

**MÜHENDİSLİK PROBLEMLERİNİN ÇÖZÜMÜ İÇİN YENİ BİR
HİPER-SEZGİSEL ALGORİTMA TASARIMI**

YUNUS HINISLIOĞLU

**DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
PROF. DR. UĞUR GÜVENÇ**

DÜZCE, 2024

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

MÜHENDİSLİK PROBLEMLERİNİN ÇÖZÜMÜ İÇİN YENİ BİR
HİPER-SEZGİSEL ALGORİTMA TASARIMI

Yunus HINISLIOĞLU tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Uğur GÜVENÇ

Düzce Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Uğur GÜVENÇ

Düzce Üniversitesi

Doç. Dr. Serdar BİROĞUL

Düzce Üniversitesi

Doç. Dr. Serhat DUMAN

Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi

Prof. Dr. M. Kenan DÖŞOĞLU

Düzce Üniversitesi

Prof. Dr. Yusuf SÖNMEZ

Gazi Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 08/11/2024

BEYAN

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

8 Kasım 2024

Yunus HINISLIOĞLU

TEŞEKKÜR

Doktora öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Prof. Dr. Uğur GÜVENÇ'e en içten dileklerle teşekkür ederim.

Tez çalışmam boyunca değerli zamanlarını ayırıp süreç boyunca yapıcı yorumlar ile katkılarını ve desteklerini esirgemeyen Doç. Dr. Serhat DUMAN ve Doç. Dr. Serdar BİROĞUL'a en içten dileklerimde teşekkürü bir borç bilirim. Doktora süreci boyunca desteklerini hissettiren Dr. Öğr. Üyesi Enes KAYMAZ'a en içten şükranlarımı sunarım.

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen sevgili eşim Azizenur HINISLIOĞLU'na, değerli ailem ve çalışma arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez çalışması, Düzce Üniversitesi BAP- 2022.06.03.1282 numaralı Bilimsel Araştırma Projesiyle desteklenmiştir.

8 Kasım 2024

Yunus HINISLIOĞLU

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ	vii
ÇİZELGE LİSTESİ	viii
KISALTMALAR.....	x
SİMGELER	xiii
ÖZET	xv
ABSTRACT	xvi
EXTENDED ABSTRACT	xvii
1. GİRİŞ	1
2. OPTİMİZASYON YÖNTEMİ.....	11
2.1. DİFERANSİYEL EVRİM ALGORİTMASI	11
2.2. BAŞARI-TARİH TEMELLİ UYARLANABİLİR DİFERANSİYEL EVRİM	12
2.3. HİPER-SEZGİSEL ALGORİTMA	14
2.3.1. Uygunluk-Mesafe Dengesi Metodu.....	15
2.3.2. Hiper-Sezgisel Düşük Seviye Sezgisel Havuzu	16
2.4. ÖNERİLEN ALGORİTMA.....	18
3. OTOMATİK GERİLİM REGÜLATÖRÜ	20
3.1. OTOMATİK GERİLİM REGÜLATÖR SİSTEMİ	20
3.1.1. Uyarım Sistemi.....	21
3.1.2. Yükseltici.....	21
3.1.3. Generatör	21
3.1.4. Sensör	22
3.2. DENETLEYİCİLER	23
3.3. AMAÇ FONKSİYONLARI.....	26
4. ALTERNATİF AKIM/ÇOK TERMİNALLİ DOĞRU AKIM ENTEGRELİ OPTİMAL GÜÇ AKIŞI	28
4.1. AC/MTDC OPF MODELLEMESİ.....	28
4.1.1. Durum Değişkenleri	28
4.1.2. Kontrol Değişkenleri.....	29
4.1.3. Enerji Üretim Sistemlerinin Maliyet Modellemesi	29
4.1.4. Problemin Kısıtlamaları	33
4.1.4.1. Generatör Kısıtları.....	34
4.1.4.2. Güvenlik Kısıtları.....	35
4.1.4.3. Transformator Kısıtları.....	35
4.1.4.4. VSC Tabanlı MTDC Şebekesi Kısıtları	35
4.2. YEK'LERİN GÜÇ MODELLEMESİ VE OLASILIKSAL DAĞILIMLARI	35
4.2.1. YEK'lerin Olasılıksal Dağılımları	36
4.2.2. YEK'lerin Güç Modellemesi	37

