Scheme Based on Federated Learning for Smart Grids," *IEEE Internet Things J.*, vol. 10, no. 9, pp. 7719–7736, 2023, doi: 10.1109/JIOT.2022.3230586.

[163] E. Mocanu, P. H. Nguyen, M. Gibescu, and W. L. Kling, "Deep learning for estimating building energy consumption," *Sustain. Energy, Grids Networks*, vol. 6, pp. 91–99, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.segan.2016.02.005.

[164] E. Mocanu, P. H. Nguyen, W. L. Kling, and M. Gibescu, "Unsupervised energy prediction in a Smart Grid context using reinforcement cross-building transfer learning," *Energy Build.*, vol. 116, pp. 646–655, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.01.030.

[165] A. N. Khan, N. Iqbal, R. Ahmad, and D.-H. Kim, "Ensemble Prediction Approach Based on Learning to Statistical Model for Efficient Building Energy Consumption Management," *Symmetry*, vol. 13, no. 3. 2021. doi: 10.3390/sym13030405.

[166] E. Sala-Cardoso, M. Delgado-Prieto, K. Kampouropoulos, and L. Romeral, "Activity-aware HVAC power demand forecasting," *Energy Build.*, vol. 170, pp. 15–24, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.03.087.

[167] S. Bouktif, A. Fiaz, A. Ouni, and M. A. Serhani, "Optimal Deep Learning LSTM Model for Electric Load Forecasting using Feature Selection and Genetic Algorithm: Comparison with Machine Learning Approaches †," *Energies*, vol. 11, no. 7. 2018. doi: 10.3390/en11071636.

[168] R. K. Agrawal, F. Muchahary, and M. M. Tripathi, "Long term load forecasting with hourly predictions based on long-short-term-memory networks," in *2018 IEEE Texas Power and Energy Conference (TPEC)*, 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/TPEC.2018.8312088.

[169] T. Ahmad and H. Chen, "Potential of three variant machine-learning models for forecasting district level medium-term and long-term energy demand in smart grid environment," *Energy*, vol. 160, pp. 1008–1020, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.07.084.

[170] M. Massaoudi, S. S. Refaat, I. Chihi, M. Trabelsi, F. S. Oueslati, and H. Abu-Rub, "A novel stacked generalization ensemble-based hybrid LGBM-XGB-MLP model for Short-Term Load Forecasting," *Energy*, vol. 214, p. 118874, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118874.

[171] Y. Wang, D. Gan, M. Sun, N. Zhang, Z. Lu, and C. Kang, "Probabilistic individual load forecasting using pinball loss guided LSTM," *Appl. Energy*, vol. 235, pp. 10–20, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.10.078.

[172] M. Brégère and M. Huard, "Online hierarchical forecasting for power consumption data," *Int. J. Forecast.*, vol. 38, no. 1, pp. 339–351, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.05.011.

[173] D. Li, Y. Tan, Y. Zhang, S. Miao, and S. He, "Probabilistic forecasting method for mid-term hourly load time series based on an improved temporal fusion transformer model," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 146, p.

108743, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2022.108743.

[174] P. Mancuso, V. Piccialli, and A. M. Sudoso, “A machine learning approach for forecasting hierarchical time series,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 182, p. 115102, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115102.

[175] N. Ghadimi, A. Akbarimajd, H. Shayeghi, and O. Abedinia, “Two stage forecast engine with feature selection technique and improved meta-heuristic algorithm for electricity load forecasting,” *Energy*, vol. 161, pp. 130–142, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.07.088.

[176] L. Sun, H. Qin, K. Przystupa, M. Majka, and O. Kochan, “Individualized Short-Term Electric Load Forecasting Using Data-Driven Meta-Heuristic Method Based on LSTM Network,” *Sensors*, vol. 22, no. 20. 2022. doi: 10.3390/s22207900.

[177] W. Ahmad *et al.*, “Towards Short Term Electricity Load Forecasting Using Improved Support Vector Machine and Extreme Learning Machine,” *Energies*, vol. 13, no. 11. 2020. doi: 10.3390/en13112907.

[178] H. Xian and J. Che, “Multi-space collaboration framework based optimal model selection for power load forecasting,” *Appl. Energy*, vol. 314, p. 118937, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118937.

[179] Z. Zhang and W.-C. Hong, “Electric load forecasting by complete ensemble empirical mode decomposition adaptive noise and support vector regression with quantum-based dragonfly algorithm,” *Nonlinear Dyn.*, vol. 98, no. 2, pp. 1107–1136, 2019, doi: 10.1007/s11071-019-05252-7.

[180] M. H. D. M. Ribeiro, R. G. da Silva, G. T. Ribeiro, V. C. Mariani, and L. dos S. Coelho, “Cooperative ensemble learning model improves electric short-term load forecasting,” *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 166, p. 112982, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.chaos.2022.112982.

[181] J. Walther, D. Spanier, N. Panten, and E. Abele, “Very short-term load forecasting on factory level – A machine learning approach,” *Procedia CIRP*, vol. 80, pp. 705–710, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.01.060.

[182] R. Gonzalez, S. Ahmed, and M. Alamaniotis, “Implementing very-short-term forecasting of residential load demand using a deep neural network architecture,” *Energies*, vol. 16, no. 9, p. 3636, 2023.

[183] H. Joshi and A. Yadav, “Multiplicative neuron models for very short-term load forecasting,” *Electr. Eng.*, vol. 106, no. 6, pp. 7967–7972, 2024.

[184] Y. Hong, Y. Zhou, Q. Li, W. Xu, and X. Zheng, “A Deep Learning Method for Short-Term Residential Load Forecasting in Smart Grid,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 55785–55797, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2981817.

[185] S. Yi, H. Liu, T. Chen, J. Zhang, and Y. Fan, “A deep LSTM-CNN based on self-attention mechanism with input data reduction for short-term load forecasting,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 17, no. 7, pp. 1538–1552, Apr. 2023, doi: https://doi.org/10.1049/gtd2.12763.

[186] Q. Cheng *et al.*, “Short-term load forecasting method for low voltage users based on deep belief neural network,” in *2020 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC)*, IEEE, 2020, pp. 2564–2569.

[187] X. Zhang, Z. Zeng, P. Wang, J. Song, and Z. Kong, “A hybrid edge-cloud computing method for short-term electric load forecasting based on smart metering terminal,” in *2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*, IEEE, 2020, pp. 3101–3105.

[188] Y. Xuan *et al.*, “Multi-Model Fusion Short-Term Load Forecasting Based on Random Forest Feature Selection and Hybrid Neural Network,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 69002–69009, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3051337.

[189] S. G. N and G. S. Sheshadri, “Electrical Load Forecasting Using Time Series Analysis,” in *2020 IEEE Bangalore Humanitarian Technology Conference (B-HTC)*, 2020, pp. 1–6. doi: 10.1109/B-HTC50970.2020.9297986.

[190] J. Son, J. Cha, H. Kim, and Y.-M. Wi, “Day-Ahead Short-Term Load Forecasting for Holidays Based on Modification of Similar Days’ Load Profiles,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 17864–17880, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3150344.

[191] P. Zeng, M. Jin, and M. F. Elahe, “Short-Term Power Load Forecasting Based on Cross Multi-Model and Second Decision Mechanism,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 184061–184072, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3028649.

[192] Y. Tang and H. Cai, “Short-Term Power Load Forecasting Based on VMD-Pyraformer-Adan,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 61958–61967, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3273596.

[193] S. Wang, S. Wang, and D. Wang, “Combined probability density model for medium term load forecasting based on quantile regression and kernel density estimation,” *Energy Procedia*, vol. 158, pp. 6446–6451, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.01.169.

[194] A. Zare-Noghabi, M. Shabanzadeh, and H. Sangrody, “Medium-term load forecasting using support vector regression, feature selection, and symbiotic organism search optimization,” in *2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, IEEE, 2019, pp. 1–5.

[195] H. L. Imam, M. S. Gaya, and G. S. M. Galadanci, “Medium term load demand forecast of Kano zone using neural network algorithms,” *TELKOMNIKA (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 18, no. 4, pp. 2112–2117, 2020.

[196] B. Jin *et al.*, “Hybrid lstm–bpnn-to-bpnn model considering multi-source information for forecasting medium-and long-term electricity peak load,” *Energies*, vol. 15, no. 20, p. 7584, 2022.

[197] F. Yaprakdal and F. Bal, “Comparison of robust machine-learning and deep-learning models for midterm electrical load forecasting,” *Eur. J. Tech.*, vol. 12, no. 2, pp. 102–107, 2022.

[198] A. Setiawan, Z. Arifin, B. Sudiarto, F. H. Jufri, Q. Haramaini, and I. Garniwa, “Comparison of Medium-Term Load Forecasting Methods (Splitted Linear Regression and Artificial Neural Networks) in Electricity Systems Located in Tropical Regions,” in *2022 3rd International Conference on Clean and Green Energy Engineering (CGEE)*, IEEE, 2022,

pp. 84–88.

[199] P. Matrenin, M. Safaraliev, S. Dmitriev, S. Kokin, A. Ghulomzoda, and S. Mitrofanov, “Medium-term load forecasting in isolated power systems based on ensemble machine learning models,” *Energy Reports*, vol. 8, pp. 612–618, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.11.175.

[200] H. Daneshi, M. Shahidehpour, and A. L. Choobbari, “Long-term load forecasting in electricity market,” in *2008 IEEE international conference on electro/information technology*, IEEE, 2008, pp. 395–400.

[201] H. Sangrody, N. Zhou, S. Tutun, B. Khorramdel, M. Motalleb, and M. Sarailoo, “Long term forecasting using machine learning methods,” in *2018 IEEE Power and Energy Conference at Illinois (PECI)*, IEEE, 2018, pp. 1–5.

[202] S. Essallah and A. Khedher, “A comparative study of long-term load forecasting techniques applied to Tunisian grid case,” *Electr. Eng.*, vol. 101, no. 4, pp. 1235–1247, 2019, doi: 10.1007/s00202-019-00859-w.

[203] G. Nalcaci, A. Özmen, and G. W. Weber, “Long-term load forecasting: models based on MARS, ANN and LR methods,” *Cent. Eur. J. Oper. Res.*, vol. 27, no. 4, pp. 1033–1049, 2019, doi: 10.1007/s10100-018-0531-1.

[204] N. Son, S. Yang, and J. Na, “Deep neural network and long short-term memory for electric power load forecasting,” *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 18, p. 6489, 2020.

[205] D. Zhang, W. Guan, J. Yang, H. Yu, W. Xiao, and T. Yu, “Medium—and long-term load forecasting method for group objects based on the image representation learning,” *Front. Energy Res.*, vol. 9, p. 739993, 2021.

[206] Y. Jingying *et al.*, “Long-term load combination forecasting method considering the periodicity and trend of data,” in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, 2021, p. 1057.

[207] N. A. Mohammed and A. Al-Bazi, “An adaptive backpropagation algorithm for long-term electricity load forecasting,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 34, no. 1, pp. 477–491, 2022, doi: 10.1007/s00521-021-06384-x.

[208] Y. Wang, R. Zou, F. Liu, L. Zhang, and Q. Liu, “A review of wind speed and wind power forecasting with deep neural networks,” *Appl. Energy*, vol. 304, p. 117766, 2021.

[209] Y. Zhang, Y. Li, and G. Zhang, “Short-term wind power forecasting approach based on Seq2Seq model using NWP data,” *Energy*, vol. 213, p. 118371, 2020, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118371.

[210] K. Wang, X. Qi, H. Liu, and J. Song, “Deep belief network based k-means cluster approach for short-term wind power forecasting,” *Energy*, vol. 165, pp. 840–852, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.09.118.

[211] A. T. Eseye, J. Zhang, D. Zheng, H. Ma, and G. Jingfu, “Short-term wind power forecasting using a double-stage hierarchical hybrid GA-ANN approach,” in *2017 IEEE 2nd International Conference on Big Data Analysis (ICBDA)*, IEEE, 2017, pp. 552–556.

[212] B. He *et al.*, “A combined model for short-term wind power forecasting

based on the analysis of numerical weather prediction data," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 929–939, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.10.102.

[213] D. M. J., C. Daniel, and R. Jesus, "Short-Term Wind Power Forecast Based on ARX Models," *J. Energy Eng.*, vol. 133, no. 3, pp. 172–180, Sep. 2007, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9402(2007)133:3(172).

[214] S. N. Singh and A. Mohapatra, "Repeated wavelet transform based ARIMA model for very short-term wind speed forecasting," *Renew. energy*, vol. 136, pp. 758–768, 2019.

[215] P. Lv and L. Yue, "Short-term wind speed forecasting based on non-stationary time series analysis and ARCH model," in *2011 International Conference on Multimedia Technology*, IEEE, 2011, pp. 2549–2553.

[216] G. Kariniotakis, E. Nogaret, and G. Stavrakakis, "A fuzzy logic and a neural network based wind power forecasting model," in *1996 European Union Wind Energy Conference, EUWEC'96*, 1996, pp. 596–599.

[217] Y. Cao, Y. Liu, D. Zhang, W. Wang, and Z. Chen, "Wind power ultra-short-term forecasting method combined with pattern-matching and ARMA-model," in *2013 IEEE Grenoble Conference*, IEEE, 2013, pp. 1–4.

[218] M. Milligan, M. Schwartz, and Y. Wan, "Statistical wind power forecasting models: Results for US wind farms," National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2003.

[219] S. Khazaei, M. Ehsan, S. Soleymani, and H. Mohammadnezhad-Shourkaei, "A high-accuracy hybrid method for short-term wind power forecasting," *Energy*, vol. 238, p. 122020, 2022.

[220] M. Carolin Mabel and E. Fernandez, "Analysis of wind power generation and prediction using ANN: A case study," *Renew. Energy*, vol. 33, no. 5, pp. 986–992, 2008, doi: https://doi.org/10.1016/j.renene.2007.06.013.

[221] S. Ansari, T. G. S. V. Kumar, and J. Dhillon, "Wind power forecasting using artificial neural network," in *2021 4th International Conference on Recent Developments in Control, Automation & Power Engineering (RDCAPE)*, IEEE, 2021, pp. 35–37.

[222] K. B. Sahay and S. Srivastava, "Short-Term Wind Speed Forecasting of Lelystad Wind Farm by Using ANN Algorithms," in *2018 International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, 2018, pp. 1–4. doi: 10.1109/IEECON.2018.8712227.

[223] F. Pelletier, C. Masson, and A. Tahan, "Wind turbine power curve modelling using artificial neural network," *Renew. Energy*, vol. 89, pp. 207–214, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.11.065.

[224] B. Bilal *et al.*, "Wind turbine power output prediction model design based on artificial neural networks and climatic spatiotemporal data," in *2018 IEEE international conference on industrial technology (ICIT)*, IEEE, 2018, pp. 1085–1092.

[225] Y. Zhao, L. Ye, Z. Li, X. Song, Y. Lang, and J. Su, "A novel bidirectional mechanism based on time series model for wind power forecasting," *Appl. Energy*, vol. 177, pp. 793–803, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.03.096.

[226] M. N. Jyothi and P. V. R. Rao, “Very-short term wind power forecasting through adaptive wavelet neural network,” in *2016 Biennial International Conference on Power and Energy Systems: Towards Sustainable Energy (PESTSE)*, IEEE, 2016, pp. 1–6.

[227] G. Sideratos and N. D. Hatziargyriou, “An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 1, pp. 258–265, 2007, doi: 10.1109/TPWRS.2006.889078.

[228] M. G. De Giorgi, A. Ficarella, and M. Tarantino, “Assessment of the benefits of numerical weather predictions in wind power forecasting based on statistical methods,” *Energy*, vol. 36, no. 7, pp. 3968–3978, 2011, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.05.006.

[229] L. Xu and J. Mao, “Short-term wind power forecasting based on Elman neural network with particle swarm optimization,” in *2016 Chinese control and decision conference (CCDC)*, IEEE, 2016, pp. 2678–2681.

[230] W.-Y. Chang, “Application of back propagation neural network for wind power generation forecasting,” *Int. J. Digit. Content Technol. its Appl.*, vol. 7, no. 4, p. 502, 2013.

[231] J. P. da S. Catalão, H. M. I. Pousinho, and V. M. F. Mendes, “An artificial neural network approach for short-term wind power forecasting in Portugal,” in *2009 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems*, IEEE, 2009, pp. 1–5.

[232] X. Yuan, C. Chen, M. Jiang, and Y. Yuan, “Prediction interval of wind power using parameter optimized Beta distribution based LSTM model,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 82, p. 105550, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105550.

[233] A. Banik, C. Behera, T. V Sarathkumar, and A. K. Goswami, “Uncertain wind power forecasting using LSTM-based prediction interval,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 14, no. 14, pp. 2657–2667, Oct. 2020, doi: https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2019.1238.

[234] I. A. Araya, C. Valle, and H. Allende, “A Multi-Scale Model based on the Long Short-Term Memory for day ahead hourly wind speed forecasting,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 136, pp. 333–340, 2020, doi: https://doi.org/10.1016/j.patrec.2019.10.011.

[235] E. Mora, J. Cifuentes, and G. Marulanda, “Short-Term Forecasting of Wind Energy: A Comparison of Deep Learning Frameworks,” *Energies*, vol. 14, no. 23. 2021. doi: 10.3390/en14237943.

[236] D. Ziaei and N. Goudarzi, “Short-Term Wind Characteristics Forecasting Using Stacked LSTM Networks.” Jul. 20, 2021. doi: 10.1115/POWER2021-65866.

[237] J. Sathyara and V. Sankardoss, “Short-Term Wind Speed Forecasting using Long Shot-Term Memory Algorithms,” in *2024 3rd International Conference on Automation, Computing and Renewable Systems (ICACRS)*, 2024, pp. 927–935. doi: 10.1109/ICACRS62842.2024.10841597.

[238] P. Papazek and I. Schicker, “A deep learning LSTM forecasting approach for renewable energy systems,” in *EGU General Assembly Conference*

Abstracts, 2021, pp. EGU21-9910.

[239] G. Marulanda, J. Cifuentes, A. Bello, and J. Reneses, "Short-Term Wind Power Forecasting by a Long Short Term Memory Ensemble Approach," in *2022 13th International Renewable Energy Congress (IREC)*, 2022, pp. 1–6. doi: 10.1109/IREC56325.2022.10002025.

[240] X. Shi *et al.*, "Deep-learning-based wind speed forecasting considering spatial–temporal correlations with adjacent wind turbines," *J. Coast. Res.*, vol. 93, no. SI, pp. 623–632, 2019.

[241] F. Shahid, A. Zameer, A. Mehmood, and M. A. Z. Raja, "A novel wavenets long short term memory paradigm for wind power prediction," *Appl. Energy*, vol. 269, p. 115098, 2020.

[242] Y. Liu *et al.*, "Wind power short-term prediction based on LSTM and discrete wavelet transform," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 6, p. 1108, 2019.

[243] H. Acikgoz, C. Yildiz, and M. Sekkeli, "An extreme learning machine based very short-term wind power forecasting method for complex terrain," *Energy Sources, Part A Recover. Util. Environ. Eff.*, vol. 42, no. 22, pp. 2715–2730, Nov. 2020, doi: 10.1080/15567036.2020.1755390.

[244] M. Pichault, C. Vincent, G. Skidmore, and J. Monty, "Short-Term Wind Power Forecasting at the Wind Farm Scale Using Long-Range Doppler LiDAR," *Energies*, vol. 14, no. 9. 2021. doi: 10.3390/en14092663.

[245] A. Dutta, K. Das, F. De Rango, T. Le Feudo, and C. R. Calidonna, "A Comparative Study on Statistical and AI-Based Short-Term Wind Speed Forecasting," in *2025 15th International Renewable Energy Congress (IREC)*, 2025, pp. 1–6. doi: 10.1109/IREC64614.2025.10926819.

[246] C. Yildiz, H. Acikgoz, D. Korkmaz, and U. Budak, "An improved residual-based convolutional neural network for very short-term wind power forecasting," *Energy Convers. Manag.*, vol. 228, p. 113731, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.113731.

[247] M. Abou Houran, S. M. Salman Bukhari, M. H. Zafar, M. Mansoor, and W. Chen, "COA-CNN-LSTM: Coati optimization algorithm-based hybrid deep learning model for PV/wind power forecasting in smart grid applications," *Appl. Energy*, vol. 349, p. 121638, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121638.

[248] G. Ekinci and H. K. Ozturk, "Forecasting Wind Farm Production in the Short, Medium, and Long Terms Using Various Machine Learning Algorithms," *Energies*, vol. 18, no. 5. 2025. doi: 10.3390/en18051125.

[249] D. A. R. de Jesús, P. Mandal, Y.-K. Wu, and T. Senjyu, "Deep Learning Ensemble Based New Approach for Very Short-Term Wind Power Forecasting," in *2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/PESGM41954.2020.9281473.

[250] M. T. U. Alam, "Comparative Machine Learning and Time Series Forecasting of Wind Power Output using SCADA Data," *J. Comput. Sci. Technol. Stud.*, vol. 7, no. 7, pp. 10–32996, 2025.

[251] J. Krevnevičiūtė, A. Mitkevičius, D. Naujokaitis, I. Lagzdinytė-Budnikė, and M. Marčiukaitis, "The Forecast of the Wind Turbine Generated Power Using

Hybrid (LTC + XGBoost) Model," *Applied Sciences*, vol. 15, no. 13. 2025. doi: 10.3390/app15137615.

[252] U. Singh and M. Rizwan, "SCADA system dataset exploration and machine learning based forecast for wind turbines," *Results Eng.*, vol. 16, p. 100640, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100640.

[253] M. A. Yelgeç and O. Bingöl, "Wind Power Forecasting With LSTM and Comparison With Different Machine Learning Algorithms: A Case Study of Southwestern Turkey," *Electr. Power Components Syst.*, pp. 1–20, doi: 10.1080/15325008.2024.2327826.

[254] P. Malhan and M. Mittal, "Comparison of Decomposition-based Machine Learning Models for Multi-step Time Series Forecasting of Wind Power Generation," in *2021 IEEE 2nd International Conference On Electrical Power and Energy Systems (ICEPES)*, 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICEPES52894.2021.9699518.

[255] "Boğaziçi University." Accessed: Dec. 09, 2022. [Online]. Available: https://www.boun.edu.tr/en_US/Content/About_BU/Campuses/Saritepe_Campus

[256] "Enercon E-44 technical specifications." Accessed: Aug. 31, 2025. [Online]. Available: https://en.wind-turbine-models.com/turbines/531-enercon-e-44

[257] S. Iscan, "Creating and modeling the energy management system of Metro Istanbul and its evaluation," Yalova University, 2019.

[258] EMRA, *Procedures and Principles Regarding Tariff Applications of Distribution Licensee Legal Entities and Responsible Supply Companies*. Türkiye, 2015. [Online]. Available: https://www.epdk.gov.tr/Detay/DownloadDocument?id=CEIq7hbSrC4=

[259] EMRA, *Electricity tariff tables valid as of 1/10/2022*. Türkiye, 2022. Accessed: May 09, 2024. [Online]. Available: https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/3-1327/elektrik-faturalarina-esas-tarife-tablolari

[260] "5346 Sayılı Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Elektrik Enerjisi Üretimi Amaçlı Kullanımına İlişkin Kanun." Accessed: Sep. 01, 2025. [Online]. Available: https://mevzuat.gov.tr/mevzuat?MevzuatNo=5346&MevzuatTur=1&MevzuatTertip=5

[261] TCMB, "Kurlar-Efektif Kurlar(Aylık)." Accessed: Sep. 01, 2025. [Online]. Available: https://evds2.tcmb.gov.tr/index.php?/evds/serieMarket/#collapse_2

[262] A. Soroudi, *Power system optimization modeling in GAMS*. 2017. doi: 10.1007/978-3-319-62350-4.