4.3. AMAÇ FONKSİYONLARI.....	39
4.3.1. Durum 1: Yakıt Maliyeti	39
4.3.2. Durum 2: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti.....	39
4.3.3. Durum 3: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti ve Emisyon Maliyeti.....	40
4.3.4. Durum 4: Gerilim Sapması	40
4.3.5. Durum 5: Aktif Güç Kaybı.....	40
5. BENZETİM ÇALIŞMALARI.....	42
5.1. HH-FDB-SHADE’NİN CEC-17 VE CEC-20 FONKSİYONLARINDA TEST EDİLMESİ	42
5.2. OPTİMAL OGR PROBLEMİNDE HH-FDB-SHADE ALGORİTMASININ TEST EDİLMESİ	57
5.2.1. PID Denetleyici Optimizasyonu	57
5.2.2. PIDF Denetleyici Optimizasyonu.....	60
5.2.3. FOPID Denetleyici Optimizasyonu	63
5.2.4. PIDD ² Denetleyici Optimizasyonu.....	67
5.2.5. HH-FDB-SHADE ile Optimize Edilmiş Denetleyicilere Genel Bakış	70
5.3. OPTİMAL AC/MTDC OPF PROBLEMİNDE HH-FDB-SHADE ALGORİTMASININ TEST EDİLMESİ.....	72
5.3.1. Durum 1: Yakıt Maliyeti	74
5.3.2. Durum 2: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti.....	76
5.3.3. Durum 3: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti ve Emisyon Maliyeti.....	76
5.3.4. Durum 4: Gerilim Sapması	78
5.3.5. Durum 5: Aktif Güç Kaybı.....	78
6. SONUÇ	80
7. KAYNAKLAR	81
ÖZGEÇMİŞ	90

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1. Hiper-Sezgisel Yaklaşım Genel Bir Bakış [8].	15
Şekil 2.2. HH-FDB-SHADE Algoritmasının Akış Şeması.	19
Şekil 3.1. Bir OGR sisteminin ana modeli.	20
Şekil 3.2. OGR sisteminin transfer fonksiyonu.	21
Şekil 3.3. Denetleyicisiz OGR sisteminin adım tepkisi [38].	23
Şekil 3.4. PID Denetleyicisine ait blok diyagramı.	24
Şekil 3.5. PIDF Denetleyicisine ait blok diyagramı.	24
Şekil 3.6. FOPID Denetleyicisine ait blok diyagramı.	25
Şekil 3.7. PIDD ² Denetleyicisine ait blok diyagramı.	25
Şekil 3.8. OGR tasarım probleminin optimizasyon süreci.	27
Şekil 5.1. CEC-17 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için kutu grafikleri (a) F1, (b) F4, (c) F11, (d) F22.	53
Şekil 5.2. CEC-20 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için kutu grafikleri (a) F1, (b) F3, (c) F5, (d) F9.	54
Şekil 5.3. CEC-17 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için yakınsama eğrileri (a) F1, (b) F4, (c) F11, (d) F22.	55
Şekil 5.4. CEC-20 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için yakınsama eğrileri (a) F1, (b) F3, (c) F5, (d) F9.	56
Şekil 5.5. PID denetleyicisi de dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.	59
Şekil 5.6. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) TA, (b) TE, (c) TG, (d) TS.	61
Şekil 5.7. PIDF denetleyicisi de dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.	62
Şekil 5.8. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) TA, (b) TE, (c) TG, (d) TS.	64
Şekil 5.9. FOPID denetleyicisi de dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.	65
Şekil 5.10. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) TA, (b) TE, (c) TG, (d) TS.	67
Şekil 5.11. PIDD ² denetleyicisi de dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.	69
Şekil 5.12. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) TA, (b) TE, (c) TG, (d) TS.	70
Şekil 5.13. PID, PIDF, FOPID ve PIDD ² denetleyicileri tarafından elde edilen adım tepki eğrileri.	72
Şekil 5.14. Modifiye edilmiş IEEE 30-baralı test sistemi [43].	73