[263] N. Andrei, *Nonlinear optimization applications using the GAMS technology*, 1st ed. New York: Springer, 2013. doi: https://doi.org/10.1007/978-1-4614-6797-7.

[264] M. C. Ferris and T. S. Munson, "Complementarity problems in GAMS and the PATH solver," *J. Econ. Dyn. Control*, vol. 24, no. 2, pp. 165–188, 2000, doi: 10.1016/s0165-1889(98)00092-x.

[265] “Opet Akaryakıt Fiyat Arşivi.” Accessed: May 01, 2024. [Online]. Available: https://www.opet.com.tr/akaryakit-fiyatlari-arsivi

[266] “Carbon Footprint.” Accessed: Dec. 09, 2022. [Online]. Available: https://www.egeorman.org.tr/hesaplayicilar/karbon-ayakizi/

[267] A. Q. Jakhrani, A. R. H. Rigit, A. K. Othman, S. R. Samo, and S. A. Kamboh, “Estimation of carbon footprints from diesel generator emissions,” *Proc. 2012 Int. Conf. Green Ubiquitous Technol. GUT 2012*, pp. 78–81, 2012, doi: 10.1109/GUT.2012.6344193.

[268] “How to calculate the CO2 emission from the fuel consumption?” Accessed: Dec. 11, 2022. [Online]. Available: https://ecoscore.be/en/info/ecoscore/co2

[269] J. A. de Carvalho, A. de Castro, G. H. Brasil, P. A. de Souza, and A. Z. Mendiburu, “CO2 Emission Factors and Carbon Losses for Off-Road Mining Trucks,” *Energies*, vol. 15, no. 7, pp. 1–17, 2022, doi: 10.3390/en15072659.

[270] M. Dolatabadi, S. Seyednouri, A. Hasselström, A. Safari, and M. Farrokhifar, “Energy storage device sizing and energy management in building-applied photovoltaic systems considering battery degradation,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 18, no. 1, pp. 30–47, 2024, doi: https://doi.org/10.1049/rpg2.12894.

[271] P. Börjesson and P. Larsson, “Cost models for battery energy storage systems,” no. 428. in TRITA-ITM-EX 2018. p. 31, 2018.

[272] E. Hittinger and R. E. Ciez, “Modeling Costs and Benefits of Energy Storage Systems,” *Annu. Rev. Environ. Resour.*, vol. 45, no. Volume 45, 2020, pp. 445–469, 2020, doi: https://doi.org/10.1146/annurev-environ-012320-082101.

[273] Statista, “Round trip efficiency of battery energy systems worldwide in 2023, by technology(in percentage),” Statista. Accessed: May 20, 2024. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/1423012/efficiency-of-battery-energy-systems/

[274] & R. M. The Faraday Institution, “Energy cost of battery energy systems worldwide in 2023, by technology (in U.S. dollars per kilowatt-hour),” 2023. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/1423073/energy-cost-for-battery-energy-systems/

[275] Statista, “Lithium-ion battery price worldwide from 2013 to 2023(in 2023 U.S. dollars per kilowatt-hour).” Accessed: May 05, 2024. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/883118/global-lithium-ion-battery-pack-costs/

[276] “Turkey Central Bank Discount Rate.” [Online]. Available: https://www.ceicdata.com/en/turkey/saving-discount-rate-and-interbank-rate/central-bank-discount-rate#:~:text=Turkey Central Bank Discount Rate data was reported at 43.250,to 2023%2C with 54 observations

[277] & R. M. The Faraday Institution, “Service life of battery energy systems worldwide in 2023, by technology (in years),” 2023. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/1423059/life-of-battery-energy-systems/

[278] Statista, “U.S. lithium-ion battery cost breakdown as of 2016, by

component." Accessed: May 05, 2024. [Online]. Available: https://www.statista.com/statistics/754144/lithium-ion-battery-us-cost-breakdown-by-component/

[279] M. Cristea, R.-A. Tîrnovan, C. Cristea, and C. Făgărășan, "Levelized cost of storage (LCOS) analysis of BESSs in Romania," *Sustain. Energy Technol. Assessments*, vol. 53, p. 102633, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102633.

[280] C. Martínez de León, C. Ríos, P. Molina, and J. J. Brey, "Levelized Cost of Storage (LCOS) for a hydrogen system," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 52, pp. 1274–1284, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2023.07.239.

[281] A. Akbar, M. A. B. A. Majid, and A. A. Mokhtar, "Life cycle costing of thermal energy storage system using CAPEX and OPEX," *J. Mech. Sci. Technol.*, vol. 35, no. 7, pp. 3223–3229, 2021, doi: 10.1007/s12206-021-0642-9.

[282] V. Jülch, "Comparison of electricity storage options using levelized cost of storage (LCOS) method," *Appl. Energy*, vol. 183, pp. 1594–1606, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.165.

[283] O. Erdinc, N. G. Paterakis, T. D. P. Mendes, A. G. Bakirtzis, and J. P. S. Catalão, "Smart Household Operation Considering Bi-Directional EV and ESS Utilization by Real-Time Pricing-Based DR," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 3, pp. 1281–1291, 2015, doi: 10.1109/TSG.2014.2352650.

[284] Y.-G. Park, C.-W. Kim, and J.-B. Park, "MILP-Based Dynamic Efficiency Scheduling Model of Battery Energy Storage Systems," *J. Electr. Eng. \& Technol.*, vol. 11, pp. 1063–1069, 2016, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:114318343

[285] F. Lo Franco, A. Morandi, P. Raboni, and G. Grandi, "Efficiency Comparison of DC and AC Coupling Solutions for Large-Scale PV+BESS Power Plants," *Energies*, 2021.

[286] F. Bovera, M. Spiller, M. Zatti, G. Rancilio, and M. Merlo, "Development, validation, and testing of advanced mathematical models for the optimization of BESS operation," *Sustain. Energy, Grids Networks*, 2023, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:261162541

[287] G. Rancilio, M. Merlo, A. Lucas, E. Kotsakis, and M. Delfanti, "BESS modeling: investigating the role of auxiliary system consumption in efficiency derating," *2020 Int. Symp. Power Electron. Electr. Drives, Autom. Motion*, pp. 189–194, 2020, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:221036006

[288] D. Wu, Q. Gui, W. Zhao, J. Wang, S. Shi, and Y. Zhou, "Battery Energy Storage System (BESS) Sizing Analysis of Bess-Assisted Fast-Charge Station Based on Double-Layer optimization Method," *2020 IEEE 3rd Student Conf. Electr. Mach. Syst.*, pp. 658–662, 2020, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:231974251

[289] S. Pal and R. Kumar, "Smart Household Energy Management by Employing EV and BESS as Enabling Technologies," *2018 8th IEEE India Int. Conf. Power Electron.*, pp. 1–6, 2018, [Online]. Available:

https://api.semanticscholar.org/CorpusID:148573696

[290] S. Sukumar, M. Marsadek, A. K. Ramasamy, and H. Bin Mokhlis, “Grey Wolf Optimizer Based Battery Energy Storage System Sizing for Economic Operation of Microgrid,” *2018 IEEE Int. Conf. Environ. Electr. Eng. 2018 IEEE Ind. Commer. Power Syst. Eur. (EEEIC / I\&CPS Eur.*, pp. 1–5, 2018, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:53018650

[291] A. F. Peñaranda, D. Romero-Quete, and C. A. Cortés, “Grid-Scale Battery Energy Storage for Arbitrage Purposes: A Colombian Case,” *Batteries*, 2021, [Online]. Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:239652382

[292] R. Jordan, *Metaheuristic Optimization in Power Engineering. Volume 1: Algorithms and power dispatch using MATLAB®-based software, Institution of Engineering and Technology*, vol. 274 SV–2. in Books, vol. 274 SV–2. 2024. doi: doi:10.1049/PBPO274F.

[293] F. Akın, “Güç Sistemleri İçin Arıza Akım Sınırlayıcı Optimizasyonu,” Yıldız Teknik Üniversitesi, 2025.

[294] V. Tomar, M. Bansal, and P. Singh, “Metaheuristic Algorithms for Optimization: A Brief Review,” *Engineering Proceedings*, vol. 59, no. 1. 2023. doi: 10.3390/engproc2023059238.

[295] A. Chakraborty and A. K. Kar, “Swarm Intelligence: A Review of Algorithms BT - Nature-Inspired Computing and Optimization: Theory and Applications,” S. Patnaik, X.-S. Yang, and K. Nakamatsu, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2017, pp. 475–494. doi: 10.1007/978-3-319-50920-4_19.

[296] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt Jr, and M. P. Vecchi, “Optimization by simulated annealing,” *Science (80-.).*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.

[297] W. M. N. Witharama, K. M. D. P. Bandara, M. I. Azeez, K. Bandara, V. Logeeshan, and C. Wanigasekara, “Advanced Genetic Algorithm for Optimal Microgrid Scheduling Considering Solar and Load Forecasting, Battery Degradation, and Demand Response Dynamics,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 83269–83284, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3412914.

[298] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization,” in *Proceedings of ICNN’95-international conference on neural networks*, ieee, 1995, pp. 1942–1948.

[299] Y. Shi and R. Eberhart, “A modified particle swarm optimizer,” in *1998 IEEE international conference on evolutionary computation proceedings. IEEE world congress on computational intelligence (Cat. No. 98TH8360)*, Ieee, 1998, pp. 69–73.

[300] M. Clerc and J. Kennedy, “The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 1, pp. 58–73, 2002.

[301] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, “Grey wolf optimizer,” *Adv. Eng. Softw.*, vol. 69, pp. 46–61, 2014.

[302] X.-S. Yang, *Nature-inspired metaheuristic algorithms*. Luniver press, 2010.

[303] X.-S. Yang, “Firefly algorithms for multimodal optimization,” in *International symposium on stochastic algorithms*, Springer, 2009, pp. 169–178.

[304] P. J. M. van Laarhoven and E. H. L. Aarts, “Simulated annealing BT - Simulated Annealing: Theory and Applications,” P. J. M. van Laarhoven and E. H. L. Aarts, Eds., Dordrecht: Springer Netherlands, 1987, pp. 7–15. doi: 10.1007/978-94-015-7744-1_2.

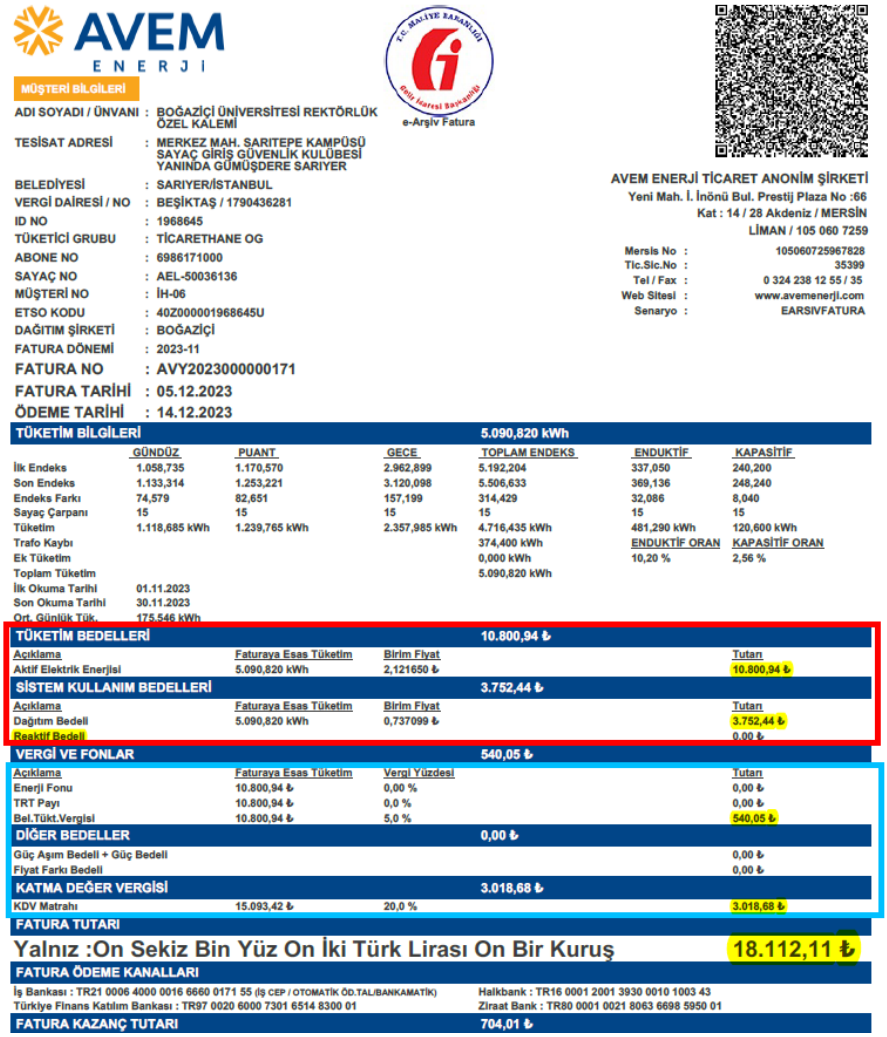
[305] F. Glover and M. Laguna, “Tabu search kluwer academic,” *Boston, Texas, Dordr.*, 1997.

[306] F. Glover, “Future paths for integer programming and links to artificial intelligence,” *Comput. Oper. Res.*, vol. 13, no. 5, pp. 533–549, 1986.

[307] R. Dharani, M. Balasubramonian, T. S. Babu, and B. Nastasi, “Load Shifting and Peak Clipping for Reducing Energy Consumption in an Indian University Campus,” *Energies*, vol. 14, no. 3. 2021. doi: 10.3390/en14030558.

[308] Z. Luo *et al.*, “Demand Flexibility of Residential Buildings: Definitions, Flexible Loads, and Quantification Methods,” *Engineering*, vol. 16, pp. 123–140, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.eng.2022.01.010.

A
ÖRNEK KDV VE DİĞER BEDELLER ORANI HESABI



AVEM ENERJİ

MÜŞTERİ BİLGİLERİ

ADI SOYADI / ÜNVANI : BOĞAZİÇİ ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜK ÖZEL KALEMİ
TESİSAT ADRESİ : MERKEZ MAH. SARITEPE KAMPÜSÜ SAYAÇ GİRİŞ GÜVENLİK KULÜBESİ YANINDA GÜMÜŞDERE SARIYER
BELEDİYESİ : SARIYER/İSTANBUL
VERGİ DAİRESİ / NO : BEŞİKTAŞ / 1790436281
ID NO : 1968645
TÜKETİCİ GRUBU : TİCARETHANE OG
ABONE NO : 6986171000
SAYAÇ NO : AEL-50036136
MÜŞTERİ NO : İH-06
ETSO KODU : 40Z000001968645U
DAĞITIM ŞİRKETİ : BOĞAZİÇİ
FATURA DÖNEMİ : 2023-11
FATURA NO : AVY2023000000171
FATURA TARİHİ : 05.12.2023
ÖDEME TARİHİ : 14.12.2023

e-Arşiv Fatura

AVEM ENERJİ TİCARET ANONİM ŞİRKETİ
Yeni Mah. İ. İnönü Bul. Prestij Plaza No :66
Kat : 14 / 28 Akdeniz / MERSİN
LİMAN / 105 060 7259
Mersis No : 105060725967828
Tic.Sic.No : 35399
Tel / Fax : 0 324 238 12 55 / 35
Web Sitesi : www.avemenerji.com
Senaryo : EARSIVFATURA

TÜKETİM BİLGİLERİ — 5.090,820 kWh

	GÜNDÜZ	PUANT	GECE	TOPLAM ENDEKS	ENDUKTİF	KAPASİTİF
İlk Endeks	1.058,735	1.170,570	2.962,899	5.192,204	337,050	240,200
Son Endeks	1.133,314	1.253,221	3.120,098	5.506,633	369,136	248,240
Endeks Farkı	74,579	82,651	157,199	314,429	32,086	8,040
Sayaç Çarpanı	15	15	15	15	15	15
Tüketim	1.118,685 kWh	1.239,765 kWh	2.357,985 kWh	4.716,435 kWh	481,290 kWh	120,600 kWh
Trafo Kaybı				374,400 kWh	ENDUKTİF ORAN	KAPASİTİF ORAN
Ek Tüketim				0,000 kWh	10,20 %	2,56 %
Toplam Tüketim				5.090,820 kWh		
İlk Okuma Tarihi	01.11.2023					
Son Okuma Tarihi	30.11.2023					
Ort. Günlük Tük.	175,546 kWh					

TÜKETİM BEDELLERİ — 10.800,94 ₺

Açıklama	Faturaya Esas Tüketim	Birim Fiyat	Tutarı
Aktif Elektrik Enerjisi	5.090,820 kWh	2,121650 ₺	10.800,94 ₺

SİSTEM KULLANIM BEDELLERİ — 3.752,44 ₺

Açıklama	Faturaya Esas Tüketim	Birim Fiyat	Tutarı
Dağıtım Bedeli	5.090,820 kWh	0,737099 ₺	3.752,44 ₺
Reaktif Bedeli			0,00 ₺

VERGİ VE FONLAR — 540,05 ₺

Açıklama	Faturaya Esas Tüketim	Vergi Yüzdesi	Tutarı
Enerji Fonu	10.800,94 ₺	0,00 %	0,00 ₺
TRT Payı	10.800,94 ₺	0,0 %	0,00 ₺
Bel.Tük.Vergisi	10.800,94 ₺	5,0 %	540,05 ₺

DİĞER BEDELLER — 0,00 ₺

Güç Aşım Bedeli + Güç Bedeli	0,00 ₺
Fiyat Farkı Bedeli	0,00 ₺

KATMA DEĞER VERGİSİ — 3.018,68 ₺

KDV Matrahı	15.093,42 ₺	20,0 %	3.018,68 ₺

FATURA TUTARI

Yalnız :On Sekiz Bin Yüz On İki Türk Lirası On Bir Kuruş — 18.112,11 ₺

FATURA ÖDEME KANALLARI

İş Bankası : TR21 0006 4000 0016 6660 0171 55 (İŞ CEP / OTOMATİK ÖD.TAL/BANKAMATİK)
Türkiye Finans Katılım Bankası : TR97 0020 6000 7301 6514 8300 01
Halkbank : TR16 0001 2001 3930 0010 1003 43
Ziraat Bank : TR80 0001 0021 8063 6698 5950 01

FATURA KAZANÇ TUTARI — 704,01 ₺

$$Toplam\ Fatura\ Bedeli = 18.112{,}11\ TL$$

$$AEB = Aktif\ Elektrik\ Enerjisi + Dağıtım\ Bedeli$$

$$= 10.800{,}94\ TL + 3752{,}4 = 14.553{,}34\ TL$$

$$Vergiler\ ve\ Diğer\ Bedeller = Belediye\ Tüketim\ Vergisi + KDV\ Matrahı$$

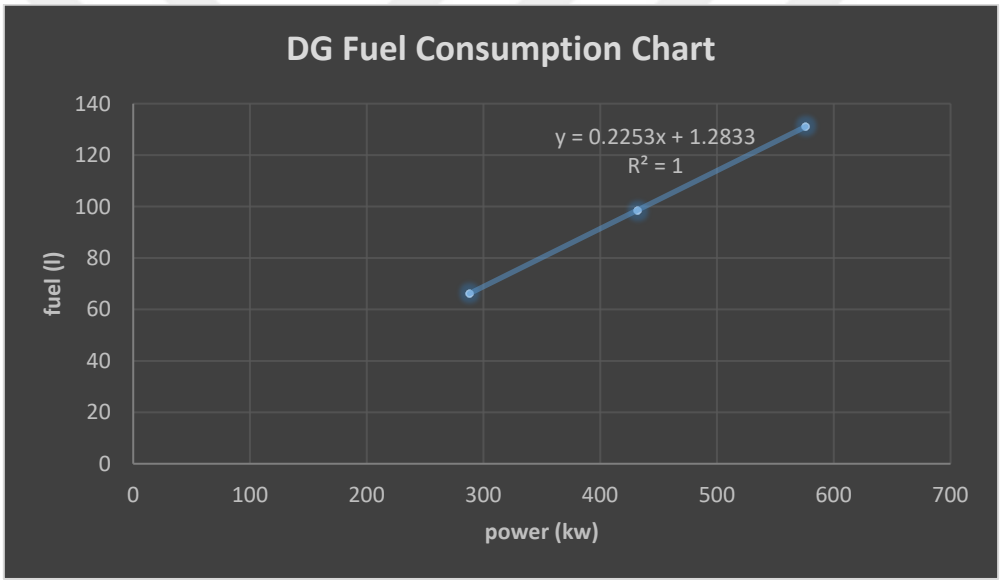
$$= 540{,}05\ TL + 3.018{,}68\ TL = 3559{,}73\ TL$$

$$Vergi\ ve\ Diğer\ Bedeller\ Oranı = \frac{Vergi\ ve\ Diğer\ Bedeller}{Toplam\ Fatura\ bedeli} = \frac{3559{,}73\ TL}{18{,}112{,}11\ TL} = 0{,}24$$

B
DJ YAKIT TÜKETİM KATSAYI HESABI

Tablo Ek.2 DJ güç ve yakıt tüketim değerleri

Parametre	Değer
DJ Maksimum Görünür Güç	720 kVA
DJ Güç Faktörü	0,8
DJ Maksimum Aktif Güç	576 kW
Yakıt tüketim değerler	%50 yük : 66,3 litre %75 yük : 98,4 litre %100 yük: 131,2 litre



Şekil Ek.2 DJ karakteristik güç-yakıt tüketim grafiği

Tablo Ek.2'de verilen değerler doğrultusundan oluşturulan MTU 750 model DJ'nin yakıt tüketimine ait grafik Şekil Ek.2'de gösterilmektedir. Bu şekilden anlaşılacağı üzere yakıt tüketimine ait doğrunun denklemi;

$$y = 0{,}2253x + 1{,}2833$$

Bu denklem y yakıt tüketimini (litre) ve x ise DJ'nin güç değerini ifade etmektedir. $0{,}2253$ ve $1{,}2833$ katsayıları ise DJ yakıt tüketiminde kullanılan sabitleri ifade etmektedir.

C
GAMS OPTİMİZASYON KODU

C.1 Bölüm 3 – GAMS Optimizasyon Kodu

```
$CALL GDXXRW inputs_rev03.R01.xlsx Index=ParamsAndSets!A1
$GDXIN inputs_rev03.R01.gdx
**Kümeler**
sets
t                    "saat";
$LOAD t
display t;
**Sabitler**
scalar coef_fc_1   "dizel gen. yakıt tüketimi maliyet faktörü 1 [lt/kW]_MIP" /0.2281/;
scalar emiss_max  "aylık bazda aşılmaması gereken maks. emisyon miktarı [kg/ay]"  /-71000/;
*scalar emiss_max_2 "saatlik bazda aşılmaması gereken maks. emisyon miktarı [kg/saat]" /-100/;
scalar coef_emis_ug   "ana şebeke birim emisyon salınımı [kg/kw]"  /0.492/;
scalar coef_emis_dg_1  "dizel gen. emisyon salınımı faktörü [kg/litre]" /2.64/;
scalar coef_emis_blocked "rüzgar türbini tarafından bertaraf edilen emisyon faktörü [kg/kW]" /0.492/;
scalar SoF_DG_ini  "dizel gen. başlangıç yakıt miktarı [lt]" /1000/;
scalar SoF_DG_min "Pmax=300,dizel gen. %25 yükte (288 kw) sistemi 5 saat besleyebilmeli" /198/;
scalar Fuel_Price  "Dizel yakıt birim fiyatı [TL/lt]" /22.45/;
scalar Peak_UG    "şebekeden alınabilecek maks. güç [kW]" /1000/;
scalar Peak_DG    "dizel jen.den alınabilecek maks. güç [kW]" /576/;
**Parametreler**
parameters
Buy_Price(t)   "t zaman dilimindeki UG enerji alış fiyatı"
Sell_Price(t)    "t zaman diliminde üretilen enerjinin şebekeye satış fiyatı [TL/kWh]"
Emiss_Relased_Price(t)  "t zaman dilimde atmosfere salınan CO2 birim fiyatı [TL/kg]"
Emiss_Blocked_Price(t)  "t zaman dilimde atmosfere salınması engellenen CO2 birim fiyatı [TL/kg]"
P_Demand(t) "t zaman dilimindeki kampüs güç talebi [kW]"
WT_PRO(t) "t zaman dilimindeki RES üretimi [kW]"
P_PAR(t)  "t zaman dilimindeki pik yük azaltımı sınırı [kW]";
$LOAD Buy_Price, Sell_Price, Emiss_Relased_Price, Emiss_Blocked_Price, P_Demand, WT_PRO, P_PAR
display Buy_Price, Sell_Price, Emiss_Relased_Price, Emiss_Blocked_Price, P_Demand, WT_PRO, P_PAR;
```

Karar Değişkenleri

variables

OBJ_F1 "amaç fonksiyonu"

Cost_UG(t) "t zaman diliminde şebekeden alınan enerjinin maliyeti [TL]"

Cost_DG(t) "t zaman diliminde dizel jeneratörden alınan enerjinin maliyeti [TL]"

Cost_SELL(t) "t zaman diliminde şebekeye satılan enerjinin bedeli [TL]"

Cost_emiss_released(t) "t zaman diliminde şebekeye salınan emisyon bedeli [TL]"

Cost_emiss_blocked(t) "t zaman diliminde şebekeye salınması engellenen emisyon bedeli (emisyon geliri) [TL]"

Cost_power_net(t) "t zaman diliminde net enerji bedeli [TL]"

Cost_emiss_net(t) "t zaman diliminde net emisyon bedeli [TL]"

P_UG(t) "t zaman diliminde şebekeden alınan güç [kW]"

P_DG(t) "t zaman diliminde dizel jeneratörden alınan güç [kW]"

P_SOLD(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından şebekeye satılan enerji [kW]"

P_WT_USED(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından üretilen gücün tüketimde kullanılan kısmı [kW]"

P_WT_SOLD(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından üretilen gücün şebekeye satılan kısmı [kW]"

FC_DG(t) "t zaman diliminde dizel jen. tarafından tüketilen yakıt miktarı [lt]"

SoF_DG(t) "t zaman dilimindeki dizel jen. yakıt durumu [lt]"

E_UG(t) "t zaman diliminde şebekeden alınan gücün emisyon salınımı [kg]"

E_DG(t) "t zaman diliminde dizel jen.'den alınan gücün emisyon salınımı [kg]"

E_WT(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından engellenen emisyon salınımı [kg]"

Emiss_Total "toplam net emisyon üst sınır değeri"

u_UG(t) "Binary variable: 1 if grid is supplying power during period t, 0 else"

Cost_UG_total "şebekeden alınan enerjinin toplam bedeli"

Cost_DG_total "dizel jen.den alınan enerjinin toplam bedeli"

Cost_SELL_total "şebekeye satılan enerjinin toplam bedeli"

Cost_emiss_released_total "atmosfere salınan emisyonun toplam bedeli"

Cost_emiss_blocked_total "atmosfere salınması engellenen emisyonun toplam bedeli"

FC_DG_total "dizel jen. tarafından tüketilen toplam yakıt miktarı"

Em_R_UG(t)

Em_R_DG(t)

UC_UG_TOTAL

UC_DG_TOTAL

E_UG_TOTAL

E_DG_TOTAL

E_WT_TOTAL

Cost_total_monthly

Emiss_Total_net

Emiss_Total(t);

positive variables Cost_UG, Cost_DG, Cost_SELL, Cost_emiss_released, Cost_emiss_blocked, Cost_power_net, Cost_emiss_net

P_UG, P_DG, P_SOLD, P_WT_USED, P_WT_SOLD, FC_DG, SoF_DG, E_UG, E_DG, E_WT,Cost_UG_total, Cost_DG_total, Cost_SELL_total

Cost_emiss_released_total, Cost_emiss_blocked_total, FC_DG_total, Em_R_UG, Em_R_DG, UC_UG_TOTAL, UC_DG_TOTAL, E_UG_TOTAL

E_DG_TOTAL, E_WT_TOTAL;

binary variables u_UG, b;

Başlangıç Koşulları

SoF_DG.fx(t)$(ord(t)=1)=SoF_DG_ini;

Denklemler

equations

OBJECTIVE "amaç denklemi"

EQ1_COST_UG "şebekeden alınan enerjinin maliyeti [TL]"

EQ2_COST_DG "dizel jen.den alınan enerjinin maliyeti [TL]"

EQ3_CONS_FC "t zaman diliminde dizel jen. yakıt tüketimi [lt]"

EQ4_COST_SELL "şebekeye satılan enerji bedeli [TL]"

EQ5_COST_EMISS_R "t zaman diliminde atmosfere salınan emisyon bedeli [TL]"

*EQN5

*EQN6

*EQN7

*EQN8

EQ6_COST_EMISS_B "t zaman diliminde atmosfere salınması engellenen emisyon bedeli [TL]"

EQ7_EMISS_R_UG "şebeke tarafından atmosfere salınan toplam emisyon miktarı [KG]"

EQ8_EMISS_R_DG "dizel jen. tarafından atmosfere salınan toplam emisyon miktarı [KG]"

EQ9_EMISS_B_WT "rüzgar türbini tarafından atmosfere salınması engellenen emisyon miktarı [KG]"

EQ10_POWER_BALANCE "güç dengesi"

CONST_POWER_DG1 "dizel jen. güç kısıtı"

EQ11_SoF_DG "dizel jen. yakıt durumu"

CONST_SoF_DG2 "dizel jen. yakıt alt limiti"

EQ12_POWER_BALANCE_WT "rüzgar santrali güç üretim dengesi"

CONST_WT1 "rüzgar santrali kısıtı 1 -- satılan enerji üretilen enerjiyi geçemez"

EQ13_SOLD "şebekeye satılan enerji [KW]"

EQ14_EMISS_TOTALnet "net toplam emisyon değeri [KG]"

CONST_EMISS1 "emisyon kısıtı 1 -- net emisyon izin verilen üst limiti geçemez"

*CONST_EMISS2 "emisyon kısıtı 2 -- net emisyon izin verilen üst limiti geçemez"

CONST_POWER_UG "Şebeke üst güç limiti"

**********peak power shaving limit**********

CONST_PEAKPOWER_UG "Pik yük traşlama üst limiti kısıtı [kW]"

****

EQ15_COST_UG_TOTAL "şebekeden alınan enerjinin toplam maliyeti"

EQ16_COST_DG_TOTAL "dizel jen.den alınan enerjinin toplam maliyeti"

EQ17_COST_SELL_TOTAL "satılan enerjiden elde edilen toplam gelir"

EQ18_COST_EMISS_R_TOTAL "atmosfere salınan emisyonun toplam bedeli [TL]"

EQ19_COST_EMISS_B_TOTAL "atmosfere salınması engellenen emisyonun toplam bedeli [TL]"

EQ20_CONS_FC_TOTAL "dizel jen. toplam yakıt tüketimi [lt]"

**********power flow constraint option between UG-WT_SOLD and UG-DG*********

*CONST_POWER_REST1

*CONST_POWER_REST2

*CONST_POWER_REST3

****

********** power flow constraint option between DG-WT_USED**********

*CONST_POWER_REST5

*CONST_POWER_REST6

****

EQ21_TOTAL_EMr_UG

EQ22_TOTAL_EMr_DG

EQ22_TOTAL_EMb_WT

*EQ23_TOTAL_COST_MONTHLY

*EQ14_EMISS_TOTALnet2;

**********objective function options**********

OBJECTIVE..

OBJ_F1 =e= sum((t), Cost_UG(t) + Cost_DG(t) - Cost_SELL(t)) + sum((t), Cost_emiss_released(t) - Cost_emiss_blocked(t));

*OBJ_F1 =e= sum((t), Cost_UG(t) + Cost_DG(t) - Cost_SELL(t));

****

EQ1_COST_UG(t)..

Cost_UG(t) =e= P_UG(t)*Buy_Price(t);

EQ2_COST_DG(t)..

Cost_DG(t) =e= FC_DG(t)*Fuel_Price;

EQ3_CONS_FC(t)..

FC_DG(t) =e= coef_fc_1*P_DG(t);

EQ4_COST_SELL(t)..

Cost_SELL(t) =e= P_SOLD(t)*Sell_Price(t);

**********hourly based CO2 releasing cost options**********

*EQ5_COST_EMISS_R(t)..

Cost_emiss_released(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)(E_UG(t)+E_DG(t));

*Cost_emiss_released(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)*E_DG(t);

*Cost_emiss_released(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)*E_UG(t);

Cost_emiss_released(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)(Emiss_Total(t)-emiss_max_2)

```
*************************************************************************
**********hourly based Emission relaasing costs and unit costs options***************
*EQN5(t)..
*Em_R_UG(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)*coef_emis_ug;
*Em_R_UG(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)*coef_emis_ug*0;
*EQN6(t)..
*Em_R_DG(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)*coef_emis_dg_1*coef_fc_1;
*Em_R_DG(t) =e= Emiss_Relased_Price(t)*coef_emis_dg_1*coef_fc_1*0;
*EQN7(t)..
*UC_UG_TOTAL(t) =e= Buy_Price(t) + Em_R_UG(t);
*EQN8(t)..
*UC_DG_TOTAL(t) =e= Fuel_Price*coef_fc_1 + Em_R_DG(t);
*************************************************************************
***************hourly based CO2 blocking cost options**********************
*EQ6_COST_EMISS_B(t)..
*Cost_emiss_blocked(t) =e= Emiss_Blocked_Price(t)*E_WT(t);
*************************************************************************
EQ7_EMISS_R_UG(t)..
E_UG(t) =e= coef_emis_ug*P_UG(t);
EQ8_EMISS_R_DG(t)..
E_DG(t) =e= coef_emis_dg_1*FC_DG(t);
******************hourly based CO2 blocking strategy options*****************
*EQ9_EMISS_B_WT(t)..
*E_WT(t) =e= coef_emis_blocked*(P_WT_USED(t)+P_WT_SOLD(t));
*E_WT(t) =e= coef_emis_blocked*P_WT_SOLD(t);
*E_WT(t) =e= coef_emis_blocked*P_WT_USED(t);
*************************************************************************
EQ10_POWER_BALANCE(t)..
P_UG(t) + P_DG(t) + P_WT_USED(t) =e= P_Demand(t);
CONST_POWER_DG1(t)..
P_DG(t) =l= Peak_DG;
EQ11_SoF_DG(t)$(ord(t)>1)..
SoF_DG(t) =e= (SoF_DG(t-1) - FC_DG(t-1));
CONST_SoF_DG2(t)$(ord(t)>1)..
SoF_DG(t) =g= SoF_DG_min;
EQ12_POWER_BALANCE_WT(t)..
WT_PRO(t) =e= (P_WT_USED(t)+P_WT_SOLD(t));
CONST_WT1(t)..
P_WT_SOLD(t) =l= WT_PRO(t);
EQ13_SOLD(t)..
```

```
P_SOLD(t) =e= P_WT_SOLD(t);
**********Hourly Based Total Emiss Calculation Options**********
EQ14_EMISS_TOTALnet(t)..
*Emiss_Total =e= sum((t), E_UG(t) + E_DG(t) - E_WT(t));
*Emiss_Total =e= sum((t), E_UG(t) + E_DG(t) - coef_emis_blocked*(P_WT_USED(t)+P_WT_SOLD(t)));
*Emiss_Total =e= sum((t), E_UG(t) + E_DG(t));
*Emiss_Total(t) =l= E_UG(t) + E_DG(t);
Emiss_Total(t) =e= E_UG(t) + E_DG(t) - E_WT(t);
*************************************************************************
*EQ14_EMISS_TOTALnet2..
*Emiss_Total_net =e= Emiss_Total;
*CONST_EMISS1..
*Emiss_Total =l= emiss_max;
**********hourly based carbon limit option**********
*CONST_EMISS2(t)..
*Emiss_Total(t) =l= emiss_max_2;
*************************************************************************
CONST_POWER_UG(t)..
P_UG(t) =l= Peak_UG;
**********peak load shaving option**********
CONST_PEAKPOWER_UG(t)..
P_UG(t) =l= P_PAR(t);
*P_UG(t)$(WT_PRO(t) <= (P_Demand(t)-P_PAR(t))) =l= P_PAR(t);
*************************************************************************
EQ15_COST_UG_TOTAL..
Cost_UG_total =e= sum((t),Cost_UG(t));
EQ16_COST_DG_TOTAL..
Cost_DG_total =e= sum((t), Cost_DG(t));
EQ17_COST_SELL_TOTAL..
Cost_SELL_total =e= sum((t),Cost_SELL(t));
**********monthly and hourly based CO2 released total cost options**********
EQ18_COST_EMISS_R_TOTAL..
Cost_emiss_released_total =e= sum((t), Cost_emiss_released(t));
*Cost_emiss_released_total$(Emiss_Total_net > emiss_max) =e= 0.069*(Emiss_Total_net - emiss_max);
*Cost_emiss_released_total =e= 0.069*(Emiss_Total_net - emiss_max);
*************************************************************************
EQ19_COST_EMISS_B_TOTAL..
Cost_emiss_blocked_total =e= sum((t), Cost_emiss_blocked(t));
EQ20_CONS_FC_TOTAL..
```

```
FC_DG_total =e= sum((t), FC_DG(t));
*****simultaneously power flow strategy option between UG-WT_SOLD and UG-DG*****
*CONST_POWER_REST1(t)..
*P_UG(t) =l= 1000*u_UG(t);
*CONST_POWER_REST2(t)..
*P_SOLD(t) =l= 1000*(1-u_UG(t));
*CONST_POWER_REST3(t)..
*P_DG(t) =l= 576*(1-u_UG(t));
*************************************************************************
*********simultaneously power flow strategy option between DG and WT_USED********
*CONST_POWER_REST5(t)..
*P_WT_USED(t) =l= 1000*u_UG(t);
*CONST_POWER_REST6(t)..
*P_DG(t) =l= 576*(1-u_UG(t));
*************************************************************************
EQ21_TOTAL_EMr_UG..
E_UG_TOTAL =e= sum(t, E_UG(t));
EQ22_TOTAL_EMr_DG..
E_DG_TOTAL =e= sum(t, E_DG(t));
EQ22_TOTAL_EMb_WT..
E_WT_TOTAL =e= sum(t, coef_emis_blocked*(P_WT_USED(t)+P_WT_SOLD(t)));
*EQ23_TOTAL_COST_MONTHLY..
*Cost_total_monthly =e= OBJ_F1 + Cost_emiss_released_total;
**çözücü**
model    Saritepe    /ALL/;
option   mip=cplex;
option   optcr=0;
*option   resLim=3600;
solve    Saritepe using mip minimizing OBJ_F1;
*************************************************************************
**çıktılar**
execute  "xlstalk -S output.xlsx"
execute_unload      "output.gdx"  P_Demand,  FC_DG,  FC_DG_total,  SoF_DG,  P_DG,  P_UG,
P_WT_USED,      P_WT_SOLD,      Emiss_Total,      Cost_UG,      Cost_DG,      Cost_SELL,
Cost_emiss_released, Cost_emiss_blocked,
OBJ_F1,     Cost_UG_total,     Cost_DG_total,     Cost_SELL_total,     Cost_emiss_released_total,
Cost_emiss_blocked_total
execute_unload      "output.gdx"  P_Demand,  FC_DG,  FC_DG_total,  SoF_DG,  P_DG,  P_UG,
P_WT_USED, P_WT_SOLD, Emiss_Total, Cost_UG, Cost_DG, Cost_SELL,
OBJ_F1, Cost_UG_total, Cost_DG_total, Cost_SELL_total
Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Par=P_Demand.l Rng=P_Demand!B2'
```

```
Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=FC_DG.l Rng=FC_DG!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=FC_DG_total.l Rng=FC_DG!A1'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=SoF_DG.l Rng=SoF_DG!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_DG.l Rng=P_DG!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_UG.l Rng=P_UG!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_WT_USED.l
Rng=P_WT_USED!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_WT_SOLD.l
Rng=P_WT_SOLD!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Emiss_Total.l
Rng=Emiss_Total!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_UG.l Rng=Costs!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_DG.l Rng=Costs!B4'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_SELL.l Rng=Costs!B6'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_emiss_released.l
Rng=Costs!B8'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_emiss_blocked.l
Rng=Costs!B10'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=OBJ_F1.l Rng=Costs!A1'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_UG_total.l Rng=Costs!A3'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_DG_total.l Rng=Costs!A5'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_SELL_total.l Rng=Costs!A7'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_emiss_released_total.l
Rng=Costs!A9'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=Cost_emiss_blocked_total.l
Rng=Costs!A11'

Execute "=shellexecute output.xlsx" ;
```

D
GAMS BEDS OPTİMİZASYON VE BEDS Ş/D DÖNGÜ SAYISI MATLAB KODU

D.1 Bölüm 4 – GAMS Optimizasyon Kodu

```
$CALL GDXXRW inputs.xlsx Index=ParamsAndSets!A1
$GDXIN inputs.gdx
**Kümeler**
sets
t                   "saat"
$LOAD t
display t;
**Sabitler**
scalar Fuel_Price          "Dizel yakıt birim fiyatı [$/lt]"       /2245/;
scalar coef_fc_1           "dizel gen. yakıt tüketimi maliyet faktörü 1 [lt/kW]_MIP"      /0.2281/;
scalar CRF                 "capital recovery factor"   /0.147/;
scalar RTE                 "round trip efficiency of BESS"     /0.90/;
scalar emiss_max           "aylık bazda aşılmaması gereken maks. emisyon miktarı [kg/ay]"        /-
71000/;
scalar Peak_DG             "dizel jen.den alınabilecek maks. güç [kW]"/576/;
scalar SoF_DG_ini          "dizel gen. başlangıç yakıt miktarı [lt]"       /1000/;
scalar SoF_DG_min          "Pmax=300,dizel gen. %25 yükte (288 kw) sistemi 5 saat besleyebilmeli"
/198/;
scalar eff_dch_bess        "discharge efficiency of bess"      /0.95/;
scalar eff_ch_bess         "charging efficiency of bess"       /0.95/;
scalar rate_dch_bess       "discharging rate of the bess"      /5/;
scalar rate_ch_bess        "charging rate of the bess"         /5/;
*scalar E_bess_ini         "initial charge of the bess"        /0/;
*scalar E_bess_min         "min limit of the bess"     /0/;
*scalar E_bess_max         "max limit of the bess"     /0/;
scalar C_bess_ini          "% initial charge of the bess"      /0.8/;
scalar C_bess_min          "% min limit of the bess"                   /0.2/;
scalar C_bess_max          "% max limit of the bess"                   /0.8/;
scalar coef_emis_ug        "ana şebeke birim emisyon salınımı [kg/kw]"                 /0.492/;
scalar coef_emis_dg        "dizel gen. emisyon salınımı faktörü [kg/kW]"               /0.602/;
scalar coef_emis_blocked "rüzgar türbini tarafından bertaraf edilen emisyon faktörü [kg/kW]"
        /0.492/;
scalar Peak_UG             "şebekeden alınabilecek maks. güç [kW]"   /1000/;
```

```
*scalar cost_emiss_r        "aylık bazda net emisyon salınımı için uygulanan birim ücret [$/kg]"
          /0.07/;
scalar cost_emiss_r         "aylık bazda net emisyon salınımı için uygulanan birim ücret [$/kg]"
          /0/;
scalar r                    "discount rate"    /0.0975/;
scalar unit_cost_BESS       "Li-Ion BESS birim maliyeti [$/kwh]"        /3008.25/;
scalar BESS_capacity        "BESS kapasitesi [kwh]"  /10/;
scalar BESS_life            "BESS life time [year]"    /10/;
**Parametreler**
parameters
Buy_Price(t)                "t zaman dilimindeki UG enerji alış fiyatı"
*capex(t)                   "batarya ilk yatırım maliyetinin saatlik bazda değeri [$]"
*opex(t)                    "batarya bakım onarım maliyetinin saatlik bazda değeri [$]"
Sell_Price(t)               "t zaman diliminde üretilen enerjinin şebekeye satış fiyatı [$/kWh]"
P_Demand(t)                 "t zaman dilimindeki kampüs güç talebi [kW]"
WT_PRO(t)                   "t zaman dilimindeki RES üretimi [kW]"
P_PAR(t)                    "t zaman dilimindeki şebekeden alınacak pik yük sınırı [kW]";
$LOAD Buy_Price, Sell_Price, P_Demand, WT_PRO, P_PAR
display Buy_Price, Sell_Price, P_Demand, WT_PRO, P_PAR;
**Karar Değişkenleri**
variables
OBJ_F1                      "amaç fonksiyonu"
COST_UG2L(t)                "t zaman diliminde yük talebini karşılamak için UG'den alınan enerjinin
maliyeti [$]"
COST_DG2L(t)                "t zaman diliminde yük talebini karşılamak için DG'den alınan enerjinin
maliyeti [$]"
COST_BESS_CH(t)             "t zaman diliminde batarya şarj etme maliyeti [$]"
capex(t)                    "batarya ilk yatırım maliyetinin saatlik bazda değeri [$]"
opex(t)                             "batarya bakım onarım maliyetinin saatlik bazda değeri [$]"
COST_SELL(t)                "t zaman diliminde şebekeye satılan enerji bedeli [$]"
COST_EMISS                  "1 aylık toplam net emisyon salınım bedeli [$]"
COST_UG2BESS(t)             "t zaman diliminde batarya şarj etmek için UG'den alınan enerji bedeli
[$]"
COST_DG2BESS(t)             "t zaman diliminde batarya şarj etmek için DG'den alınan enerji bedeli
[$]"
COST_WT2BESS(t)              "t zaman diliminde batarya şarj etmek için WT'den alınan enerji bedeli
[$]"
P_UG2L(t)          "t zaman diilminde şebekeden yük için alınan güç [kW]"
FC_DG2L(t)         "t zaman diliminde dizel jen. tarafından yük talebini karşılamak için tüketilen yakıt
miktarı [lt]"
P_DG2L(t)          "t zaman diilminde dizel jeneratörden yük için alınan güç [kW]"
P_UG2BESS(t)       "t zaman diilminde şebekeden batarya şarjı için alınan güç [kW]"
```

FC_DG2BESS(t) "t zaman diliminde dizel jen. tarafından şarj talebini karşılamak için tüketilen yakıt miktarı [lt]"

P_DG2BESS(t) "t zaman diilminde dizel jeneratörden batarya şarjı için alınan güç [kW]"

P_WT_USED2BESS(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından üretilen gücün batarya şarjı için kullanılan kısmı [kW]"