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa No

Çizelge 2.1. Geçmiş bellek M_{CR} ve M_F	13
Çizelge 2.2. HH-FDB-SHADE için düşük seviye sezgisel algoritmalar.....	18
Çizelge 4.1. YEK için PDF parametreleri.	38
Çizelge 5.1. HH-FDB-SHADE için varyasyonlar.	43
Çizelge 5.2. Kıyaslama fonksiyon bilgileri.	43
Çizelge 5.3. HH-FDB-SHADE1 ve on farklı LLH havuz algoritması için Wilcoxon test sonuçları.....	44
Çizelge 5.4. HH-FDB-SHADE2 ve on farklı LLH havuz algoritması için Wilcoxon test sonuçları.....	44
Çizelge 5.5. HH-FDB-SHADE1 ve HH-FDB-SHADE2 algoritmaları için Wilcoxon test sonuçları.....	44
Çizelge 5.6. HH-FDB-SHADE1 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-17 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.	47
Çizelge 5.7. HH-FDB-SHADE1 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-20 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.	47
Çizelge 5.8. HH-FDB-SHADE2 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-17 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.	48
Çizelge 5.9. HH-FDB-SHADE2 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-20 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.	48
Çizelge 5.10. İki hiper varyant ve on LLH algoritması için Friedman testi sıralamaları.	49
Çizelge 5.11. CEC-20 için ortalama ve standart sapma değerleri.	52
Çizelge 5.12. Denetleyiciler için kontrol değişkenlerinin kısıtlamaları.	57
Çizelge 5.13. PID denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.	58
Çizelge 5.14. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş PID denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.	60
Çizelge 5.15. PIDF denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.	60
Çizelge 5.16. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş PIDF denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.	63
Çizelge 5.17. FOPID denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.	65
Çizelge 5.18. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş FOPID denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.	66
Çizelge 5.19. PIDD ² denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.	68
Çizelge 5.20. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş PIDD ² denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.	69
Çizelge 5.21. PID, PIDF, FOPID ve PIDD ² denetleyicilerinin geçici tepki parametreleri, ITAE ve uygunluk değerleri.	71
Çizelge 5.22. Modifiye edilmiş IEEE 30-baralı test sistemindeki termal generatörlerin maliyet ve emisyon katsayıları.....	74

Çizelge 5.23. YEK'lerin direkt, rezerv ve ceza maliyet katsayıları.	74
Çizelge 5.24. 5 farklı durum için tüm algoritmaların 30 çalıştırma ile elde edilen sonuçlarına ait minimum, ortalama, maksimum ve standart sapma değerleri.....	75
Çizelge 5.25. Her durum için en iyi uygunluk değerine ait değişken değerleri.	77



KISALTMALAR

ABC	Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony)
AC/MTDC OPF	Alternatif Akım/Çok Terminalli Doğru Akım Entegreli Optimal Güç Akışı (Alternating Current/Multiterminal Direct Current Optimal Power Flow)
AGDE	Uyarlamalı Yönlendirilmiş Diferansiyel Evrim (Adaptive Guided Differential Evolution)
AOA	Aritmetik Optimizasyon Algoritması
ASO	Atom Arama Optimizasyonu (Atom Search Optimization)
BBO	Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon (Biogeography-Based Optimization)
BFOA	Bakteriyel Yiyecek Arama Optimizasyon Algoritması (Bacterial Foraging Optimization Algorithm)
BMO	Midye Çiftleşme Optimizasyonu (Barnacles Mating Optimizer)
CAS	Kaotik Karınca Sürüsü (Chaotic Ant Swarm)
CRPSO	Çılgın PSO'dan (Crazy Particle Swarm Optimization)
DE	Diferansiyel Evrim
DEED	Dinamik ekonomik ve çevresel yük dağıtımını (Dynamic Economic and Environmental load Dispatch)
EMCQ	Sayaçlı Üstel Monte Carlo (Exponential Monte Carlo with counter)
EOA	Denge Optimizasyon Algoritması (Equilibrium Optimizer Algorithm)
ESS	Gelişmiş Salp Sürüsü algoritması (Enhanced Salp Swarm algorithm)
FACTS	Esnek AC İletim Sistemleri (Flexible AC Transmission Systems)
FDA	Akış Yönü Algoritması (Flow Direction Algorithm)
FDB	Uygunluk-Mesafe Dengesi
FDB-LFD	Uygunluk-Mesafe Dengesi-Lévy Uçuş Dağılımı (Fitness-Distance Balance-Lévy Flight Distribution)
FDB-SFS	Uygunluk-Mesafe Dengesi tabanlı Stokastik Fraktal Arama (Fitness-Distance Balance based Stochastic Fractal Search)
FOPID	Kesir Dereceli PID Denetleyici
GA	Genetik Algoritma
GABC	Gbest Tabanlı Yapay Arı Kolonisi (Gbest-guided Artificial Bee Colony)
GBO	Gradyan Tabanlı Optimizasyon (Gradient-Based Optimizer)