P_SOLD(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından şebekeye satılan enerji [kW]"

P_UG(t) "t zaman diliminde şebekeden alınan toplam güç [kW]"

P_DG(t) "t zaman diliminde dizel jeneratörden alınan toplam güç [kW]"

P_BESS_USED(t) "t zaman dilimde bataryadan alınan güç [kW]"

P_WT_USED(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından üretilen gücün toplam kullanılan kısmı [kW]"

P_BESS_CH(t) "t zaman dilimde batarya şarj gücü [kW]"

FC_DG_total(t) "dizel jen. tarafından tüketilen toplam yakıt miktarı"

SoF_DG(t) "t zaman dilimindeki dizel jen. yakıt durumu [lt]"

P_WT_USED2L(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından üretilen gücün yük için kullanılan kısmı [kW]"

P_WT_INJECTED(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından üretilen gücün şebekeye verilen kısmı [kW]"

P_BESS_DCH(t) "t zaman dilimde batarya deşarj gücü [kW]"

SoE_BESS(t) "t zaman dilimdeki batarya enerji durumu [kWh]"

E_NET(t) "t zaman dilimdeki net karbon salınımı [kg]"

E_UG_r(t) "t zaman diliminde şebekeden alınan gücün emisyon salınımı [kg]"

E_DG_r(t) "t zaman diliminde dizel jen.'den alınan gücün emisyon salınımı [kg]"

E_b(t) "t zaman diliminde rüzgar türbini tarafından engellenen emisyon salınımı [kg]"

E_NET_MONTHLY "1 aylık toplam net emisyon salınımı [kg]"

E_NET_BESS(t) "t zaman dilimde batarya net karbon salınımı [kg]"

E_RELEASED_UG2BESS(t) "t zaman dilimde bataryanın UG'den şarj olması durumundaki karbon salınımı [kg]"

E_RELEASED_DG2BESS(t) "t zaman dilimde bataryanın DG'den şarj olması durumundaki karbon salınımı [kg]"

E_BLOCKED_BESS2L(t) "t zaman dilimde bataryanın deşarj olması durumundaki önlenen karbon salınımı [kg]"

E_NET_BESS_MONTHLY "Bataryanın toplam net karbon salınımı [kg]"

u_UG(t) "Binary variable: 1 if grid is supplying power during period t, 0 else"

u_BESS(t) "Binary variable: 1 if BESS is supplying power during period t, 0 else"

COST_BESS_CH_TOTAL "1 aylık toplam BESS şarj maliyeti"

P_BESS_USED_TOTAL "1 aylık toplam BESS deşarj enerjisi"

LCOS "LCOS maliteyi"

Capx "BESS CAPEX"

Opx "BESS OPEX"

CRFx "Capital Recovery Factor"

E_bess_ini

E_bess_min

E_bess_max;

positive variables COST_UG2L, COST_DG2L, COST_BESS_CH, capex, opex, COST_SELL, COST_UG2BESS, COST_DG2BESS, COST_WT2BESS, P_UG2L, FC_DG2L, P_DG2L, P_UG2BESS, FC_DG2BESS, P_DG2BESS,

P_WT_USED2BESS, P_SOLD, P_UG, P_DG, P_BESS_USED, P_WT_USED, P_BESS_CH, FC_DG_total, SoF_DG, P_WT_USED2L, P_WT_INJECTED, P_BESS_DCH, SoE_BESS, E_UG_r, E_DG_r, E_b,

E_RELEASED_UG2BESS, E_RELEASED_DG2BESS, E_BLOCKED_BESS2L, E_bess_ini, E_bess_min, E_bess_max;

binary variables u_UG, u_BESS;

Başlangıç Koşulları

SoF_DG.fx(t)$(ord(t)=1)=SoF_DG_ini;

*SoE_BESS.fx(t)$(ord(t)=1)=E_bess_ini;

SoE_BESS.fx(t)$(ord(t)=1)=BESS_capacity*C_bess_ini;

Denklemler

equations

EQ1 "amaç fonksiyonu eşitliği"

EQ1_1 "t zaman diliminde yük talebini karşılamak için UG'den alınan enerjinin maliyet eşitliği"

EQ1_2 "t zaman diliminde yük talebini karşılamak için DG'den alınan enerjinin maliyet eşitliği"

EQ1_2_1 "t zaman diliminde yük talebini karşılamak için DG'den alınan enerji için harcanan yakıt tüketimi eşitliği"

EQ1_3 "t zaman diliminde BESS toplam şarj maliyet eşitliği"

EQ1_3_capex

EQ1_3_opex

EQ1_3_1 "t zaman diliminde BESS UG şarj maliyet eşitliği"

EQ1_3_2 "t zaman diliminde BESS DG şarj maliyet eşitliği"

EQ1_3_2_1 "t zaman diliminde BESS DG şarj yakıt tüketimi eşitliği"

EQ1_3_3 "t zaman diliminde BESS WT şarj maliyet eşitliği"

EQ1_4 "t zaman diliminde enerji satış bedeli eşitliği"

EQ1_5 "emisyon aşım bedeli eşitliği"

EQ2 "sistemin güç dengesi eşitliği"

EQ3 "t zaman diliminde UG güç dengesi eşitliği"

EQ4 "t zaman diliminde DG güç dengesi eşitliği"

CONST1 "DG max güç kısıtı"

EQ5 "t zaman diliminde DG toplam yakıt tüketim eşitliği"

EQ6 "t zaman diliminde DG yakıt durumu eşitliği"

CONST2 "DG yakıt kısıtı - SoF_min kısıtı"

EQ7 "t zaman diliminde WT güç dengesi eşitliği"

EQ7_1 "t zaman diliminde kullanılan WT güç dengesi eşitliği"

EQ8 "t zaman diliminde WT satılan enerji eşitliği"

EQ9 "t zaman diliminde BESS'ten alınan enerji eşitliği"

CONST3 "t zaman diliminde BESS şarj binary kısıtı"

CONST4 "t zaman diliminde BESS deşarj binary kısıtı"

EQ10 "t zaman diliminde BESS SoE eşitliği"

CONST5 "batarya SoE üst limit kısıtı"

CONST6 "batarya SoE alt limit kısıtı"

EQ11 "t zaman diliminde net emisyon miktarı eşitliği"

EQ11_1 "t zaman diliminde UG emisyon salınımı eşitliği"

EQ11_2 "t zaman diliminde DG emisyon salınımı eşitliği"

EQ11_3 "t zaman diliminde WT ve BESS_DCH tarafından bertaraf edilen emisyon salınımı eşitliği"

EQ12 "1 aylık toplam net emisyon miktarı eşitliği"

EQ13 "t zaman diliminde BESS net emisyon miktarı eşitliği"

EQ13_1 "t zaman diliminde BESS UG2BESS kaynaklı emisyon salınım eşitliği"

EQ13_2 "t zaman diliminde BESS DG2BESS kaynaklı emisyon salınım eşitliği"

EQ13_3 "t zaman diliminde BESS BESS2L kaynaklı emisyon bertaraf eşitliği"

EQ14 "1 aylık toplam net BESS emisyon miktarı eşitliği"

*CONST14_1 "Batarya emisyon limiti"

CONST7 "t zaman diliminde UG enerji alım üst limit kısıtı - for peak load shaving"

EQ15 "1 aylık toplam batarya şarj maliyeti"

EQ16 "1 aylık toplam batarya deşarj enerjisi"

*EQ17 "LCOS"

EQ17_1 "CAPEX"

EQ17_2 "OPEX"

EQ18 "t zaman diliminde BESS şarj güç dengesi eşitliği"

EQ19 "CRF eşitliği";

EQ1..

OBJ_F1 =e= sum((t), COST_UG2L(t) + COST_DG2L(t) + COST_BESS_CH(t) - COST_SELL(t)) + COST_EMISS;

EQ1_1(t)..

COST_UG2L(t) =e= P_UG2L(t)*Buy_Price(t);

EQ1_2(t)..

COST_DG2L(t) =e= FC_DG2L(t)*Fuel_Price;

EQ1_2_1(t)..

FC_DG2L(t) =e= coef_fc_1*P_DG2L(t);

EQ1_3(t)..

*COST_BESS_CH(t) =e= capex(t)*CRF + opex(t) + ((1/RTE)-1)*(COST_UG2BESS(t) + COST_DG2BESS(t) + COST_WT2BESS(t));

COST_BESS_CH(t) =e= capex(t) + opex(t) + ((1/RTE)-1)*(COST_UG2BESS(t) + COST_DG2BESS(t) + COST_WT2BESS(t));

EQ1_3_capex(t)..

capex(t) =e= (unit_cost_BESS*BESS_capacity*CRF)/(8760);

EQ1_3_opex(t)..

```
opex(t) =e= capex(t)*0.1;
EQ1_3_1(t)..
COST_UG2BESS(t) =e= P_UG2BESS(t)*Buy_Price(t);
EQ1_3_2(t)..
COST_DG2BESS(t) =e= FC_DG2BESS(t)*Fuel_Price;
EQ1_3_2_1(t)..
FC_DG2BESS(t) =e= coef_fc_1*P_DG2BESS(t);
EQ1_3_3(t)..
COST_WT2BESS(t) =e= P_WT_USED2BESS(t)*Sell_Price(t);
EQ1_4(t)..
COST_SELL(t) =e= P_SOLD(t)*Sell_Price(t);
EQ1_5..
COST_EMISS =e= cost_emiss_r*(E_NET_MONTHLY - emiss_max);
EQ2(t)..
P_UG(t) + P_DG(t) + P_BESS_USED(t) + P_WT_USED(t) =e= P_Demand(t) + P_BESS_CH(t);
EQ3(t)..
P_UG(t) =e= P_UG2L(t) + P_UG2BESS(t);
EQ4(t)..
P_DG(t) =e= P_DG2L(t) + P_DG2BESS(t);
CONST1(t)..
P_DG(t) =l= Peak_DG;
EQ5(t)..
FC_DG_total(t) =e= coef_fc_1*P_DG(t);
EQ6(t)$(ord(t)>1)..
SoF_DG(t) =e= (SoF_DG(t-1) - FC_DG_total(t-1));
CONST2(t)$(ord(t)>1)..
SoF_DG(t) =g= SoF_DG_min;
EQ7(t)..
WT_PRO(t) =e= P_WT_USED(t) + P_WT_INJECTED(t);
EQ7_1(t)..
P_WT_USED(t) =e= P_WT_USED2L(t) + P_WT_USED2BESS(t);
EQ8(t)..
P_SOLD(t) =e= P_WT_INJECTED(t);
EQ9(t)..
P_BESS_USED(t) =e= P_BESS_DCH(t)*eff_dch_bess;
CONST3(t)..
P_BESS_CH(t) =l= rate_ch_bess*u_BESS(t);
CONST4(t)..
P_BESS_DCH(t) =l= rate_dch_bess*(1 - u_BESS(t));
EQ10(t)$(ord(t)>1)..
```

```
SoE_BESS(t) =e= SoE_BESS(t-1) + eff_ch_bess*P_BESS_CH(t) - P_BESS_DCH(t);
CONST5(t)..
*SoE_BESS(t) =l= E_bess_max;
SoE_BESS(t) =l= BESS_capacity*C_bess_max;
CONST6(t)..
*SoE_BESS(t) =g= E_bess_min;
SoE_BESS(t) =g= BESS_capacity*C_bess_min;
EQ11(t)..
E_NET(t) =e= E_UG_r(t) + E_DG_r(t) - E_b(t);
EQ11_1(t)..
E_UG_r(t) =e= coef_emis_ug*P_UG(t);
EQ11_2(t)..
E_DG_r(t) =e= coef_emis_dg*P_DG(t);
EQ11_3(t)..
E_b(t) =e= coef_emis_blocked*(WT_PRO(t) + P_BESS_USED(t));
EQ12..
E_NET_MONTHLY =e= sum((t), E_NET(t));
EQ13(t)..
E_NET_BESS(t)=e= E_RELEASED_UG2BESS(t) + E_RELEASED_DG2BESS(t) -
E_BLOCKED_BESS2L(t);
EQ13_1(t)..
E_RELEASED_UG2BESS(t) =e= coef_emis_ug*P_UG2BESS(t);
EQ13_2(t)..
E_RELEASED_DG2BESS(t) =e= coef_emis_dg*P_DG2BESS(t);
EQ13_3(t)..
E_BLOCKED_BESS2L(t) =e= coef_emis_blocked*P_BESS_USED(t);
EQ14..
E_NET_BESS_MONTHLY =e= sum((t), E_NET_BESS(t));
*CONST14_1..
*E_NET_BESS_MONTHLY =l= 0;
CONST7(t)..
P_UG(t) =l= P_PAR(t);
EQ15..
COST_BESS_CH_TOTAL =e= sum((t), COST_BESS_CH(t) - (capex(t) + opex(t)));
EQ16..
P_BESS_USED_TOTAL =e= sum((t),P_BESS_USED(t));
*EQ17..
*LCOS =e= (capx + opx + COST_BESS_CH_TOTAL) / (P_BESS_USED_TOTAL);
EQ17_1..
capx =e= unit_cost_BESS*BESS_capacity*CRFx/8760*744;
```

```
EQ17_2..
opx =e= capx*0.1;
EQ18(t)..
P_BESS_CH(t) =e= P_UG2BESS(t) + P_DG2BESS(t) + P_WT_USED2BESS(t);
EQ19..
CRFx =e= (r*(1+r)**(BESS_life-1)) / ((1+r)**BESS_life - 1);
**çözücü**
model    COST    /ALL/;
**option   minlp=scip;
option   mip=cplex;
option   optcr=0.001;
option   resLim=300;
*solve    COST using minlp minimizing OBJ_F1;
solve    COST using mip minimizing OBJ_F1;
display BESS_capacity
display OBJ_F1.L
*************************************************************************
*
*repeat (
*BESS_capacity = BESS_capacity + 5;
**E_bess_ini = BESS_capacity*0.8;
**E_bess_min = BESS_capacity*0.2;
**E_bess_max = BESS_capacity*0.8;
*option   mip=cplex;
*solve COST using mip minimizing OBJ_F1;
*display BESS_capacity
*display OBJ_F1.L
*until BESS_capacity = 100
*);
*************************************************************************
*
*repeat (
*BESS_life = BESS_life + 1;
*solve COST using mip minimizing OBJ_F1;
*until BESS_life = 15);
*************************************************************************
*
**çıktılar**
execute  "xlstalk -S output.xlsx"
execute_unload      "output.gdx"  P_Demand,  OBJ_F1,  P_UG,  P_UG2L,  P_UG2BESS,  P_DG,
P_DG2L,  P_DG2BESS,  WT_PRO,  P_WT_USED,  P_WT_USED2L,  P_WT_USED2BESS,
P_WT_INJECTED,
```

P_BESS_USED, P_BESS_CH, SoF_DG, SoE_BESS, E_NET_MONTHLY, E_NET_BESS_MONTHLY, capx, opx, COST_BESS_CH_TOTAL, P_BESS_USED_TOTAL

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=OBJ_F1.l Rng=OF!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Par=P_Demand.l Rng=Power!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_UG.l Rng=Power!B5'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_UG2L.l Rng=Power!B8'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_UG2BESS.l Rng=Power!B11'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_DG.l Rng=Power!B14'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_DG2L.l Rng=Power!B17'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_DG2BESS.l Rng=Power!B20'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Par=WT_PRO.l Rng=Power!B23'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_WT_USED.l Rng=Power!B26'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_WT_USED2L.l Rng=Power!B29'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_WT_USED2BESS.l Rng=Power!B32'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_WT_INJECTED.l Rng=Power!B35'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_BESS_USED.l Rng=Power!B38'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_BESS_CH.l Rng=Power!B41'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=SoF_DG.l Rng=SoF!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=SoE_BESS.l Rng=SoE_BESS!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=E_NET_MONTHLY.l Rng=Emissions!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=E_NET_BESS_MONTHLY.l Rng=Emissions!B4'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=capx.l Rng=LCOS!B2'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=opx.l Rng=LCOS!B3'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=COST_BESS_CH_TOTAL.l Rng=LCOS!B4'

Execute 'GDXXRW.EXE output.gdx O=output.xlsx SQ=N Var=P_BESS_USED_TOTAL.l Rng=LCOS!B5'

*until BESS_capacity = 50);

D.2 Bölüm 4 – BEDS tam şarj-deşarj döngüsünü hesaplama

```
%% -------------------- Parametreler --------------------
E_max  = 10;     % [kWh] batarya kapasitesi
SOC_hi = 0.80;     % %80
SOC_lo = 0.20;     % %20
usable_capacity = (SOC_hi - SOC_lo) * E_max;   % 1 tam döngü eşiği
(kWh)
fprintf('Kullanılabilir kapasite (1 döngü eşiği): %.3f kWh\n',
usable_capacity);
%% -------------------- Veriyi al ----------------------
% resultsCaseTS -> table veya struct olabilir
if istable(resultsCaseTS)
    T = resultsCaseTS;
elseif isstruct(resultsCaseTS)
    T = struct2table(resultsCaseTS);
else
    % Orijinal satırın yaptığı gibi table(...) da kabul edelim:
    try
        T = table(resultsCaseTS);
    catch
        error('resultsCaseTS beklenen formatta değil
(table/struct).');
    end
end
% Kolon adlarını kontrol et
varNames = T.Properties.VariableNames;
% Tercih edilen sütun adı
preferred = 'State_of_Energy_kWh';
% Eğer tam isim yoksa benzer isim ara (case-insensitive)
if ~any(strcmpi(varNames, preferred))
    % Basit esnek eşleştirme
    idx = find(contains(lower(varNames), 'state') &
contains(lower(varNames), 'energy'), 1);
    if isempty(idx)
        % Daha gevşek: 'soe' veya 'kwh' içeren
        idx = find(contains(lower(varNames), 'soe') |
contains(lower(varNames), 'kwh'), 1);
    end
    if isempty(idx)
        error('SoE sütunu bulunamadı. "State_of_Energy_kWh" (veya
benzeri) gerekli.');
    end
    colName = varNames{idx};
else
    colName = varNames{strcmpi(varNames, preferred)};
end
fprintf('SoE sütunu: %s\n', colName);
raw = T.(colName);
%% -------------------- Güvenli sayıya çevir --------------------
if iscell(raw)
```

```
    raw = string(raw);
end
if isstring(raw)
    raw = regexprep(raw, ',', '.'); % 6,5 -> 6.5
    raw = strtrim(raw);
    soe = str2double(raw);
elseif isnumeric(raw)
    soe = double(raw);
else
    error('Seçilen sütunun tipi beklenmedik: %s', class(raw));
end
% NaN/Inf temizliği
bad = ~isfinite(soe);
if any(bad)
    fprintf('Temizlenen NaN/Inf adet: %d\n', sum(bad));
    soe = soe(~bad);
end
numel if (soe) < 2
    error('Yeterli veri yok (n < 2) veya tüm değerler geçersiz.');
end
%% -------------------- Enerji Geçiş Toplamı -------------------
diffs = abs(diff(soe));                % ardışık farkların mutlak
değeri
total_movement = sum(diffs, 'omitnan'); % toplam enerji hareketi
(kWh varsayımıyla)
num_cycles = floor(total_movement / usable_capacity);
%% -------------------- Çıktılar -------------------------------
fprintf('Toplam hareket: %.3f kWh\n', total_movement);
fprintf('Kullanılabilir kapasite: %.3f kWh\n', usable_capacity);
fprintf('Tam döngü sayısı: %d\n', num_cycles);
%% -------------------- Görselleştirme -------------------------
figure('Color','w');
plot(soe,'LineWidth',1.5); grid on;
xlabel('Zaman Adımı'); ylabel('SoE [kWh]');
title('Batarya SoE Zaman Serisi');
figure('Color','w');
plot(cumsum(diffs),'LineWidth',1.5); grid on;
yline(usable_capacity,'--','1 Döngü Eşiği');
xlabel('Adım'); ylabel('Kümülatif |ΔSoE| [kWh]');
title(sprintf('Kümülatif Enerji Geçişi (Tam Döngü: %d)',
num_cycles));
```

D.3 Bölüm 4 – Yatay ve Dikey Kıyaslama Verileri

Vaka No	Kullanılan Kaynaklar				İşletme Stratejisi				Optimal BEDS Kapasitesi	Optimalliğin Kaybolduğu BEDS Kapasitesi	SG	Maliyet	BEDS'siz ve BEDS'li Vakaların Maliyet Değişimi	BEDS'siz Vakaların Maliyet Değişimi	BEDS'li Vakaların Maliyet Değişimi	BEDS'li Vakaların Maliyet Değişimi	Vaka Çifti Karşılaştırma	Karbon Salınımı	BEDS'siz ve BEDS'li Vakaların Karbon Değişimi	BEDS'siz Vakaların Karbon Değişimi	BEDS'li Vakaların Karbon Değişimi	BEDS'li Vakaların Karbon Değişimi	Vaka Çifti Karşılaştırma	Şebekeden Çekilen Pik Yük	BEDS'siz ve BEDS'li Vakaların Pik Yük Değişimi	BEDS'siz Vakaların Pik Yük Değişimi	BEDS'li Vakaların Pik Yük Değişimi	BEDS'li Vakaların Pik Yük Değişimi	Vaka Çifti Karşılaştırma	Kaynakların Yük Besleme Oranı				BEDS Tam Şarj/Deşarj Döngüsü	BEDS Şarjın Kaynakların Payı			BEDS Toplam Şarj Maliyeti	BEDS'ten Alınan Toplam Güç	SBM
	RES	UŞ	DJ	BEDS	Ekonomik	Pik Azaltma	Karbon Ticareti		(kWh)	(kWh)	(kW)	(TL)	(Vaka 1'e Referans Göre)	(Kendisinden Önceki Vakaya Göre)		(Vaka 1.1'e Göre)		(kg)	(Vaka 1'e Referans Göre)	(Kendisinden Önceki Vakaya Göre)		(Vaka 1.1'e Göre)		(kW)	(Vaka 1'e Referans Göre)	(Kendisinden Önceki Vakaya Göre)		(Vaka 1.1'e Göre)		(%)					(%)			TL	kWh	TL/kWh
							Aylık	Saatlik					(%)	(%)	(%)	(%)	%		(%)	(%)	(%)	(%)	%		(%)	(%)	(%)	(%)	%	RES	UŞ	DJ	BEDS		RES	UŞ	DJ			
1	✓	✓									230	-35,860.00						-71,157.50						180.1						65.80%	34.20%	0.00%								
1.1	✓	✓		✓					10	120	230	-39,507.61	-10.17%				-10.17%	-71,493.74	-0.47%				-0.47%	185.1	2.78%				-2.78%	64.99%	33.35%	0.00%	1.60%	582	0.00%	100.00%	0.00%	1,278.43	1,666.54	0.77
2	✓	✓	✓		✓						230	-46,053.41	-28.43%	-28.43%				-70,770.09	0.54%	0.54%				173.88	-3.45%	-3.45%				65.80%	30.69%	3.51%								
2.1	✓	✓	✓		✓				15	130	230	-49,563.21	-38.21%		-25.45%	-25.45%	-7.62%	-71,113.10	0.06%		0.53%	0.53%	-0.48%	176.81	-1.83%		-4.48%	-4.48%	-1.69%	65.00%	29.83%	3.51%	1.66%	385	0.00%	100.00%	100.00%	1,352.28	1,657.51	0.82
3	✓	✓	✓		✓	✓					160	-46,571.10	-29.87%	-1.12%				-70,770.09	0.54%	0.00%				152	-15.60%	-12.58%				65.80%	30.69%	3.51%								
3.1	✓	✓	✓	✓	✓	✓			10	130	160	-50,074.40	-39.64%		-1.03%	-26.75%	-7.52%	-71,113.10	0.06%		0.00%	0.53%	-0.48%	152	-15.60%		-14.03%	-17.88%	0.00%	64.98%	29.87%	3.50%	1.65%	578	0.00%	99.50%	0.50%	1,204.78	1,655.94	0.73
4	✓	✓	✓		✓	✓	✓				160	-44,262.69	-23.43%	4.96%				-71,000.00	0.22%	-0.32%				152	-15.60%	0.00%				65.80%	32.77%	1.43%								
4.1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓		15	200	160	-50,208.28	-40.01%		-0.27%	-27.09%	-13.43%	-71,111.35	0.06%		0.00%	0.53%	-0.16%	152	-15.60%		0.00%	-17.88%	0.00%	65.00%	29.85%	3.49%	1.66%	386	0.00%	98.87%	1.13%	1,361.13	1,659.65	0.82
5	✓	✓	✓		✓	✓		✓			160	-37,722.03	-5.19%	14.78%				-71,000.00	0.22%	0.00%				152	-15.60%	0.00%				65.80%	32.77%	1.43%								
5.1	✓	✓	✓	✓	✓	✓		✓	10	170	160	-42,136.03	-17.50%		16.08%	-6.65%	-11.70%	-71,105.56	0.07%		0.01%	0.54%	-0.15%	152	-15.60%		0.00%	-17.88%	0.00%	64.99%	29.85%	3.50%	1.66%	580	0.00%	99.50%	0.50%	1,618.25	1,662.50	0.97