GNDO	Genelleştirilmiş Normal Dağılım Optimizasyonu (Generalized Normal Distribution Optimization)
GWO	Gri Kurt Optimizasyon (Grey Wolf Optimizer)
HH	Hiper-sezgisel (Hyper-Heuristic)
HHO	Harris Hawk Optimizasyonu
HH-FDB-SHADE	Hiper-Sezgisel Uygunluk-Mesafe Dengesi Başarı-Tarih Temelli Uyarlanabilir Diferansiyel Evrim (Hyper-Heuristic Fitness-Distance Balance Success-History Based Adaptive Differential Evolution)
IAE	Mutlak Hata (Integral part of the Absolute Error)
ICSA	Geliştirilmiş Karga Arama Algoritması (Improved Crow Search Algorithm)
IMRFO	Geliştirilmiş Manta Vatozu Beslenme Optimizasyon (Improved Manta Ray Foraging Optimizer)
ITAE	İntegral Zamanlı Mutlak Hatanın (Integral Time Absolute Error)
ITSE	İntegral Zaman Kare Hatası (Integral Time Square Error)
KIA	Böbrek İlham Algoritmasını (Kidney Inspiration Algorithm)
LLH	Düşük Seviye Sezgisel (Low-Level Heuristic)
MFO	Güve Alevi Optimizasyonu (Moth-Flame Optimizer)
MOA	Mobulidae Optimizasyon Algoritması
MOEA/D-HHSW	Kayan Pencereli Ayrıştırma-Hiper-Sezgisel yöntemine dayalı Çok Amaçlı Evrimsel Algoritma (Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on the Decomposition - Hyper-Heuristic with Sliding Window)
MPA	Deniz Yırtıcıları Algoritması (Marine Predators Algorithm)
MSA	Meta-Sezgisel Arama
OGR	Otomatik Gerilim Regülatörü
OOO	Katil Balina Optimizasyon (Orcinus Orca Optimization)
OPF	Optimal Güç Akışı (Optimal Power Flow)
PDF	Olasılık Yoğunluk İşlevi (Probability Density Function)
PID	Orantılı İntegral Türev (Proportional Integral Derivative)
PIDD ²	İkinci Dereceden Türev Operatörlü PID Denetleyici
PIDF	Türev Filtreli PID Denetleyici
PSO	Parçacık Sürüsü Optimizasyonu
PV	Fotovoltaik (Photovoltaic)
SA-MRFO	Hibrit Simüle Edilmiş Tavlama ve Manta Vatozu Beslenme Optimizasyonu (Hybrid Simulated Annealing and the Manta Ray Foraging Optimization)

SFS	Stokastik Fraktal Arama (Stochastic Fractal Search)
SHADE	Başarı-Tarih Temelli Uyarlanabilir Diferansiyel Evrim (Success-History Based Adaptive Differential Evolution)
SHHA	Seçim Hiper-Sezgisel Algoritması (Selection Hyper- Heuristic Algorithm)
SOS	Simbiyotik Organizma Arama (Symbiotic Organism Search)
TLBO	Öğretme ve Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (Teaching- Learning Based Optimization)
TSA	Ağaç Tohumu Algoritması (Tree Seed Algorithm)
VSC-MTDC	Gerilim Kaynağı Dönüştürücü Tabanlı Çok Terminalli Doğru Akım (Voltage Source Converter-based Multiterminal Direct Current)
YEK	Yenilenebilir Enerji Kaynakları



SİMGELER

D	Problem boyutu
N	Popülasyon sayısı
$V_{I,G}$	Popülasyonun mevcut üyesi
$x_{I,G}$	Mutant vektörü
$x_{best,G}$	Nesli G'deki popülasyonun en iyi vektörü
$u_{i,G}$	Deneme vektörü
CR	Çaprazlama oranı
$mean_{WA}$	Ağırlıklı ortalama
$mean_{WL}$	Ağırlıklı Lehmer ortalaması
T_E	Uyarıcının zaman sabiti
K_E	Uyarıcı kazancı
$G_E(s)$	Uyarıcı transfer fonksiyonu
T_A	Yükselticinin zaman sabiti
K_A	Yükseltici kazancı
$G_A(s)$	Yükseltici transfer fonksiyonu
T_G	Generatörün zaman sabiti
K_G	Generatör kazancı
$G_G(s)$	Generatör transfer fonksiyonu
T_S	Sensörün zaman sabiti
K_S	Sensör kazancı
$G_S(s)$	Sensör transfer fonksiyonu
$G_{OGR}(s)$	OGR sisteminin transfer fonksiyonu
OS	Maksimum aşım
$minF$	Amaç Fonksiyonu
g	Eşitlik kısıtlamaları
h	Eşitsizlik kısıtlamaları
S	Durum değişkenleri
C	Kontrol değişkenleri
P_{thg1}	Birinci termal generatörün aktif gücü
Q_{thg1}	Birinci termal generatörün reaktif gücü
$Q_{thgNTHG}$	Termal generatör sayısının sonuncusunun reaktif gücü
Q_{ws1}	Birinci rüzgar generatörünün planlanan reaktif gücü
Q_{wsNWG}	Rüzgar generatör sayısının sonuncusunun planlanan reaktif gücü
Q_{pvsh1}	Birinci solar PV ve mini-hidro generatörlerin reaktif gücü
$Q_{pvshNPVSH}$	Solar PV ve mini-hidro generatör sayısının sonuncusunun reaktif gücü
Q_{wtdl1}	Birinci rüzgar ve gelgit generatörlerin reaktif gücü
$Q_{wtdlNWTDL}$	Rüzgar ve gelgit generatör sayısının sonuncusunun reaktif gücü
V_{l1}	Birinci yük barasının gerilimi
V_{lNPQ}	PQ yük bara sayısının sonuncusunun gerilimi
S_{L1}	Birinci iletim hattı görünür gücü
S_{LNTL}	İletim hattı sayısının sonuncusunun görünür gücü
P_{thg2}	İkinci termal generatör aktif gücü
$P_{thgNTHG}$	Termal generatör sayısının sonuncusunun aktif gücü