E
MATLAB OPTİMİZASYON KODLARI

E.1 Bölüm 5 – MATLAB Optimizasyon Kodları

Mod-1 Ana Optimizasyon Bloğu (Bu kısım her bir algoritma içi aynıdır)

```
% BESS is charged only from WT, and WT sells only after BESS charging is
prioritized
function [total_cost, carbon_cost, total_carbon_balance] =
calculate_monthly_cost(bess_size_kwh, write_to_excel)
    if nargin < 2
        write_to_excel = false;
    end
    data = readtable('parameters.xlsx', 'Sheet', 'Profiles',
'VariableNamingRule', 'preserve');
    % Constants
    DG_FUEL_COST = 22.45;
    DG_FUEL_COEF_A = 0.2253;
    DG_FUEL_COEF_B = 1.2833;
    BESS_UNIT_COST = 3008.25;
    BESS_RTE = 0.9;
    BESS_CE = 0.95;
    BESS_DE = 0.95;
    DISCOUNT_RATE = 0.0975;
    BESS_LIFETIME_YEARS = 10;
    CAPITAL_RECOVERY_FACTOR = (DISCOUNT_RATE * (1 +
DISCOUNT_RATE)^(BESS_LIFETIME_YEARS - 1)) / ((1 +
DISCOUNT_RATE)^BESS_LIFETIME_YEARS - 1);
    OPEX_RATIO = 0.1;
    INITIAL_DG_FUEL = 1000;
    MINIMUM_DG_FUEL = 198;
    DG_MAX_POWER = 576;
    BESS_MAX_CHARGE_RATE = 5;
    BESS_MAX_DISCHARGE_RATE = 5;
    GRID_PEAK_LIMIT = 152;
    GRID_CARBON_COEF = 0.492;
```

```
    DG_CARBON_COEF = 0.602;
    WT_CARBON_BLOCK_COEF = 0.492;
    % Time series
    num_hours = height(data);
    time_series = data.('Time (hour)');
    load_demand_series = data.('Load Demand (kW)');
    wt_power_series = data.('WT Power Production (kW)');
    purchase_price_series = data.('Energy Purchasing Price ($/kWh)');
    selling_price_series = data.('Energy Selling Price ($/kWh)');
    carbon_price_series = data.('Carbon Cost ($/kg)');
    carbon_threshold_series = data.('Carbon Threshold (kg)');
    % Result arrays
    dg_fuel_state_series = zeros(num_hours, 1);
    grid_power_series = zeros(num_hours, 1);
    dg_power_series = zeros(num_hours, 1);
    bess_discharge_series = zeros(num_hours, 1);
    bess_charge_series = zeros(num_hours, 1);
    power_sold_series = zeros(num_hours, 1);
    hourly_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    dg_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    grid_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    charge_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    sales_revenue_series = zeros(num_hours, 1);
    wt_charge_series = zeros(num_hours, 1);
    grid_charge_series = zeros(num_hours, 1);
    dg_charge_series = zeros(num_hours, 1);
    hourly_carbon_series = zeros(num_hours, 1);
    soe_series = zeros(num_hours, 1);
    capex_series = zeros(num_hours, 1);
    opex_series = zeros(num_hours, 1);
    % Initialization
    soe = 0.8 * bess_size_kwh;
    total_cost = 0;
    current_fuel_state = INITIAL_DG_FUEL;
    bess_capex_hourly    =    bess_size_kwh    *    BESS_UNIT_COST    *
CAPITAL_RECOVERY_FACTOR / 8760;
    bess_opex_hourly = bess_capex_hourly * OPEX_RATIO;
    for t = 1:num_hours
        load = load_demand_series(t);
        wt_prod = wt_power_series(t);
```

```
        purchase_price = purchase_price_series(t);
        selling_price = selling_price_series(t);
        carbon_price = carbon_price_series(t);
        carbon_threshold = carbon_threshold_series(t);
        revenue_from_sales = 0;
        grid_power = 0;
        dg_power = 0;
        dg_cost = 0;
        grid_cost = 0;
        charge_cost = 0;
        bess_discharge = 0;
        % Step 1: Use WT for load
        used_wt_for_load = min(load, wt_prod);
        net_load = load - used_wt_for_load;
        remaining_wt = wt_prod - used_wt_for_load;
        % Step 2: Use remaining WT to charge BESS
        energy_to_charge = min([remaining_wt, BESS_MAX_CHARGE_RATE, (0.8
* bess_size_kwh - soe) / BESS_CE]);
        if energy_to_charge > 0
            soe = soe + energy_to_charge * BESS_CE;
            wt_charge_series(t) = energy_to_charge;
            remaining_wt = remaining_wt - energy_to_charge;
        end
        % Step 3: Sell leftover WT
        if remaining_wt > 0
            revenue_from_sales = remaining_wt * selling_price;
            power_sold_series(t) = remaining_wt;
        end
        % Step 4: Discharge BESS to meet net load
        if net_load > 0 && soe > 0.2 * bess_size_kwh
            max_discharge = min((soe - 0.2 * bess_size_kwh) * BESS_DE,
BESS_MAX_DISCHARGE_RATE);
            bess_discharge = min(net_load, max(max_discharge, 0));
            soe = soe - bess_discharge / BESS_DE;
            net_load = net_load - bess_discharge;
        end
        % Step 5: Use Grid and DG
        if net_load > 0
            est_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
            est_fuel = 0.2281 * est_dg_power;
```

```
            dg_unit_cost = (est_fuel * DG_FUEL_COST) / est_dg_power;

            if purchase_price < dg_unit_cost
                grid_power = min(net_load, GRID_PEAK_LIMIT);
                grid_cost = grid_power * purchase_price;
                net_load = net_load - grid_power;
            end

            if net_load > 0 && wt_prod / load < 0.3
                potential_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
                est_fuel = 0.2281 * potential_dg_power;
                if current_fuel_state - est_fuel >= MINIMUM_DG_FUEL
                    dg_power = potential_dg_power;
                    current_fuel_state = current_fuel_state - est_fuel;
                    dg_cost = est_fuel * DG_FUEL_COST;
                    net_load = net_load - dg_power;
                end
            end

            if net_load > 0
                rem_grid_power   =   min(net_load,   GRID_PEAK_LIMIT   -
grid_power);
                grid_power = grid_power + rem_grid_power;
                grid_cost = grid_cost + rem_grid_power * purchase_price;
                net_load = net_load - rem_grid_power;
            end

            if net_load > 0
                potential_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
                est_fuel = 0.2281 * potential_dg_power;
                dg_power = dg_power + potential_dg_power;
                current_fuel_state = current_fuel_state - est_fuel;
                dg_cost = dg_cost + est_fuel * DG_FUEL_COST;
                net_load = net_load - potential_dg_power;
            end
        end
        % Carbon accounting
        hourly_carbon  =  grid_power  *  GRID_CARBON_COEF  +  dg_power  *
DG_CARBON_COEF - (wt_prod + bess_discharge) * WT_CARBON_BLOCK_COEF;
```

```
        carbon_cost_hourly = (hourly_carbon - carbon_threshold) *
carbon_price;
        % Logging
        dg_fuel_state_series(t) = current_fuel_state;
        grid_power_series(t) = grid_power;
        dg_power_series(t) = dg_power;
        bess_discharge_series(t) = bess_discharge;
        bess_charge_series(t) = wt_charge_series(t);
        sales_revenue_series(t) = revenue_from_sales;
        hourly_cost_series(t) = grid_cost + dg_cost + charge_cost -
revenue_from_sales + bess_capex_hourly + bess_opex_hourly +
carbon_cost_hourly;
        capex_series(t) = bess_capex_hourly;
        opex_series(t) = bess_opex_hourly;
        dg_cost_series(t) = dg_cost;
        grid_cost_series(t) = grid_cost;
        charge_cost_series(t) = charge_cost;
        hourly_carbon_series(t) = hourly_carbon;
        soe_series(t) = soe;
    end
    total_carbon_balance = sum(hourly_carbon_series);
    carbon_cost = sum((hourly_carbon_series - carbon_threshold_series) .*
carbon_price_series);
    total_cost = sum(hourly_cost_series);
    results = table(time_series, load_demand_series, wt_power_series,
grid_power_series, dg_power_series, bess_discharge_series,
bess_charge_series, power_sold_series, hourly_cost_series,
dg_cost_series, grid_cost_series, charge_cost_series,
sales_revenue_series, wt_charge_series, grid_charge_series,
dg_charge_series, hourly_carbon_series, soe_series, capex_series,
opex_series, dg_fuel_state_series);
    results.Properties.VariableNames = {'Time_hour', 'Load_Demand_kW',
'WT_Power_Production_kW', 'Grid_Power_kW', 'DG_Power_KW',
'BESS_Discharge_kW', 'BESS_Charge_kW', 'Power_Sold_kW', 'Hourly_Cost_$',
'DG_Cost_$', 'Grid_Cost_$', 'Charge_Cost_$', 'Sales_Revenue_$',
'WT_Charge_kW', 'Grid_Charge_kW', 'DG_Charge_kW',
'Hourly_Carbon_Emission_kg', 'State_of_Energy_kWh', 'CAPEX_$_per_hour',
'OPEX_$_per_hour', 'DG_Fuel_State_Liters'};
    if write_to_excel
        writetable(results, 'resultsCase.xlsx', 'Sheet', 1);
    end
end
function cost = objective_function(bess_size_kwh)
    [total_cost, ~, ~] = calculate_monthly_cost(bess_size_kwh, false);
    cost = total_cost;
```

```
end
```

Mod-2 Ana Optimizasyon Bloğu (Bu kısım her bir algoritma içi aynıdır)

```
% BESS is charged only from UG, WT sell its surplus not considering SoE
function [total_cost, carbon_cost, total_carbon_balance] =
calculate_monthly_cost(bess_size_kwh, write_to_excel)
    if nargin < 2
        write_to_excel = false;  % Varsayılan olarak yazdırma
    end
    % Excel dosyasını oku
    data = readtable('parameters.xlsx', 'Sheet', 'Profiles',
'VariableNamingRule', 'preserve');
    % Sabitler
    DG_FUEL_COST = 22.45;
    DG_FUEL_COEF_A = 0.2253;
    DG_FUEL_COEF_B = 1.2833;
    BESS_UNIT_COST = 3008.25;
    BESS_RTE = 0.9;
    BESS_CE = 0.95;
    BESS_DE = 0.95;
    DISCOUNT_RATE = 0.0975;
    BESS_LIFETIME_YEARS = 10;
    CAPITAL_RECOVERY_FACTOR = (DISCOUNT_RATE * (1 +
DISCOUNT_RATE)^(BESS_LIFETIME_YEARS - 1)) / ((1 +
DISCOUNT_RATE)^BESS_LIFETIME_YEARS - 1);
    OPEX_RATIO = 0.1;
    INITIAL_DG_FUEL = 1000;
    MINIMUM_DG_FUEL = 198;
    DG_MAX_POWER = 576;
    BESS_MAX_CHARGE_RATE = 5;
    BESS_MAX_DISCHARGE_RATE = 5;
    GRID_PEAK_LIMIT = 152;
    GRID_CARBON_COEF = 0.492;
    DG_CARBON_COEF = 0.602;
    WT_CARBON_BLOCK_COEF = 0.492;
    % Zaman serisi verileri
    num_hours = height(data);
    time_series = data.('Time (hour)');
    load_demand_series = data.('Load Demand (kW)');
    wt_power_series = data.('WT Power Production (kW)');
```

```
    purchase_price_series = data.('Energy Purchasing Price ($/kWh)');
    selling_price_series = data.('Energy Selling Price ($/kWh)');
    carbn_price_series = data.('Carbon Cost ($/kg)');
    carbon_threshold_series = data.('Carbon Threshold (kg)');
    % Sonuç dizileri
    dg_fuel_state_series = zeros(num_hours, 1);
    grid_power_series = zeros(num_hours, 1);
    dg_power_series = zeros(num_hours, 1);
    bess_discharge_series = zeros(num_hours, 1);
    bess_charge_series = zeros(num_hours, 1);
    power_sold_series = zeros(num_hours, 1);
    hourly_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    dg_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    grid_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    charge_cost_series = zeros(num_hours, 1);
    sales_revenue_series = zeros(num_hours, 1);
    grid_charge_series = zeros(num_hours, 1);
    dg_charge_series = zeros(num_hours, 1);
    hourly_carbon_series = zeros(num_hours, 1);
    soe_series = zeros(num_hours, 1);
    capex_series = zeros(num_hours, 1);
    opex_series = zeros(num_hours, 1);
    wt_charge_series = zeros(num_hours, 1);  % WT ile şarj verisi
    % Başlangıç koşulları
    soe = 0.8 * bess_size_kwh;
    total_cost = 0;
    current_fuel_state = INITIAL_DG_FUEL;
    bess_capex_hourly = bess_size_kwh * BESS_UNIT_COST *
CAPITAL_RECOVERY_FACTOR / 8760;
    bess_opex_hourly = bess_capex_hourly * OPEX_RATIO;
    for t = 1:num_hours
        load = load_demand_series(t);
        wt_prod = wt_power_series(t);
        purchase_price = purchase_price_series(t);
        selling_price = selling_price_series(t);
        carbon_price = carbon_price_series(t);
        carbon_threshold = carbon_threshold_series(t);
        net_load = load - wt_prod;
        surplus_power = 0;
        revenue_from_sales = 0;
```

```
        bess_discharge = 0;
        grid_power = 0;
        grid_cost = 0;
        dg_power = 0;
        dg_cost = 0;
        grid_charge = 0;
        dg_charge = 0;
        charge_cost = 0;
        if net_load < 0
        % Yükü WT zaten karşılıyorsa, fazla olan kısım doğrudan satılır
        surplus_power = abs(net_load);
        revenue_from_sales = surplus_power * selling_price;
        power_sold_series(t) = surplus_power;
        % Net yük sıfır yapılır çünkü WT zaten fazlasıyla karşılamış
        net_load = 0;
        end
        if net_load > 0 && soe > 0.2 * bess_size_kwh
            max_possible = min((soe - 0.2 * bess_size_kwh) * BESS_DE,
BESS_MAX_DISCHARGE_RATE);
            bess_discharge = min(net_load, max(max_possible, 0));
            soe = soe - bess_discharge / BESS_DE;
            net_load = net_load - bess_discharge;
        end
        if net_load > 0
            est_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
            est_fuel = 0.2281 * est_dg_power;
            dg_unit_cost = (est_fuel * DG_FUEL_COST) / est_dg_power;

            if purchase_price < dg_unit_cost
                grid_power = min(net_load, GRID_PEAK_LIMIT);
                grid_cost = grid_power * purchase_price;
                net_load = net_load - grid_power;
            end

            if net_load > 0 && wt_prod / load < 0.3
                potential_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
                est_fuel = 0.2281 * potential_dg_power;
                if current_fuel_state - est_fuel >= MINIMUM_DG_FUEL
                    dg_power = potential_dg_power;
                    current_fuel_state = current_fuel_state - est_fuel;
```

```
                dg_cost = est_fuel * DG_FUEL_COST;
                net_load = net_load - dg_power;
            end
        end

        if net_load > 0
            rem_grid_power = min(net_load, GRID_PEAK_LIMIT -
grid_power);
            grid_power = grid_power + rem_grid_power;
            grid_cost = grid_cost + rem_grid_power * purchase_price;
            net_load = net_load - rem_grid_power;
        end

        if net_load > 0
            potential_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
            est_fuel = 0.2281 * potential_dg_power;
            dg_power = dg_power + potential_dg_power;
            current_fuel_state = current_fuel_state - est_fuel;
            dg_cost = dg_cost + est_fuel * DG_FUEL_COST;
            net_load = net_load - potential_dg_power;
        end
    end
    if bess_discharge == 0 && (0.8 * bess_size_kwh - soe) > 0
        max_grid_charge = max(0, GRID_PEAK_LIMIT - grid_power);
        grid_charge_energy = min([BESS_MAX_CHARGE_RATE, (0.8 *
bess_size_kwh - soe) / BESS_CE, max_grid_charge]);
        grid_charge = grid_charge_energy;
        %soe = soe + grid_charge_energy/BESS_CE;
        soe = soe + grid_charge_energy;
        charge_cost = grid_charge_energy * purchase_price * ((1 /
BESS_RTE) - 1);
        grid_charge_series(t) = grid_charge_energy;
    end
    if grid_power + grid_charge > GRID_PEAK_LIMIT
        excess_power = grid_power + grid_charge - GRID_PEAK_LIMIT;
        grid_charge = grid_charge - excess_power;
        soe = soe - excess_power * BESS_CE;
        charge_cost = charge_cost - excess_power * purchase_price;
    end
```

```
        hourly_carbon = (grid_power + grid_charge) * GRID_CARBON_COEF +
dg_power * DG_CARBON_COEF - (wt_prod + bess_discharge) *
WT_CARBON_BLOCK_COEF;

        carbon_cost_hourly = (hourly_carbon - carbon_threshold) *
carbon_price;

        % Sonuçları kaydet

        dg_fuel_state_series(t) = current_fuel_state;

        grid_power_series(t) = grid_power;

        dg_power_series(t) = dg_power;

        bess_discharge_series(t) = bess_discharge;

        bess_charge_series(t) = grid_charge;

        sales_revenue_series(t) = revenue_from_sales;

        hourly_cost_series(t) = grid_cost + dg_cost + charge_cost -
revenue_from_sales + bess_capex_hourly + bess_opex_hourly +
carbon_cost_hourly;

        capex_series(t) = bess_capex_hourly;

        opex_series(t) = bess_opex_hourly;

        dg_cost_series(t) = dg_cost;

        grid_cost_series(t) = grid_cost;

        charge_cost_series(t) = charge_cost;

        hourly_carbon_series(t) = hourly_carbon;

        soe_series(t) = soe;

    end

    total_carbon_balance = sum(hourly_carbon_series);

    carbon_cost = sum((hourly_carbon_series - carbon_threshold_series)
.* carbon_price_series);

    total_cost = sum(hourly_cost_series);

    % Sonuçları tablo haline getir

    results = table(time_series, load_demand_series, wt_power_series,
...

        grid_power_series, dg_power_series, bess_discharge_series, ...

        bess_charge_series, power_sold_series, hourly_cost_series, ...

        dg_cost_series, grid_cost_series, charge_cost_series, ...

        sales_revenue_series, wt_charge_series, grid_charge_series, ...

        dg_charge_series, hourly_carbon_series, soe_series, ...

        capex_series, opex_series, dg_fuel_state_series);

    % Başlıkları Excel'deki orijinal başlıklarla aynı olacak şekilde
ayarla

    results.Properties.VariableNames = {

        'Time_hour', 'Load_Demand_kW', 'WT_Power_Production_kW', ...

        'Grid_Power_kW', 'DG_Power_kW', 'BESS_Discharge_kW', ...

        'BESS_Charge_kW', 'Power_Sold_kW', 'Hourly_Cost_$', ...
```

```
        'DG_Cost_$', 'Grid_Cost_$', 'Charge_Cost_$', ...
        'Sales_Revenue_$', 'WT_Charge_kW', 'Grid_Charge_kW', ...
        'DG_Charge_kW', 'Hourly_Carbon_Emission_kg', ...
        'State_of_Energy_kWh', 'CAPEX_$_per_hour', ...
        'OPEX_$_per_hour', 'DG_Fuel_State_Liters'};
    % Excel dosyasına yazdır
    if write_to_excel
        writetable(results, 'resultsCase_Firefly.xlsx', 'Sheet', 1);
    end
end
function cost = objective_function(bess_size_kwh)
    [total_cost, ~, ~] = calculate_monthly_cost(bess_size_kwh, false);
    cost = total_cost;
end
```