P_{ws1}	Birinci rüzgar generatörünün planlanan aktif gücü
P_{wsNWG}	Rüzgar generatör sayısının sonuncusunun planlanan aktif gücü
P_{pvsh1}	Birinci solar PV ve mini-hidro generatör aktif gücü
$P_{pvshNPVSH}$	Solar PV ve mini-hidro generatör sayısının sonuncusunun aktif gücü
P_{wtdl1}	Birinci rüzgar ve gelgit generatör aktif gücü
$P_{wtdlNWTDL}$	Rüzgar ve gelgit generatör sayısının sonuncusunun aktif gücü
V_{g1}	Birinci generatör bara gerilimi
V_{gNG}	Generatör bara sayısının sonuncusunun gerilimi
CF	Maliyet Fonksiyonu
CF_{vpe}	Valf-nokta etkili maliyet fonksiyonu
CF_E	Emisyon maliyet fonksiyonu
P_{ws}	Planlanan aktif rüzgar gücü
P_{wav}	Planlanan mevcut rüzgar gücü
P_{wr}	Planlanan nominal rüzgar gücü
DC_w	Direkt rüzgar maliyet fonksiyonu
RC_w	Rezerv rüzgar maliyet fonksiyonu
PC_w	Ceza rüzgar maliyet fonksiyonu
P_{pv}	Planlanan solar PV generatör gücü
P_{sh}	Planlanan mini-hidro generatör gücü
P_{pvsh}	Planlanan birleşik solar PV ve mini-hidro generatör gücü
P_{pvshav}	Birleşik solar PV ve mini-hidro generatör mevcut gücü
DC_{pvsh}	Birleşik solar PV ve mini-hidro direkt maliyet fonksiyonu
RC_{pvsh}	Birleşik solar PV ve mini-hidro rezerv maliyet fonksiyonu
PC_{pvsh}	Birleşik solar PV ve mini-hidro ceza maliyet fonksiyonu
P_{tdl}	Planlanan gelgit generatör gücü
P_{wtdl}	Planlanan birleşik rüzgar ve gelgit generatör gücü
P_{tdlav}	Birleşik rüzgar ve gelgit generatör mevcut gücü
DC_{wtdl}	Birleşik rüzgar ve gelgit direkt maliyet fonksiyonu
RC_{wtdl}	Birleşik rüzgar ve gelgit rezerv maliyet fonksiyonu
PC_{wtdl}	Birleşik rüzgar ve gelgit ceza maliyet fonksiyonu

ÖZET

MÜHENDİSLİK PROBLEMLERİNİN ÇÖZÜMÜ İÇİN YENİ BİR HİPER-SEZGİSEL ALGORİTMA TASARIMI

Yunus HINISLIOĞLU

Düzce Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Uğur GÜVENÇ

Kasım 2024, 89 sayfa

Bu tezde, Hiper-Sezgisel Uygunluk-Mesafe Dengesi Başarı-Tarih Temelli Uyarlanabilir Diferansiyel Evrim (HH-FDB-SHADE) adı verilen yeni bir optimizasyon algoritması sunulmaktadır. Hiper-sezgisel algoritmalar iki ana yapıya sahiptir: Bir hiper seçim arayüzü ve bir düşük seviye sezgisel (LLH) havuzu. Önerilen algoritmada, LLH havuzu algoritmalarını değerlendirmek için yüksek seviyeli bir seçim arayüzü olarak FDB yöntemi tercih edilmiştir. Ayrıca, LLH havuzu olarak kullanılmak üzere beş mutasyon operatörü ve iki çaprazlama yönteminden toplam on farklı strateji türetilmiştir. FDB'nin keşif ve sömürü kabiliyetlerini dengede tutması, önerilen algoritmanın seçim arayüzü olmasının temel nedenidir. HH-FDB-SHADE algoritmasının başarısı, farklı boyutlu arama alanları için CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarında test edilmiş ve HH-FDB-SHADE'den elde edilen çözümler on farklı LLH havuzu algoritmasıyla karşılaştırılmıştır. İstatistiksel analizlerin sonuçları, HH-FDB-SHADE'nin CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama problemlerini çözmek için en iyi sırada yer alan algoritma olduğunu ve LLH havuz algoritmalarına kıyasla daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir. Ayrıca, HH-FDB-SHADE algoritması, iyileştirilmiş algoritmanın performansını daha açık bir şekilde ortaya koymak ve mühendislik problemlerini çözmedeki başarısını kanıtlamak için iki farklı mühendislik problemine uygulanmıştır. İlk mühendislik probleminde Otomatik Gerilim Regülatörü (OGR) tasarımı için PID, PIDF, FOPID ve PIDD² denetleyici parametrelerinin optimize edilmesi amaçlanmıştır. OGR sisteminden elde edilen sonuçlar, literatürdeki Uygunluk-Mesafe Dengesi Lévy Uçuş Dağılımı, Diferansiyel Evrim, Harris Hawks Optimizasyonu, Barnacles Çiftleşme Optimizasyonu ve Güve Alevi Optimizasyonu algoritmaları gibi beş diğer etkili meta-sezgisel arama algoritmasıyla karşılaştırılmıştır. Önerilen algoritma, optimal OGR tasarım problemlerini çözmede diğer beş meta-sezgisel algoritmadan daha etkili ve sağlam sonuçlar vermiştir. Bir diğer mühendislik probleminde ise Alternatif Akım/Çok Terminalli Doğru Akım Entegreli Optimal Güç Akışı (AC/MTDC OPF) için beş farklı amaç fonksiyonu optimize edilmiştir. Önerilen algoritma ile elde edilen sonuçlar, literatürde yer alan Uyarlanabilir Yönlendirilmiş Diferansiyel Evrim, Deniz Yırtıcıları Algoritması, Atom Arama Optimizasyonu, Stokastik Fraktal Arama ve Uygunluk-Mesafe Dengesi tabanlı Stokastik Fraktal Arama algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda elde edilen bulgulara, önerilen algoritmanın AC/MTDC OPF problemi için diğer algoritmalara kıyasla etkili ve iyi sonuçlar verdiğini gözlemlenmektedir.