Mod-3 Ana Optimizasyon Bloğu (Bu kısım her bir algoritma içi aynıdır)

```
% BESS is charged only from UG, WT sell its surplus considering SoE
function [total_cost, carbon_cost, total_carbon_balance] =
calculate_monthly_cost(bess_size_kwh, write_to_excel)
    if nargin < 2
        write_to_excel = false;  % Varsayılan olarak yazdırma
    end
    % Excel dosyasını oku
    data = readtable('parameters.xlsx', 'Sheet', 'Profiles',
'VariableNamingRule', 'preserve');
    % Sabitler
    DG_FUEL_COST = 22.45;
    DG_FUEL_COEF_A = 0.2253;
    DG_FUEL_COEF_B = 1.2833;
    BESS_UNIT_COST = 3008.25;
    BESS_RTE = 0.9;
    BESS_CE = 0.95;
    BESS_DE = 0.95;
    DISCOUNT_RATE = 0.0975;
    BESS_LIFETIME_YEARS = 10;
    CAPITAL_RECOVERY_FACTOR = (DISCOUNT_RATE * (1 +
DISCOUNT_RATE)^(BESS_LIFETIME_YEARS - 1)) / ((1 +
DISCOUNT_RATE)^BESS_LIFETIME_YEARS - 1);
    OPEX_RATIO = 0.1;
    INITIAL_DG_FUEL = 1000;
```

```
MINIMUM_DG_FUEL = 198;
DG_MAX_POWER = 576;
BESS_MAX_CHARGE_RATE = 5;
BESS_MAX_DISCHARGE_RATE = 5;
GRID_PEAK_LIMIT = 152;
GRID_CARBON_COEF = 0.492;
DG_CARBON_COEF = 0.602;
WT_CARBON_BLOCK_COEF = 0.492;
% Zaman serisi verileri
num_hours = height(data);
time_series = data.('Time (hour)');
load_demand_series = data.('Load Demand (kW)');
wt_power_series = data.('WT Power Production (kW)');
purchase_price_series = data.('Energy Purchasing Price ($/kWh)');
selling_price_series = data.('Energy Selling Price ($/kWh)');
carbon_price_series = data.('Carbon Cost ($/kg)');
carbon_threshold_series = data.('Carbon Threshold (kg)');
% Sonuç dizileri
dg_fuel_state_series = zeros(num_hours, 1);
grid_power_series = zeros(num_hours, 1);
dg_power_series = zeros(num_hours, 1);
bess_discharge_series = zeros(num_hours, 1);
bess_charge_series = zeros(num_hours, 1);
power_sold_series = zeros(num_hours, 1);
hourly_cost_series = zeros(num_hours, 1);
dg_cost_series = zeros(num_hours, 1);
grid_cost_series = zeros(num_hours, 1);
charge_cost_series = zeros(num_hours, 1);
sales_revenue_series = zeros(num_hours, 1);
grid_charge_series = zeros(num_hours, 1);
dg_charge_series = zeros(num_hours, 1);
hourly_carbon_series = zeros(num_hours, 1);
soe_series = zeros(num_hours, 1);
capex_series = zeros(num_hours, 1);
opex_series = zeros(num_hours, 1);
wt_charge_series = zeros(num_hours, 1);  % WT ile şarj verisi
% Başlangıç koşulları
soe = 0.8 * bess_size_kwh;
total_cost = 0;
```

```
    current_fuel_state = INITIAL_DG_FUEL;
    bess_capex_hourly = bess_size_kwh * BESS_UNIT_COST *
CAPITAL_RECOVERY_FACTOR / 8760;
    bess_opex_hourly = bess_capex_hourly * OPEX_RATIO;
    for t = 1:num_hours
        load = load_demand_series(t);
        wt_prod = wt_power_series(t);
        purchase_price = purchase_price_series(t);
        selling_price = selling_price_series(t);
        carbon_price = carbon_price_series(t);
        carbon_threshold = carbon_threshold_series(t);
        net_load = load - wt_prod;
        surplus_power = 0;
        revenue_from_sales = 0;
        bess_discharge = 0;
        grid_power = 0;
        grid_cost = 0;
        dg_power = 0;
        dg_cost = 0;
        grid_charge = 0;
        dg_charge = 0;
        charge_cost = 0;
        if net_load < 0
            max_bess_support = min((soe - 0.2 * bess_size_kwh) *
BESS_DE, BESS_MAX_DISCHARGE_RATE);
            wt_load_support = max(load - max_bess_support, 0);
            surplus_power = max(wt_prod - wt_load_support, 0);
            revenue_from_sales = surplus_power * selling_price;
            power_sold_series(t) = surplus_power;
            net_load = load - wt_load_support;
        end
        if net_load > 0 && soe > 0.2 * bess_size_kwh
            max_possible = min((soe - 0.2 * bess_size_kwh) * BESS_DE,
BESS_MAX_DISCHARGE_RATE);
            bess_discharge = min(net_load, max(max_possible, 0));
            soe = soe - bess_discharge / BESS_DE;
            net_load = net_load - bess_discharge;
        end
        if net_load > 0
            est_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
```

```
            est_fuel = 0.2281 * est_dg_power;
            dg_unit_cost = (est_fuel * DG_FUEL_COST) / est_dg_power;

            if purchase_price < dg_unit_cost
                grid_power = min(net_load, GRID_PEAK_LIMIT);
                grid_cost = grid_power * purchase_price;
                net_load = net_load - grid_power;
            end

            if net_load > 0 && wt_prod / load < 0.3
                potential_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
                est_fuel = 0.2281 * potential_dg_power;
                if current_fuel_state - est_fuel >= MINIMUM_DG_FUEL
                    dg_power = potential_dg_power;
                    current_fuel_state = current_fuel_state - est_fuel;
                    dg_cost = est_fuel * DG_FUEL_COST;
                    net_load = net_load - dg_power;
                end
            end

            if net_load > 0
                rem_grid_power = min(net_load, GRID_PEAK_LIMIT -
grid_power);
                grid_power = grid_power + rem_grid_power;
                grid_cost = grid_cost + rem_grid_power * purchase_price;
                net_load = net_load - rem_grid_power;
            end
            if net_load > 0
                potential_dg_power = min(net_load, DG_MAX_POWER);
                est_fuel = 0.2281 * potential_dg_power;
                dg_power = dg_power + potential_dg_power;
                current_fuel_state = current_fuel_state - est_fuel;
                dg_cost = dg_cost + est_fuel * DG_FUEL_COST;
                net_load = net_load - potential_dg_power;
            end
        end
        if bess_discharge == 0 && (0.8 * bess_size_kwh - soe) > 0
            max_grid_charge = max(0, GRID_PEAK_LIMIT - grid_power);
            grid_charge_energy = min([BESS_MAX_CHARGE_RATE, (0.8 *
bess_size_kwh - soe) / BESS_CE, max_grid_charge]);
```

```
            grid_charge = grid_charge_energy;
            %soe = soe + grid_charge_energy/BESS_CE;
            soe = soe + grid_charge_energy;
            charge_cost = grid_charge_energy * purchase_price * ((1 /
BESS_RTE) - 1);
            grid_charge_series(t) = grid_charge_energy;
        end

        if grid_power + grid_charge > GRID_PEAK_LIMIT
            excess_power = grid_power + grid_charge - GRID_PEAK_LIMIT;
            grid_charge = grid_charge - excess_power;
            soe = soe - excess_power * BESS_CE;
            charge_cost = charge_cost - excess_power * purchase_price;
        end
        hourly_carbon = (grid_power + grid_charge) * GRID_CARBON_COEF +
dg_power * DG_CARBON_COEF - (wt_prod + bess_discharge) *
WT_CARBON_BLOCK_COEF;
        carbon_cost_hourly = (hourly_carbon - carbon_threshold) *
carbon_price;
        % Sonuçları kaydet
        dg_fuel_state_series(t) = current_fuel_state;
        grid_power_series(t) = grid_power;
        dg_power_series(t) = dg_power;
        bess_discharge_series(t) = bess_discharge;
        bess_charge_series(t) = grid_charge;
        sales_revenue_series(t) = revenue_from_sales;
        hourly_cost_series(t) = grid_cost + dg_cost + charge_cost -
revenue_from_sales + bess_capex_hourly + bess_opex_hourly +
carbon_cost_hourly;
        capex_series(t) = bess_capex_hourly;
        opex_series(t) = bess_opex_hourly;
        dg_cost_series(t) = dg_cost;
        grid_cost_series(t) = grid_cost;
        charge_cost_series(t) = charge_cost;
        hourly_carbon_series(t) = hourly_carbon;
        soe_series(t) = soe;
    end
    total_carbon_balance = sum(hourly_carbon_series);
    carbon_cost = sum((hourly_carbon_series - carbon_threshold_series)
.* carbon_price_series);
    total_cost = sum(hourly_cost_series);
    % Sonuçları tablo haline getir
```

```
    results = table(time_series, load_demand_series, wt_power_series,
...
        grid_power_series, dg_power_series, bess_discharge_series, ...
        bess_charge_series, power_sold_series, hourly_cost_series, ...
        dg_cost_series, grid_cost_series, charge_cost_series, ...
        sales_revenue_series, wt_charge_series, grid_charge_series, ...
        dg_charge_series, hourly_carbon_series, soe_series, ...
        capex_series, opex_series, dg_fuel_state_series);


    % Başlıkları Excel'deki orijinal başlıklarla aynı olacak şekilde
ayarla
    results.Properties.VariableNames = {
        'Time_hour', 'Load_Demand_kW', 'WT_Power_Production_kW', ...
        'Grid_Power_kW', 'DG_Power_kW', 'BESS_Discharge_kW', ...
        'BESS_Charge_kW', 'Power_Sold_kW', 'Hourly_Cost_$', ...
        'DG_Cost_$', 'Grid_Cost_$', 'Charge_Cost_$', ...
        'Sales_Revenue_$', 'WT_Charge_kW', 'Grid_Charge_kW', ...
        'DG_Charge_kW', 'Hourly_Carbon_Emission_kg', ...
        'State_of_Energy_kWh', 'CAPEX_$_per_hour', ...
        'OPEX_$_per_hour', 'DG_Fuel_State_Liters'};
    % Excel dosyasına yazdır
    if write_to_excel
        writetable(results, 'resultsCase_Firefly.xlsx', 'Sheet', 1);
    end
end
function cost = objective_function(bess_size_kwh)
    [total_cost, ~, ~] = calculate_monthly_cost(bess_size_kwh, false);
    cost = total_cost;
end
```

AA Kod Bloğu (Bu kısım her Mod için aynıdır)

```
function [best_bess_size, best_cost] = firefly_algorithm()
global_best_cost = inf;
global_best_bess = 0;
startTime = tic;   % Zaman ölçümünü başlat
    % Parameters
    n = 30;                 % Number of fireflies
    max_gen = 100;          % Maximum number of generations
    convergence_curve = zeros(max_gen, 1);  % Yakınsama eğrisi için boş
dizi
```

```
    alpha0 = 0.15;            % Randomness 0--1
    beta0 = 1.5;              % Attractiveness at r=0
    gamma = 0.3;              % Absorption coefficient
    lb = 5;                  % Lower bound of BESS size (kWh)
    ub = 180;                % Upper bound of BESS size (kWh)
        % Initialize fireflies
    fireflies = lb + (ub - lb) * rand(n, 1);
    costs = zeros(n, 1);
    for i = 1:n
        costs(i) = objective_function(fireflies(i));
    end
    % Optimization loop
    for gen = 1:max_gen
        alpha = max(0.01, alpha0 * (0.95 ^ gen));  % Sıfıra gitmesin
        for i = 1:n
            for j = 1:n
                if costs(j) < costs(i)
                    r = abs(fireflies(i) - fireflies(j));
                    beta = beta0 * exp(-gamma * r^2);
                    fireflies(i) = fireflies(i) + ...
                        beta * (fireflies(j) - fireflies(i)) + ...
                        alpha * (rand - 0.5);
                    % Apply bounds
                    fireflies(i) = max(min(fireflies(i), ub), lb);
                    % Evaluate new solution
                    costs(i) = objective_function(fireflies(i));
                        % Global en iyi çözümü güncelle
                    if  costs(i) < global_best_cost
                        global_best_cost = costs(i);
                        global_best_bess = fireflies(i);
                    end
                end
            end
        end
        % Display progress
        [best_cost, idx] = min(costs);
        fprintf('Generation %d: Best Cost = %.4f, BESS Size = %.2f
kWh\n', ...
            gen, best_cost, fireflies(idx));
```

```
        convergence_curve(gen) = best_cost;  % Bu jenerasyondaki en iyi
sonucu kaydet
        % Her 10 jenerasyonda bir küçük rastgele bozulma (mutasyon)
    if mod(gen, 10) == 0
        fireflies = fireflies + 0.05 * randn(n, 1);
        fireflies = min(max(fireflies, lb), ub);  % Sınırları aşmasın
    end
    end
    % Yakınsama grafiğini çiz
figure;
plot(1:max_gen, convergence_curve, '-o', 'LineWidth', 2);
xlabel('Generation');
ylabel('Best Cost ($)');
title('Firefly Algorithm - Convergence Curve');
grid on;
    % Results
    best_bess_size = fireflies(idx);
    elapsedTime = toc(startTime);  % Geçen süreyi ölç
fprintf('FA çalışması %.2f saniyede tamamlandı\n', elapsedTime);
    % ------------------------
% Export best result to Excel
% ------------------------
%fprintf('\nExporting best solution to Excel...\n');
[~, ~, ~] = calculate_monthly_cost(global_best_bess, true);
%fprintf('Results exported to resultsCase_Firefly.xlsx\n');
fprintf('\n>> En iyi BESS boyutu: %.4f kWh\n', best_bess_size);
fprintf('>> En iyi toplam maliyet: %.4f $\n', best_cost);
end
```

GA Kod Bloğu (Bu kısım her Mod için aynıdır)

```
function [best_bess_size, best_cost] = ga_algorithm()
    % GA Ayarları
    lb = 5;
    ub = 180;
    nvars = 1;  % yalnızca BESS boyutu optimizasyonu
    options = optimoptions('ga', ...
        'PopulationSize', 30, ...
        'MaxGenerations', 100, ...
        'Display', 'iter', ...
```

```
        'UseParallel', false, ...
        'PlotFcn', {@gaplotbestf}, ...
        'EliteCount', 2, ...
        'CrossoverFraction', 0.8, ...
        'FunctionTolerance', 1e-6);
    % Zaman takibi
    startTime = tic;
    % GA çalıştır
    [best_bess_size, best_cost] = ga(@objective_function, nvars, [], [],
[], [], lb, ub, [], options);


    elapsedTime = toc(startTime);
    % Sonuç çıktısı
    fprintf('\n>> GA tamamlandı (%.2f s). En iyi çözüm Excel'e
yazılıyor...\n', elapsedTime);
    [~, ~, ~] = calculate_monthly_cost(best_bess_size, true);
    fprintf('>> En iyi BESS boyutu: %.4f kWh\n', best_bess_size);
    fprintf('>> En iyi toplam maliyet: %.4f $\n', best_cost);
end
```

GKO Kod Bloğu (Bu kısım her Mod için aynıdır)

```
function [best_bess_size, best_cost] = gwo_algorithm()
    % Parametreler
    n = 30;
    max_gen = 100;
    lb = 5;
    ub = 180;
    % Başlangıç
    wolves = linspace(lb, ub, n)' + randn(n, 1) * (ub - lb) / 20;
    wolves = min(max(wolves, lb), ub);
    fitness = arrayfun(@objective_function, wolves);
    [sorted_fitness, idx] = sort(fitness);
    Alpha_pos = wolves(idx(1));
    Alpha_score = sorted_fitness(1);
    Beta_pos = wolves(idx(2));
    Delta_pos = wolves(idx(3));
    convergence_curve = zeros(max_gen, 1);
    best_positions = zeros(max_gen, 1);
    best_scores = zeros(max_gen, 1);
    startTime = tic;
```

```
    for gen = 1:max_gen
        a = 2 - gen * (2 / max_gen);
        for i = 1:n
            r1 = rand(); r2 = rand();
            A1 = 2 * a * r1 - a;
            C1 = 2 * r2;
            D_alpha = abs(C1 * Alpha_pos - wolves(i));
            X1 = Alpha_pos - A1 * D_alpha;

            r1 = rand(); r2 = rand();
            A2 = 2 * a * r1 - a;
            C2 = 2 * r2;
            D_beta = abs(C2 * Beta_pos - wolves(i));
            X2 = Beta_pos - A2 * D_beta;
            r1 = rand(); r2 = rand();
            A3 = 2 * a * r1 - a;
            C3 = 2 * r2;
            D_delta = abs(C3 * Delta_pos - wolves(i));
            X3 = Delta_pos - A3 * D_delta;
            new_pos = (X1 + X2 + X3) / 3;
            new_pos = min(max(new_pos, lb), ub);
            new_fitness = objective_function(new_pos);
            wolves(i) = new_pos;
            fitness(i) = new_fitness;
        end
        % Mutasyon: sadece en kötü %20
        if mod(gen, 10) == 0
            [~, idx_sort] = sort(fitness, 'descend');
            worst_idx = idx_sort(1:round(0.2*n));
            wolves(worst_idx) = lb + (ub - lb) * rand(length(worst_idx),
1);
        end
        % En iyi çözümü sabit tut
        [sorted_fitness, idx] = sort(fitness);
        wolves(idx(1)) = Alpha_pos;
        fitness(idx(1)) = Alpha_score;

        % En iyi çözüm güncelle
        [sorted_fitness, idx] = sort(fitness);
        Alpha_pos = wolves(idx(1));
```

```
        Alpha_score = sorted_fitness(1);
        Beta_pos = wolves(idx(2));
        Delta_pos = wolves(idx(3));
        convergence_curve(gen) = Alpha_score;
        best_positions(gen) = Alpha_pos;
        best_scores(gen) = Alpha_score;
        fprintf('Gen %d | Best Cost: %.4f | BESS: %.2f kWh\n', ...
            gen, Alpha_score, Alpha_pos);
    end
    elapsedTime = toc(startTime);
    best_bess_size = Alpha_pos;
    best_cost = Alpha_score;
    fprintf('\n>> GWO tamamlandı (%.2f s). En iyi çözüm Excel'e
yazılıyor...\n', elapsedTime);
    [~, ~, ~] = calculate_monthly_cost(best_bess_size, true);
    fprintf('>> En iyi BESS boyutu: %.4f kWh\n', best_bess_size);
    fprintf('>> En iyi toplam maliyet: %.4f $\n', best_cost);
    % Yakınsama grafiği
    figure;
    plot(1:max_gen, convergence_curve, '-o', 'LineWidth', 2);
    xlabel('Generation'); ylabel('Best Cost ($)');
    title('GWO - Convergence Curve'); grid on;
end
```

PSO Kod Bloğu (Bu kısım her Mod için aynıdır)

```
function [best_bess_size, best_cost] = pso_algorithm()
    % PSO Parametreleri
    n = 30;                   % Parçacık sayısı
    max_gen = 100;            % Jenerasyon sayısı
    w_max = 0.9;
    w_min = 0.4;
    c1 = 2.0;                 % Bireysel öğrenme katsayısı
    c2 = 1.5;                 % Sosyal öğrenme katsayısı
    lb = 5;
    ub = 180;
    % Başlangıç pozisyon ve hız
    particles = linspace(lb, ub, n)' + randn(n,1) * (ub - lb) / 20;
    velocities = zeros(n, 1);
    % Başlangıç pbest ve gbest
```

```
    pbest = particles;
    pbest_costs = arrayfun(@objective_function, particles);
    [gbest_cost, idx] = min(pbest_costs);
    gbest = particles(idx);
    convergence_curve = zeros(max_gen, 1);
    startTime = tic;
    for gen = 1:max_gen
        % Dinamik atalet katsayısı
        w = w_max - ((w_max - w_min) * gen / max_gen);
        for i = 1:n
            % Hız güncelle
            velocities(i) = w * velocities(i) + ...
                            c1 * rand * (pbest(i) - particles(i)) + ...
                            c2 * rand * (gbest - particles(i));
            % Pozisyon güncelle
            particles(i) = particles(i) + velocities(i);
            particles(i) = min(max(particles(i), lb), ub);  % sınırlar
            % Maliyet hesapla
            new_cost = objective_function(particles(i));
            % pbest güncelle
            if new_cost < pbest_costs(i)
                pbest(i) = particles(i);
                pbest_costs(i) = new_cost;
                % gbest güncelle
                if new_cost < gbest_cost
                    gbest = particles(i);
                    gbest_cost = new_cost;
                end
            end
        end
        % Çeşitlilik için mutasyon (her 10 jenerasyonda)
        if mod(gen, 10) == 0
            random_idx = randi(n, [round(n*0.2), 1]);
            particles(random_idx) = lb + (ub - lb) *
rand(length(random_idx), 1);
        end
        convergence_curve(gen) = gbest_cost;
        fprintf('Gen %d | Best Cost: %.4f | BESS: %.2f kWh\n', ...
            gen, gbest_cost, gbest);
    end
```

```
    % Çıktı
    elapsedTime = toc(startTime);
    best_bess_size = gbest;
    best_cost = gbest_cost;
    fprintf('\n>> PSO tamamlandı (%.2f s). En iyi çözüm Excel'e
yazılıyor...\n', elapsedTime);
    [~, ~, ~] = calculate_monthly_cost(best_bess_size, true);
    fprintf('>> En iyi BESS boyutu: %.4f kWh\n', best_bess_size);
    fprintf('>> En iyi toplam maliyet: %.4f $\n', best_cost);
    % Yakınsama grafiği
    figure;
    plot(1:max_gen, convergence_curve, '-o', 'LineWidth', 2);
    xlabel('Generation'); ylabel('Best Cost ($)');
    title('PSO - Convergence Curve'); grid on;
end
```

BenTav Kod Bloğu (Bu kısım her Mod için aynıdır)

```
% Başlangıç noktası ve sınırlar
x0 = 5;           % Başlangıç BESS kapasitesi (kWh)
lb = 5;            % Alt sınır
ub = 180;           % Üst sınır
% SA seçeneklerini belirle
options = optimoptions(@simulannealbnd, ...
    'MaxIterations', 100, ...
    'MaxFunctionEvaluations', 1000, ...
    'Display', 'iter', ...
    'PlotFcn', {@saplotbestf, @saplottemperature});
% Zaman ölçümünü başlat
tic;
% SA algoritmasını çalıştır
[best_bess_size, best_cost, exitflag, output] =
simulannealbnd(@objective_function, x0, lb, ub, options);
% Zaman ölçümünü durdur ve süreyi yazdır
elapsed_time = toc;
fprintf('SA çalışması %.2f saniyede tamamlandı\n', elapsed_time);
% En iyi sonucu Excel dosyasına yaz
[~, ~, ~] = calculate_monthly_cost(best_bess_size, true);
% Sonuçları görüntüle
fprintf('En iyi BESS kapasitesi: %.2f kWh\n', best_bess_size);
fprintf('En düşük toplam maliyet: %.2f $\n', best_cost);
```

TA Kod Bloğu (Bu kısım her Mod için aynıdır)

```
% Başlangıç noktası ve sınırlar
x0 = 5;           % Başlangıç BESS kapasitesi (kWh)
lb = 5;            % Alt sınır
ub = 150;           % Üst sınır

% Tabu Search parametreleri
max_iterations = 100;
tabu_tenure = 30;
neighborhood_size = 10;
step_size = 1;
% Başlangıç çözümü
current_solution = x0;
best_solution = current_solution;
best_cost = objective_function(best_solution);
% Tabu listesi
tabu_list = [];
% Yakınsama takibi için
convergence = zeros(max_iterations, 1);
% Zaman ölçümünü başlat
tic;
for iter = 1:max_iterations
    neighborhood = [];
    costs = [];
    % Komşuluk oluştur
    for i = 1:neighborhood_size
        candidate = current_solution + (rand - 0.5) * 2 * step_size;
        candidate = max(min(candidate, ub), lb);  % Sınırlar içinde tut
        neighborhood = [neighborhood; candidate];
        costs = [costs; objective_function(candidate)];
    end
    % En iyi komşuyu seç
    [min_cost, min_index] = min(costs);
    best_candidate = neighborhood(min_index);
    % Tabu listesi kontrolü
    if ~ismember(best_candidate, tabu_list)
        current_solution = best_candidate;
        if min_cost < best_cost
```

```
            best_solution = best_candidate;
            best_cost = min_cost;
        end
        tabu_list = [tabu_list, best_candidate];
        if length(tabu_list) > tabu_tenure
            tabu_list(1) = [];
        end
    end
    convergence(iter) = best_cost;  % Yakınsama takibi
end
% Zaman ölçümünü durdur ve süreyi yazdır
elapsed_time = toc;
fprintf('Tabu Search çalışması %.2f saniyede tamamlandı\n',
elapsed_time);
% En iyi sonucu Excel dosyasına yaz
[~, ~, ~] = calculate_monthly_cost(best_solution, true);
% Sonuçları görüntüle
fprintf('En iyi BESS kapasitesi: %.2f kWh\n', best_solution);
fprintf('En düşük toplam maliyet: %.2f $\n', best_cost);
% Yakınsama grafiği çizdir
figure;
plot(1:max_iterations, convergence, 'b-', 'LineWidth', 2);
xlabel('Iterasyon');
ylabel('Toplam Maliyet ($)');
title('Tabu Search Yakınsama Grafiği');
grid on;
```

E.2 Bölüm 5 – Tablo 5.7'ye Ait Hesaplama Detayı

Tablo Ek 5.2.1 Tablo 5.7'ye Ait Hesaplama Detayı

Algoritma	Toplam Maliyet Mod 1 (TL)					ORT.	Tutarlılık Skoru	Kalite Skoru	Toplam Maliyet Mod 2 (TL)					ORT.	Tutarlılık Skoru	Kalite Skoru	Toplam Maliyet Mod 3 (TL)					ORT.	Tutarlılık Skoru	Kalite Skoru	Tutarlılık Skoru (Ort.)	Kalite Skoru (Ort.)	TOPLAM SKOR	ÖLÇEKLENDİRİLMİŞ SKOR
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5				Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5				Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5							
AA	-39,667.20	-39,770.98	-39,784.70	-39,754.31	-39,606.10	-39,716.66	3.60	4.00	-41,245.92	-41,052.94	-41,170.83	-41,344.58		-41,203.57	4.50	2.00	-42,202.61	-41,938.36	-41,967.38	-42,175.17	-41,979.00	-42,052.51	3.60	2.00	3.90	2.67	6.57	2.00
GA	-39,784.70	-39,784.70	-39,784.70			-39,784.70	6.00	6.00	-41,125.02	-41,172.08	-41,344.63	-41,344.63		-41,246.59	4.50	3.00	-42,202.61	-42,202.62	-42,202.62			-42,202.62	6.00	5.00	5.50	4.67	10.17	4.00
GKO	-39,784.70	-39,784.70	-39,784.70			-39,784.70	6.00	6.00	-41,344.58	-41,344.57	-41,344.56			-41,344.57	6.00	5.00	-42,038.76	-42,039.34	-42,039.34			-42,039.14	6.00	1.00	6.00	4.00	10.00	3.00
PSO	-39,784.70	-39,784.70	-39,784.70			-39,784.70	6.00	6.00	-41,344.63	-41,344.63	-41,344.63			-41,344.63	6.00	6.00	-42,206.12	-42,206.38	-42,205.98			-42,206.16	6.00	6.00	6.00	6.00	12.00	6.00
BenTav	-39,784.62	-39,784.62	-39,784.66			-39,784.63	6.00	5.00	-41,342.88	-41,343.46	-41,328.65			-41,338.33	6.00	4.00	-42,197.23	-42,190.63	-42,197.39			-42,195.08	6.00	3.00	6.00	4.00	10.00	3.00
TA	-39,784.70	-39,784.70	-39,784.70			-39,784.70	6.00	6.00	-41,344.63	-41,344.47	-41,344.61			-41,344.57	6.00	5.00	-42,202.54	-42,202.60	-42,202.28			-42,202.47	6.00	4.00	6.00	5.00	11.00	5.00

Tablo Ek 5.2.2 Tablo 5.8'e Ait Hesaplama Detayı

Algoritma	BEDS Mod 1 (TL)					ORT.	Tutarlılık Skoru	Kalite Skoru	BEDS Mod 2 (TL)					ORT.	Tutarlılık Skoru	Kalite Skoru	BEDS Mod 3 (TL)					ORT.	Tutarlılık Skoru	Kalite Skoru	Tutarlılık Skoru (Ort.)	Kalite Skoru (Ort.)	TOPLAM SKOR	ÖLÇEKLENDİRİLMİŞ SKOR
	Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5				Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5				Opt.1	Opt.2	Opt.3	Opt.4	Opt.5							
AA	18.30	6.34	7.81	11.27	21.89	13.12	3.60	4.00	8.72	17.88	8.76	8.05		10.86	4.50	3.00	7.88	15.09	14.23	8.67	7.16	10.61	3.60	3.00	3.90	3.33	7.23	2.00
GA	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	13.48	8.75	7.92	7.92		9.51	4.50	4.00	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	5.50	5.33	10.83	4.00
GKO	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	7.94	7.92	7.92			7.93	6.00	5.00	6.00	5.67	11.67	3.00
PSO	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	6.00	6.00	12.00	6.00
BenTav	8.00	8.00	7.96			7.99	6.00	5.00	7.97	7.95	7.87			7.93	6.00	5.00	8.05	7.89	8.05			8.00	6.00	4.00	6.00	4.67	10.67	3.00
TA	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	7.92	7.92	7.92			7.92	6.00	6.00	7.92	7.92	7.93			7.92	6.00	6.00	6.00	6.00	12.00	5.00

F
MATLAB TAHMİN KODLARI

F.1 MATLAB Yük Tüketim Tahmin Kodları

OBHOM

```
fprintf("Rolling-window ARIMA (her adımda model eğitimi)
başlıyor...\n");
totalstart = tic;
d1 = 6553;
d2 = d1 + 744;
Ttest = d1:d2-1;  % 24 tahmin noktası
h = 1;
% Grid search parametreleri
pVals = 0:6; dVals = 0:2; qVals = 0:6;  % Daha küçük tutup hızı
artırabiliriz
constOptions = [true false];
% Sonuçlar
nPreds = numel(Ttest);
allPred = nan(nPreds,1);
allActual = nan(nPreds,1);
for i = 1:nPreds
    t = Ttest(i);
    Y0 = dataset.talep(1:t-1);        % d1'e kadar olan geçmiş
    actual = dataset.talep(t);        % hedef
    bestRMSE = inf;
    bestModel = [];

    for p = pVals
        for d = dVals
            for q = qVals
                for includeConst = constOptions
```

```
                    try
                        if includeConst
                            model =
arima('ARLags',p,'D',d,'MALags',q,'Constant',NaN);
                        else
                            model =
arima('ARLags',p,'D',d,'MALags',q,'Constant',0);
                        end
                        estM = estimate(model, Y0, 'Display','off');
                        yF = forecast(estM, h, 'Y0', Y0);
                        RMSE = sqrt((actual - yF).^2);
                        if RMSE < bestRMSE
                            bestRMSE = RMSE;
                            bestModel = estM;
                        end
                    catch
                        continue
                    end
                end
            end
        end
    end
    % En iyi model ile 1-adım tahmin
    yF_best = forecast(bestModel, h, 'Y0', Y0);
    allPred(i) = yF_best;
    allActual(i) = actual;

    fprintf("Tahmin %d/%d: ARIMA(%d,%d,%d), Const=%d, Gerçek=%.2f,
Tahmin=%.2f, RMSE=%.4f\n", ...
        i, nPreds, bestModel.P, bestModel.D, bestModel.Q, ...
        ~isempty(bestModel.Constant) && bestModel.Constant~=0, ...
        actual, yF_best, bestRMSE);
end
% Performans metrikleri
err = allActual - allPred;
MAE = mean(abs(err));
```

```
RMSE = sqrt(mean(err.^2));
MAPE = mean(abs(err ./ allActual)) * 100;
R2 = 1 - sum(err.^2)/sum((allActual - mean(allActual)).^2);
fprintf("Genel performans:\nMAE=%.4f, RMSE=%.4f, MAPE=%.2f%%,
R^2=%.4f\n", ...
    MAE, RMSE, MAPE, R2);
% Grafik
plot(d1-10:d2, dataset.talep(d1-10:d2), 'k--'); hold on;
plot(Ttest, allActual, 'g', 'LineWidth', 2);
plot(Ttest, allPred, 'r', 'LineWidth', 2);
legend('Tüm Veri','Gerçek','Tahmin');
xlabel('Zaman'); ylabel('Talep [kW]');
title('Rolling-Window ARIMA: d1 → d2 tahmini');
grid on;
fprintf("Toplam süre: %.2f s\n", toc(totalstart));
```

MOBHOM

```
fprintf("SARIMA rolling-window grid search (h=2) başlıyor...\n");
totalTic = tic;
d1 = 6553;
d2 = d1 + 744;     % d1 : d2-1 arası değerlendirilecek
h  = 1;           % her pencerede 2-adım ileri
mStep = 1;        % 1 adım kay
s  = 24;          % saatlik veri -> günlük mevsim
% grid (hız için dar tut)
pVals = 0:3; dVals = 0:1; qVals = 0:3;
PVals = 0:2; QVals = 0:2;
constOptions = [true false];


Ttest = d1 : mStep : (d2 - h);
nWins = numel(Ttest);
allPred   = nan(nWins*h,1);
allActual = nan(nWins*h,1);
time_axis = nan(nWins*h,1);
wr = 1;
for i = 1:nWins
```

```
    t  = Ttest(i);
    Y0 = dataset.talep(1:t-1);          % yalnız geçmiş (gerçek)
    yA = dataset.talep(t : t+h-1);      % karşılaştırma için gerçek
    bestRMSE  = inf;
    bestModel = [];
    for p = pVals
      for d = dVals
        for q = qVals
          for P = PVals
            for Q = QVals
              for includeConst = constOptions
                try
                  % mevsimsel gecikmeler s, 2s, ... şeklinde verilir
                  sAR = s*(1:P);
                  sMA = s*(1:Q);
                  mdl = arima( ...
                       "ARLags",p, "D",d, "MALags",q, ...
                       "Seasonality",s, "SARLags",sAR,
"SMALags",sMA, ...
                       "Constant", ternary(includeConst, NaN, 0));
% yardımcı fonk. altta
                  estM = estimate(mdl, Y0, Display="off");
                  % DÜZELTME: arima->forecast için Y0 konumsal
argüman
                  yF   = forecast(estM, h, Y0);
                  rmse = sqrt(mean((yA - yF).^2));
                  if rmse < bestRMSE
                      bestRMSE  = rmse;
                      bestModel = estM;
                  end
                catch
                  % başarısız kombinasyonları atla
                end
              end
            end
          end
        end
```

```
      end
    end
    yF_best = forecast(bestModel, h, Y0);  % tekrar tahmin (konumsal
Y0)
    idx = wr : wr+h-1;
    allPred(idx)   = yF_best;
    allActual(idx) = yA;
    time_axis(idx) = (t : t+h-1).';
    wr = wr + h;
    % Rapor: P,Q derecelerini 'SAR'/'SMA' hücrelerinden say
    Pdeg = nnz(~cellfun(@isempty, bestModel.SAR));
    Qdeg = nnz(~cellfun(@isempty, bestModel.SMA));
    hasConst = ~isempty(bestModel.Constant) &&
bestModel.Constant~=0;
    fprintf("Pencere %2d/%2d: SARIMA(%d,%d,%d)(%d,1,%d)[%d],
Const=%d, RMSE=%.4f\n", ...
      i, nWins, bestModel.P, bestModel.D, bestModel.Q, ...
      Pdeg, Qdeg, bestModel.Seasonality, hasConst, bestRMSE);
end
% performans
e    = allActual - allPred;
MAE  = mean(abs(e),'omitnan');
RMSE = sqrt(mean(e.^2,'omitnan'));
MAPE = mean(abs(e ./ allActual),'omitnan') * 100;
R2   = 1 - nansum(e.^2)/nansum((allActual -
mean(allActual,'omitnan')).^2);
fprintf("\nGenel performans: MAE=%.4f, RMSE=%.4f, MAPE=%.2f%%,
R^2=%.4f\n", MAE, RMSE, MAPE, R2);


% çizim (zamanla hizalı)
figure('Color','w');
plot(d1-10:d2, dataset.talep(d1-10:d2), 'k--'); hold on;
plot(time_axis, allActual, 'g', 'LineWidth', 2);
plot(time_axis, allPred,   'r', 'LineWidth', 2);
legend('Tüm Veri','Gerçek','Tahmin','Location','best');
xlabel('Zaman'); ylabel('Talep [kW]');
```

```
title(sprintf('SARIMA Rolling Forecast (s=%d, h=%d, mStep=%d)', s,
h, mStep));
grid on;
fprintf("Toplam süre: %.2f s\n", toc(totalTic));
% ---- küçük yardımcı ----
function out = ternary(cond, a, b)
    if cond, out = a; else, out = b; end
end
```

YSA

```
% === Parametreler ===
nDelay = 6;  % GECİKME SAYISI — sadece burayı değiştir
% === 1. Veriler ===
y     = dataset.talep(:)';
hour  = dataset.saat(:)';
day   = dataset.gun(:)';
month = dataset.ay(:)';
temp  = dataset.temp(:)';
wind  = dataset.windspeed(:)';
haftaici = dataset.haftaici_flag(:)';
donem    = dataset.donem_flag(:)';
mevsim   = dataset.mevsim_flag(:)';
dayf     = dataset.DayFlag(:)';
% === 2. Zaman sin/cos kodlama ===
hour_sin  = sin(2*pi*hour/24);
hour_cos  = cos(2*pi*hour/24);
day_sin   = sin(2*pi*day/31);
day_cos   = cos(2*pi*day/31);
month_sin = sin(2*pi*month/12);
month_cos = cos(2*pi*month/12);
% === 3. Normalizasyon ===
[y_norm, muY, sigY]     = zscore(y);
[temp_norm, muT, sigT]  = zscore(temp);
[wind_norm, muW, sigW]  = zscore(wind);
% === 4. Girdi & Çıktı Vektörleri ===
N = numel(y) - nDelay;
```

```
% Toplam giriş sayısı: 6 zaman + 2 dışsal + 3 flag + nDelay geçmiş
nInputs = 6 + 2 + 4 + nDelay;
X = zeros(nInputs, N);
Y = zeros(1, N);
for i = 1:N
    idx = i + nDelay;
    % Gecikmeli talep (normalize)
    y_delays = ((y(idx-1:-1:idx-nDelay) - muY) / sigY)';
    % Giriş vektörü
    X(:,i) = [ ...
        hour_sin(idx); hour_cos(idx);
        day_sin(idx);  day_cos(idx);
        month_sin(idx); month_cos(idx);
        temp_norm(idx); wind_norm(idx);
        haftaici(idx); donem(idx); mevsim(idx); dayf(idx);
        y_delays ];
    % Hedef çıkış
    Y(i) = y_norm(idx);
end
% === 5. Eğitim/Test Ayrımı ===
trainRatio = 0.8;
nTrain = floor(trainRatio * N);
Xtrain = X(:,1:nTrain);
Ytrain = Y(:,1:nTrain);
Xtest  = X(:,nTrain+1:end);
Ytest  = Y(:,nTrain+1:end);
% === 6. Ağ Eğitimi ===
% trainlm   → Levenberg–Marquardt algoritması, küçük–orta ölçekli
veri kümeleri için hızlı yakınsama sağlar.
% trainbr   → Bayesian Regularization, overfitting'i azaltarak
genelleme performansını artırır.
% traincgb  → Conjugate Gradient (Powell–Beale restarts), daha az
bellekle kararlı öğrenme sunar.
% traincgf  → Conjugate Gradient (Fletcher–Reeves updates), büyük
veri setleri için uygundur.
% traincgp  → Conjugate Gradient (Polak–Ribiére updates), doğrusal
olmayan optimizasyonda etkilidir.
```

```
% trainscg  → Scaled Conjugate Gradient, büyük veri setlerinde
bellek dostu ve stabildir.

% traingd   → Basit Gradient Descent, en temel ama en yavaş öğrenme
algoritmasıdır.

% traingdm  → Momentumlu Gradient Descent, salınımları azaltarak
daha kararlı öğrenme sağlar.

% traingdx  → Adaptif öğrenme oranlı Gradient Descent, hız ve
kararlılığı dengeler.

% traingda  → Adaptif learning rate gradient descent, sabit hız
yerine otomatik ayarlama yapar.

% trainrp   → Resilient Backpropagation, yalnızca gradient işaretini
kullanarak hızlı eğitim yapar.

% trainbfg  → BFGS Quasi-Newton algoritması, ikinci mertebe
optimizasyonla yüksek doğruluk sağlar.

% trainc    → Kohonen öğrenme algoritması, kendini organize eden
haritalar için kullanılır.

% trainh    → Hebbian learning, biyolojik öğrenme prensibini taklit
eder.

% trainbu   → Batch unsupervised training, denetimsiz öğrenmede
toplu güncelleme yapar.

% trainru   → Random order unsupervised training, örnekleri rastgele
sırayla kullanır.

% trainoss  → One Step Secant algoritması, Newton yöntemine
yakınsadığı için hızlıdır.

hiddenLayerSize = 20;

net = fitnet(hiddenLayerSize, 'trainlm');

net.trainParam.showWindow = true;

% Aktivasyon fonksiyonlarını ayarla

% MATLAB’de kullanılabilen bazı aktivasyon fonksiyonları:

% 'tansig'  → Tanjant sigmoid ([-1, 1] arası)

% 'logsig'  → Sigmoid ([0, 1] arası)

% 'purelin' → Doğrusal (lineer çıkış)

% 'poslin'  → ReLU (rectified linear unit, yeni sürümlerde)

% Hangi aktivasyonu seçtiğin, problemin doğasına bağlıdır:

% Regresyon (sayısal çıktı) → Son katman purelin olmalı.

% Sınıflandırma (etiket) → Son katman softmax veya logsig
kullanılabilir.

% Gizli katmanlarda genelde tansig, logsig veya relu tercih edilir.

net.layers{1}.transferFcn = 'tansig';   % Gizli katman: logistic
sigmoid
```

```
net.layers{2}.transferFcn = 'purelin';  % Çıkış katmanı: lineer
%net = train(net, Xtrain, Ytrain);
[net,tr] = train(net, X, Y);
% === 6b. Ağın yapısını kontrol et ===
disp("Gizli katman transfer fonksiyonu: " +
net.layers{1}.transferFcn);
disp("Çıkış katmanı transfer fonksiyonu: " +
net.layers{2}.transferFcn);
IW = net.IW{1,1};
b1 = net.b{1};
LW = net.LW{2,1};
b2 = net.b{2};
disp("IW boyutu: " + mat2str(size(IW)));
disp("LW boyutu: " + mat2str(size(LW)));
disp("İlk 5 gizli bias:");
disp(b1(1:5));
disp("Çıkış bias:");
disp(b2);
% === 7. Tahmin ===
Ypred_norm = net(Xtest);
Ypred = Ypred_norm * sigY + muY;
Ytrue = Ytest * sigY + muY;
% === 8. Performans ===
err = Ytrue - Ypred;
MAE = mean(abs(err));
RMSE = sqrt(mean(err.^2));
MAPE = mean(abs(err ./ Ytrue)) * 100;
R2 = 1 - sum(err.^2) / sum((Ytrue - mean(Ytrue)).^2);
fprintf("Test Performansı:\nMAE=%.3f, RMSE=%.3f, MAPE=%.2f%%,
R²=%.4f\n", ...
    MAE, RMSE, MAPE, R2);
% === 9. Grafik ===
figure;
plot(Ytrue, 'g', 'LineWidth', 2); hold on;
plot(Ypred, 'r--', 'LineWidth', 2);
legend('Gerçek', 'Tahmin');
xlabel('Zaman (Saat)');
```

```
ylabel('Talep');
title('YSA (Zaman + Temp + Wind + Flags + Gecikmeli Talep)');
grid on;
```

UVKB

```
%% ==== Parameters ====
useExo   = false;
rng(50);
% Grid search ranges
W_grid  = [1, 3, 6, 12, 24];
H_grid  = [1];
N1_grid = [64, 128, 256];
N2_grid = [32, 64, 128];
%% ==== Manual test range (satır indeksleri) ====
testStart = 3481;       % test başlangıcı
testEnd   = 3481 + 24;  % test bitişi
%% ==== Data ====
y = dataset.Tuketim(:);
N = numel(y);
% Zaman sin/cos
hour  = dataset.saat(:);
day   = dataset.gun(:);
month = dataset.ay(:);
hour_sin  = sin(2*pi*hour/24);
hour_cos  = cos(2*pi*hour/24);
day_sin   = sin(2*pi*day/31);
day_cos   = cos(2*pi*day/31);
month_sin = sin(2*pi*month/12);
month_cos = cos(2*pi*month/12);
timeFeatures = [hour_sin, hour_cos, day_sin, day_cos, month_sin,
month_cos];
% === Yeni eklenen flag'ler ===
haftaici = dataset.haftaici_flag(:);
donem    = dataset.donem_flag(:);
mevsim   = dataset.mevsim_flag(:);
dayf     = dataset.DayFlag(:);
flags = [haftaici, donem, mevsim];   % 3 ek girdi
```

```
% Exogenous (opsiyonel)
if useExo
    % örnek: zaman + flag + meteorolojik değişkenler
    % U = [timeFeatures, flags, dataset.windspeed(:),
dataset.winddir(:)];
else
    U = [timeFeatures, flags];  % exo kapalı olsa bile bu flag'leri
dahil et
end
%% ==== Results store & best holder ====
results = [];
bestR2   = -inf;
best     = struct();
%% ==== Grid Search ====
for W = W_grid
 for H = H_grid
  for N1 = N1_grid
   for N2 = N2_grid
    fprintf(">> W=%d, H=%d, N1=%d, N2=%d\n", W,H,N1,N2);
    % --- Train/Test split (manual aralık) ---
    trainEnd = testStart - 1;      % eğitim veri sonu
    % normalizasyon eğitim aralığından fitleniyor
    muY  = mean(y(1:trainEnd)); sigY = std(y(1:trainEnd)) + eps;
    yn   = (y - muY) / sigY;
    muU  = mean(U(1:trainEnd,:),1); sigU = std(U(1:trainEnd,:),[],1)
+ eps;
    Un   = (U - muU) ./ sigU;


    % Sekanslar
    [XTrain,YTrain] = localMakeSequences(yn,Un,W,W+1,trainEnd);
    [XTest ,YTest ] = localMakeSequences(yn,Un,W,testStart,testEnd);
    numFeatures = size(XTrain{1},1);
    % Bi-layer LSTM
    layers = [
      sequenceInputLayer(numFeatures)
      lstmLayer(N1, OutputMode="sequence")
```

```
      dropoutLayer(0.1)
      lstmLayer(N2, OutputMode="last")
      fullyConnectedLayer(1)
      regressionLayer];
    %Optimizer options: "sgdm" (stochastic gradient descent with
momentum)
    %"rmsprop" da LSTM için denenebilir.
    opts = trainingOptions("adam", ...
      MaxEpochs=30, MiniBatchSize=128, InitialLearnRate=3e-3, ...
      Shuffle="never", Verbose=false);
    % Eğitim
    YTrain = YTrain(:);
    net = trainNetwork(XTrain,YTrain,layers,opts);
    % Tahmin
    YP1   = predict(net,XTest,MiniBatchSize=128);
    YTest = YTest(:);
    % Denormalizasyon
    YP1_den   = YP1   * sigY + muY;
    YTrue_den = YTest * sigY + muY;
    % Metrikler
    [~,MAE,RMSE,MAPE,R2] = localMetrics(YTrue_den,YP1_den);
    results = [results; table(W,H,N1,N2,MAE,RMSE,MAPE,R2)];
    % Best model sakla
    if R2 > bestR2
      bestR2 = R2;
      best.W = W; best.H = H; best.N1 = N1; best.N2 = N2;
      best.net = net;
      best.muY = muY; best.sigY = sigY;
      best.muU = muU; best.sigU = sigU;
    end
   end
  end
 end
end
%% ==== Show Results ====
results = sortrows(results,"R2","descend");
```

```
disp(results);
fprintf('\nBest combo: W=%d, H=%d, N1=%d, N2=%d (R2=%.4f)\n', ...
    best.W, best.H, best.N1, best.N2, bestR2);
%% ==== Helper Functions ====
function [Xcell,Yvec] = localMakeSequences(yn,Un,W,fromIdx,toIdx)
    idxs = fromIdx:toIdx;
    M = numel(idxs);
    Xcell = cell(1,M);
    Yvec  = zeros(M,1);
    for k = 1:M
        i = idxs(k);
        ywin = yn(i-W:i-1)';
        if isempty(Un)
            x = ywin;
        else
            uwin = Un(i-W:i-1,:)';
            x = [ywin; uwin];
        end
        Xcell{k} = x;
        Yvec(k)  = yn(i);
    end
end
function [e,MAE,RMSE,MAPE,R2] = localMetrics(ytrue,ypred)
    e    = ytrue - ypred;
    MAE  = mean(abs(e));
    RMSE = sqrt(mean(e.^2));
    MAPE = mean(abs(e./(ytrue+eps)))*100;
    R2   = 1 - sum(e.^2)/sum((ytrue-mean(ytrue)).^2 + eps);
end
% Yhat_rec = zeros(H,1);
% Ytrue_rec = yn(startx+1 : startx+H);
% Denormalize
Yhat_rec_den  = Yhat_rec * sigY + muY;
Ytrue_rec_den = Ytrue_rec * sigY + muY;
%% === Performans ===
err = Ytrue_rec_den - Yhat_rec_den;
```

```
MAE  = mean(abs(err));
RMSE = sqrt(mean(err.^2));
MAPE = mean(abs(err./(Ytrue_rec_den+eps))) * 100;
R2   = 1 - sum(err.^2)/sum((Ytrue_rec_den-mean(Ytrue_rec_den)).^2 +
eps);
fprintf("Recursive %d-adım tahmin performansı
(startIdx=%d):\n",H,startIdx);
fprintf("MAE=%.3f RMSE=%.3f MAPE=%.2f%%
R²=%.4f\n",MAE,RMSE,MAPE,R2);
%% === Grafik ===
figure;
plot(Ytrue_rec_den,'g-o','LineWidth',1.5); hold on;
plot(Yhat_rec_den,'r--s','LineWidth',1.5);
legend('Gerçek','Tahmin');
xlabel('İleri Ufuk (adım)');
ylabel('Tüketim');
title(sprintf('Recursive %d-adım LSTM Tahmin',H));
grid on;
%% === Recursive multi-step forecast ===
H = 24;  % ileri tahmin ufku (kaç adım ileri)
startIdx = 3145;   % test başlangıç noktası (örnek)
ylags = yn(startIdx-W+1:startIdx);   % başlangıç penceresi
(normalize edilmiş)
% Exogenous pencere (varsa)
Ulags = Un(startIdx-W+1:startIdx,:);
Yhat_rec = zeros(H,1);
Ytrue_rec = yn(startIdx+1 : startIdx+H);
for h = 1:H
    % predictor hazırla
    if isempty(Un)
        x_in = ylags';
    else
        uwin = Ulags';    % [nExo × W]
        x_in = [ylags'; uwin];
    end
    % Şekli LSTM'in beklediği hale getir (feature × time × 1)
    Xcell = {x_in};
```

```
    % 1-adım ileri tahmin
    y_next = predict(net, Xcell);
    Yhat_rec(h) = y_next;
    % Recursive güncelle: pencereye tahmini ekle
    ylags = [ylags(2:end); y_next];
    % Eğer exo varsa → ileri değer kullan, yoksa son değeri tekrar
et
    if ~isempty(Un)
        if startIdx+h <= size(Un,1)
            Ulags = [Ulags(2:end,:); Un(startIdx+h,:)];
        else
            Ulags = [Ulags(2:end,:); Ulags(end,:)];
        end
    end
end
```

F.2 MATLAB RES Üretim Tahmin Kodları

OBHOM

```
fprintf("Rolling-window ARIMA (her adımda model eğitimi)
başlıyor...\n");

totalstart = tic;

d1 = 6553;

d2 = d1 + 744;

Ttest = d1:d2-1;  % 24 tahmin noktası

h = 1;

% Grid search parametreleri

pVals = 0:6; dVals = 0:2; qVals = 0:6;  % Daha küçük tutup hızı
artırabiliriz

constOptions = [true false];

% Sonuçlar

nPreds = numel(Ttest);

allPred = nan(nPreds,1);

allActual = nan(nPreds,1);

for i = 1:nPreds

    t = Ttest(i);

    Y0 = dataset.power_kw(1:t-1);        % d1'e kadar olan geçmiş

    actual = dataset.power_kw(t);        % hedef

    bestRMSE = inf;

    bestModel = [];

    for p = pVals

        for d = dVals

            for q = qVals

                for includeConst = constOptions

                    try

                        if includeConst

                            model =
arima('ARLags',p,'D',d,'MALags',q,'Constant',NaN);

                        else

                            model =
arima('ARLags',p,'D',d,'MALags',q,'Constant',0);

                        end

                        estM = estimate(model, Y0, 'Display','off');
```

```
                        yF = forecast(estM, h, 'Y0', Y0);
                        RMSE = sqrt((actual - yF).^2);
                        if RMSE < bestRMSE
                            bestRMSE = RMSE;
                            bestModel = estM;
                        end
                    catch
                        continue
                    end
                end
            end
        end
    end
    % En iyi model ile 1-adım tahmin
    yF_best = forecast(bestModel, h, 'Y0', Y0);
    allPred(i) = yF_best;
    allActual(i) = actual;
    fprintf("Tahmin %d/%d: ARIMA(%d,%d,%d), Const=%d, Gerçek=%.2f,
Tahmin=%.2f, RMSE=%.4f\n", ...
        i, nPreds, bestModel.P, bestModel.D, bestModel.Q, ...
        ~isempty(bestModel.Constant) && bestModel.Constant~=0, ...
        actual, yF_best, bestRMSE);
end
% Performans metrikleri
err = allActual - allPred;
MAE = mean(abs(err));
RMSE = sqrt(mean(err.^2));
MAPE = mean(abs(err ./ allActual)) * 100;
R2 = 1 - sum(err.^2)/sum((allActual - mean(allActual)).^2);
fprintf("Genel performans:\nMAE=%.4f, RMSE=%.4f, MAPE=%.2f%%,
R^2=%.4f\n", ...
    MAE, RMSE, MAPE, R2);
% Grafik
plot(d1-10:d2, dataset.power_kw(d1-10:d2), 'k--'); hold on;
plot(Ttest, allActual, 'g', 'LineWidth', 2);
plot(Ttest, allPred, 'r', 'LineWidth', 2);
```

```
legend('Tüm Veri','Gerçek','Tahmin');
xlabel('Zaman'); ylabel('Talep [kW]');
title('Rolling-Window ARIMA: d1 → d2 tahmini');
grid on;
fprintf("Toplam süre: %.2f s\n", toc(totalstart));
```

OBHOM

```
fprintf("SARIMA rolling-window grid search (h=2) başlıyor...\n");
totalTic = tic;
d1 = 8401;
d2 = d1 + 24;     % d1 : d2-1 arası değerlendirilecek
h  = 1;           % her pencerede 2-adım ileri
mStep = 1;        % 1 adım kay
s  = 24;          % saatlik veri -> günlük mevsim
% grid (hız için dar tut)
pVals = 0:3; dVals = 0:1; qVals = 0:3;
PVals = 0:2; QVals = 0:2;
constOptions = [true false];
Ttest = d1 : mStep : (d2 - h);
nWins = numel(Ttest);
allPred   = nan(nWins*h,1);
allActual = nan(nWins*h,1);
time_axis = nan(nWins*h,1);
wr = 1;
for i = 1:nWins
    t  = Ttest(i);
    Y0 = dataset.power_kw(1:t-1);          % yalnız geçmiş (gerçek)
    yA = dataset.power_kw(t : t+h-1);      % karşılaştırma için
gerçek
    bestRMSE  = inf;
    bestModel = [];
    for p = pVals
      for d = dVals
        for q = qVals
          for P = PVals
            for Q = QVals
              for includeConst = constOptions
```

```
                try
                  % mevsimsel gecikmeler s, 2s, ... şeklinde verilir
                  sAR = s*(1:P);
                  sMA = s*(1:Q);


                  mdl = arima( ...
                       "ARLags",p, "D",d, "MALags",q, ...
                       "Seasonality",s, "SARLags",sAR,
"SMALags",sMA, ...
                       "Constant", ternary(includeConst, NaN, 0));
% yardımcı fonk. altta
                  estM = estimate(mdl, Y0, Display="off");
                  % DÜZELTME: arima->forecast için Y0 konumsal
argüman
                  yF   = forecast(estM, h, Y0);
                  rmse = sqrt(mean((yA - yF).^2));
                  if rmse < bestRMSE
                      bestRMSE  = rmse;
                      bestModel = estM;
                  end
                catch
                  % başarısız kombinasyonları atla
                end
              end
            end
          end
        end
      end
    end
    yF_best = forecast(bestModel, h, Y0);  % tekrar tahmin (konumsal
Y0)
    idx = wr : wr+h-1;
    allPred(idx)   = yF_best;
    allActual(idx) = yA;
    time_axis(idx) = (t : t+h-1).';
    wr = wr + h;
    % Rapor: P,Q derecelerini 'SAR'/'SMA' hücrelerinden say
```

```
    Pdeg = nnz(~cellfun(@isempty, bestModel.SAR));
    Qdeg = nnz(~cellfun(@isempty, bestModel.SMA));
    hasConst = ~isempty(bestModel.Constant) &&
bestModel.Constant~=0;
    fprintf("Pencere %2d/%2d: SARIMA(%d,%d,%d)(%d,1,%d)[%d],
Const=%d, RMSE=%.4f\n", ...
      i, nWins, bestModel.P, bestModel.D, bestModel.Q, ...
      Pdeg, Qdeg, bestModel.Seasonality, hasConst, bestRMSE);
end
% performans
e    = allActual - allPred;
MAE  = mean(abs(e),'omitnan');
RMSE = sqrt(mean(e.^2,'omitnan'));
MAPE = mean(abs(e ./ allActual),'omitnan') * 100;
R2   = 1 - nansum(e.^2)/nansum((allActual -
mean(allActual,'omitnan')).^2);
fprintf("\nGenel performans: MAE=%.4f, RMSE=%.4f, MAPE=%.2f%%,
R^2=%.4f\n", MAE, RMSE, MAPE, R2);
% çizim (zamanla hizalı)
figure('Color','w');
plot(d1-10:d2, dataset.power_kw(d1-10:d2), 'k--'); hold on;
plot(time_axis, allActual, 'g', 'LineWidth', 2);
plot(time_axis, allPred,   'r', 'LineWidth', 2);
legend('Tüm Veri','Gerçek','Tahmin','Location','best');
xlabel('Zaman'); ylabel('Talep [kW]');
title(sprintf('SARIMA Rolling Forecast (s=%d, h=%d, mStep=%d)', s,
h, mStep));
grid on;
fprintf("Toplam süre: %.2f s\n", toc(totalTic));
function out = ternary(cond, a, b)
    if cond, out = a; else, out = b; end
end
```

YSA

```
% === Parametreler ===
nDelay = 12;  % Gecikme sayısı — sadece burayı değiştirebilirsin
% === 1. Veriler ===
y     = dataset.power_kw(:)';
```

```
hour  = dataset.saat(:)';
day   = dataset.gun(:)';
month = dataset.ay(:)';
windgust  = dataset.windgust(:)';
wind  = dataset.windspeed(:)';
windwt  = dataset.wind_speed(:)';
rotor = dataset.rotor_speed;
haftaici = dataset.haftaici_flag(:)';
donem    = dataset.donem_flag(:)';
mevsim   = dataset.mevsim_flag(:)';
% === 2. Zaman sin/cos kodlama ===
hour_sin  = sin(2*pi*hour/24);
hour_cos  = cos(2*pi*hour/24);
day_sin   = sin(2*pi*day/31);
day_cos   = cos(2*pi*day/31);
month_sin = sin(2*pi*month/12);
month_cos = cos(2*pi*month/12);
% === 3. Normalizasyon ===
[y_norm, mean_y, std_y]     = zscore(y);
[windgust_norm, mean_windgust, std_windgust]  = zscore(windgust);
[wind_norm, mean_wind, std_wind]  = zscore(wind);
[windwt_norm, mean_windwt, std_windwt]  = zscore(windwt);
[rotor_norm, mean_rotor, std_rotor]  = zscore(rotor);
% === 4. Girdi & Çıktı Vektörleri ===
N = numel(y) - nDelay;
nInputs = 6 + 4 + 3 + nDelay;
X = zeros(nInputs, N);
Y = zeros(1, N);
for i = 1:N
    idx = i + nDelay;
    y_delays = ((y(idx-1:-1:idx-nDelay) - mean_y) / std_y)';
    X(:,i) = [ ...
        hour_sin(idx); hour_cos(idx);
        day_sin(idx); day_cos(idx);
        month_sin(idx); month_cos(idx);
```

```
        windgust_norm(idx); wind_norm(idx); windwt_norm(idx);
rotor_norm(idx);
        haftaici(idx); donem(idx); mevsim(idx);
        y_delays ];
    Y(i) = y_norm(idx);
end
% === 5. Eğitim/Test Ayrımı (senin belirleyeceğin şekilde) ===
% Burada *manüel* ayırma yapılır
% Örnek: eğitim için 70%, test için 30%
trainRatio = 0.8;            % senin belirleyeceğin oran
nTrain = floor(trainRatio * N);
Xtrain = X(:, 1:nTrain);
Ytrain = Y(:, 1:nTrain);
Xtest  = X(:, nTrain+1 : N);
Ytest  = Y(:, nTrain+1 : N);
% === 6. Ağ Eğitimi ===
hiddenLayerSize = 20;
net = fitnet(hiddenLayerSize, 'trainlm');
% Otomatik bölmeyi iptal et
net.divideFcn = 'divideind';
net.divideParam.trainInd = 1:nTrain;
net.divideParam.valInd   = [];
net.divideParam.testInd  = [];
net.layers{1}.transferFcn = 'logsig';
net.layers{2}.transferFcn = 'purelin';
net.trainParam.showWindow = true;
[net, tr] = train(net, Xtrain, Ytrain);
% === 7. Tahmin ===
Ypred_norm = net(Xtest);
Ypred = Ypred_norm * std_y + mean_y;
Ytrue = Ytest * std_y + mean_y;
% === 8. Performans ===
err = Ytrue - Ypred;
MAE = mean(abs(err));
RMSE = sqrt(mean(err.^2));
MAPE = mean(abs(err ./ Ytrue)) * 100;
```

```
R2 = 1 - sum(err.^2) / sum((Ytrue - mean(Ytrue)).^2);
fprintf("Test Performansı:\nMAE=%.3f, RMSE=%.3f, MAPE=%.2f%%,
R²=%.4f\n", ...
    MAE, RMSE, MAPE, R2);
% === 9. Grafik ===
figure;
plot(Ytrue, 'g', 'LineWidth', 2); hold on;
plot(Ypred, 'r--', 'LineWidth', 2);
legend('Gerçek','Tahmin');
xlabel('Zaman (Saat)');
ylabel('Güç');
title('YSA Test Sonucu');
grid on;
```

UVKB

```
%% ==== Parameters ====
useExo   = true;
rng(50);
% Grid search ranges
W_grid  = [3, 6, 12, 24, 48, 168];
H_grid  = [1];
N1_grid = [64, 128, 256];
N2_grid = [32, 64, 128];
%% ==== Manual test range (satır indeksleri) ====
testStart = 6553;        % test başlangıcı
testEnd   = 6553 + 744;  % test bitişi
%% ==== Data ====
y = dataset.power_kw(:);
N = numel(y);
% Zaman sin/cos
hour  = dataset.saat(:);
day   = dataset.gun(:);
month = dataset.ay(:);
dow   = dataset.DayFlag(:);  % haftanın günü (1-7) eklediğini
varsayıyorum
hour_sin  = sin(2*pi*hour/24);
```

```
hour_cos  = cos(2*pi*hour/24);
day_sin   = sin(2*pi*day/31);
day_cos   = cos(2*pi*day/31);
month_sin = sin(2*pi*month/12);
month_cos = cos(2*pi*month/12);
dow_sin   = sin(2*pi*dow/7);
dow_cos   = cos(2*pi*dow/7);
timeFeatures = [hour_sin, hour_cos, day_sin, day_cos, ...
                month_sin, month_cos, dow_sin, dow_cos];
% === Yeni eklenen flag'ler ===
haftaici = dataset.haftaici_flag(:);
donem    = dataset.donem_flag(:);
mevsim   = dataset.mevsim_flag(:);
flags = [haftaici, donem, mevsim];   % 3 ek girdi
% Exogenous (opsiyonel)
if useExo
    % örnek: zaman + flag + meteorolojik değişkenler
    U = [timeFeatures, flags, dataset.windgust(:),
dataset.windspeed(:), dataset.wind_speed(:),
dataset.rotor_speed(:)];
else
    %U = [timeFeatures, flags];  % exo kapalı olsa bile bu flag'leri
dahil et
end
%% ==== Results store & best holder ====
results = [];
bestR2   = -inf;
best     = struct();
%% ==== Grid Search ====
for W = W_grid
 for H = H_grid
  for N1 = N1_grid
   for N2 = N2_grid
    fprintf(">> W=%d, H=%d, N1=%d, N2=%d\n", W,H,N1,N2);
    % --- Train/Test split (manual aralık) ---
    trainEnd = testStart - 1;      % eğitim veri sonu
    % normalizasyon eğitim aralığından fitleniyor
```

```
    muY  = mean(y(1:trainEnd)); sigY = std(y(1:trainEnd)) + eps;
    yn   = (y - muY) / sigY;
    muU  = mean(U(1:trainEnd,:),1); sigU = std(U(1:trainEnd,:),[],1)
+ eps;
    Un   = (U - muU) ./ sigU;
    % Sekanslar
    [XTrain,YTrain] = localMakeSequences(yn,Un,W,W+1,trainEnd);
    [XTest ,YTest ] = localMakeSequences(yn,Un,W,testStart,testEnd);
    numFeatures = size(XTrain{1},1);
    % Bi-layer LSTM
    layers = [
      sequenceInputLayer(numFeatures)
      lstmLayer(N1, OutputMode="sequence")
      dropoutLayer(0.1)
      lstmLayer(N2, OutputMode="last")
      fullyConnectedLayer(1)
      regressionLayer];
    %Optimizer options: "sgdm" (stochastic gradient descent with
momentum)
    %"rmsprop" da LSTM için denenebilir.
    opts = trainingOptions("adam", ...
      MaxEpochs=100, MiniBatchSize=128, InitialLearnRate=3e-3, ...
      Shuffle="never", Verbose=false);
    % Eğitim
    YTrain = YTrain(:);
    net = trainNetwork(XTrain,YTrain,layers,opts);
    % Tahmin
    YP1   = predict(net,XTest,MiniBatchSize=128);
    YTest = YTest(:);
    % Denormalizasyon
    YP1_den   = YP1   * sigY + muY;
    YTrue_den = YTest * sigY + muY;
    % Metrikler
    [~,MAE,RMSE,MAPE,R2] = localMetrics(YTrue_den,YP1_den);
    results = [results; table(W,H,N1,N2,MAE,RMSE,MAPE,R2)];
    % Best model sakla
```

```
    if R2 > bestR2
      bestR2 = R2;
      best.W = W; best.H = H; best.N1 = N1; best.N2 = N2;
      best.net = net;
      best.muY = muY; best.sigY = sigY;
      best.muU = muU; best.sigU = sigU;
    end
   end
  end
 end
end
%% ==== Show Results ====
results = sortrows(results,"R2","descend");
disp(results);
fprintf('\nBest combo: W=%d, H=%d, N1=%d, N2=%d (R2=%.4f)\n', ...
    best.W, best.H, best.N1, best.N2, bestR2);
%% ==== Helper Functions ====
function [Xcell,Yvec] = localMakeSequences(yn,Un,W,fromIdx,toIdx)
    idxs = fromIdx:toIdx;
    M = numel(idxs);
    Xcell = cell(1,M);
    Yvec  = zeros(M,1);
    for k = 1:M
        i = idxs(k);
        ywin = yn(i-W:i-1)';
        if isempty(Un)
            x = ywin;
        else
            uwin = Un(i-W:i-1,:)';
            x = [ywin; uwin];
        end
        Xcell{k} = x;
        Yvec(k)  = yn(i);
    end
end
function [e,MAE,RMSE,MAPE,R2] = localMetrics(ytrue,ypred)
```

```
    e    = ytrue - ypred;
    MAE  = mean(abs(e));
    RMSE = sqrt(mean(e.^2));
    MAPE = mean(abs(e./(ytrue+eps)))*100;
    R2   = 1 - sum(e.^2)/sum((ytrue-mean(ytrue)).^2 + eps);
end
%% === Recursive multi-step forecast ===
H = 24;  % ileri tahmin ufku (kaç adım ileri)
startIdx = 6552;   % test başlangıç noktası (örnek)
ylags = yn(startIdx-W+1:startIdx);   % başlangıç penceresi
(normalize edilmiş)
% Exogenous pencere (varsa)
Ulags = Un(startIdx-W+1:startIdx,:);
Yhat_rec = zeros(H,1);
Ytrue_rec = yn(startIdx+1 : startIdx+H);
for h = 1:H
    % predictor hazırla
    if isempty(Un)
        x_in = ylags';
    else
        uwin = Ulags';    % [nExo × W]
        x_in = [ylags'; uwin];
    end
    % Şekli LSTM'in beklediği hale getir (feature × time × 1)
    Xcell = {x_in};
    % 1-adım ileri tahmin
    y_next = predict(net, Xcell);
    Yhat_rec(h) = y_next;
    % Recursive güncelle: pencereye tahmini ekle
    ylags = [ylags(2:end); y_next];
    % Eğer exo varsa → ileri değer kullan, yoksa son değeri tekrar
et
    if ~isempty(Un)
        if startIdx+h <= size(Un,1)
            Ulags = [Ulags(2:end,:); Un(startIdx+h,:)];
        else
```

```
            Ulags = [Ulags(2:end,:); Ulags(end,:)];
        end
    end
end
% Denormalize
Yhat_rec_den  = Yhat_rec * sigY + muY;
Ytrue_rec_den = Ytrue_rec * sigY + muY;
%% === Performans ===
err = Ytrue_rec_den - Yhat_rec_den;
MAE  = mean(abs(err));
RMSE = sqrt(mean(err.^2));
MAPE = mean(abs(err./(Ytrue_rec_den+eps))) * 100;
R2   = 1 - sum(err.^2)/sum((Ytrue_rec_den-mean(Ytrue_rec_den)).^2 +
eps);
fprintf("Recursive %d-adım tahmin performansı
(startIdx=%d):\n",H,startIdx);
fprintf("MAE=%.3f RMSE=%.3f MAPE=%.2f%%
R²=%.4f\n",MAE,RMSE,MAPE,R2);
%% === Grafik ===
figure;
plot(Ytrue_rec_den,'g-o','LineWidth',1.5); hold on;
plot(Yhat_rec_den,'r--s','LineWidth',1.5);
legend('Gerçek','Tahmin');
xlabel('İleri Ufuk (adım)');
ylabel('Tüketim');
title(sprintf('Recursive %d-adım LSTM Tahmin',H));
grid on;
```

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirisi

1. S. İsçan and O. Arıkan, "Optimal Electricity Tariff Management in the Scope of Energy Management on University Campuses: Boğaziçi University Case Study," 2021 13th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO), Bursa, Turkey, 2021, pp. 329-333, doi: http://doi.org/10.23919/ELECO54474.2021.9677642

Makale

1. S. İsçan, O. Arıkan, " Economic operation of a micro grid structured university campus via optimal diesel generator operation under different strategies: a case study," Electr Eng 106, 4859–4880 (2024), doi: https://doi.org/10.1007/s00202-024-02253-7
2. S. İsçan, O. Arıkan, "Optimizing battery energy storage system for campus micro grid: Economic and environmental benefits of strategic sizing," Journal of Energy Storage, Volume 124, 2025, doi: https://doi.org/10.1016/j.est.2025.116905