Anahtar Sözcükler: Alternatif akım/çok terminalli doğru akım entegreli optimal güç akışı, Başarı-tarih temelli uyarlanabilir diferansiyel evrim, Hiper-sezgisel arama, Otomatik gerilim regülatörü, Uygunluk-mesafe dengesi

ABSTRACT

DESIGN OF A NOVEL HYPER-HEURISTIC ALGORITHM FOR SOLVING ENGINEERING PROBLEMS

Yunus HINISLIOĞLU

Düzce University

Graduate School, Department of Electrical-Electronics Engineering

Doctoral Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Uğur GÜVENÇ

November 2024, 89 pages

This thesis proposed a new optimization algorithm based on the hyper-heuristic structure. The proposed optimization algorithm is called Hyper-Heuristic Fitness-Distance Balance Success-History Based Adaptive Differential Evolution (HH-FDB-SHADE). The hyper selection framework and a low-level heuristic (LLH) pool are the two main structures of the hyper-heuristic algorithms. The hyper selection framework selects the most suitable heuristic method among the low-level heuristic pool and this selection method was chosen to be the FDB in the proposed algorithm. Moreover, ten different heuristic methods which are obtained from two crossover methods and five mutation operators are chosen to create the LLH pool. The main reason for choosing FDB as the framework of the proposed algorithm is that it is a good method to balance exploration and exploitation capability. In order to test the success of HH-FDB-SHADE algorithm, CEC-17 and CEC-20 benchmark test suites in the literature are tested for different dimensional search spaces and the obtained results are compared with ten different LLH pool algorithms. The best ranked algorithm in solving CEC-17 and CEC-20 benchmark test suites is HH-FDB-SHADE according to the results of statistical analysis. In addition, the HH-FDB-SHADE algorithm is applied to two different engineering problems to reveal the performance of the improved algorithm more clearly and to prove its success in solving engineering problems. The first engineering problem is selected as the optimization of the control parameters of PID, PIDF, FOPID and PIDD² in the Automatic Voltage Regulator (AVR) design problem. The results obtained from the AVR system are compared with five other effective meta-heuristic search algorithms in the literature such as Fitness-Distance Balance Lévy Flight Distribution, Differential Evolution, Harris Hawks Optimization, Barnacles Mating Optimization and Moth Flame Optimization algorithms. Also, the proposed algorithm is more effective and robust than the other five meta-heuristic algorithms in solving AVR design problems. As another engineering problem, the optimization of five different objective functions has been selected for the Alternating Current/Multi-Terminal Direct Current Integrated Optimal Power Flow (AC/MTDC OPF) problem. The results obtained with the proposed algorithm are compared with the Adaptive Guided Differential Evolution, Marine Predators Algorithm, Atom Search Optimization, Stochastic Fractal Search and Fitness-Distance Balance based Stochastic Fractal Search algorithms in the literature. According to the comparison result, it is observed that the proposed algorithm gives effective results compared to other algorithms for the AC/MTDC OPF problem.

Keywords: Alternating current/multiterminal direct current optimal power flow, Automatic voltage regulator, Fitness-distance balance, Hyper-heuristic, Success history based adaptive differential evolution

EXTENDED ABSTRACT

DESIGN OF A NOVEL HYPER-HEURISTIC ALGORITHM FOR SOLVING ENGINEERING PROBLEMS

Yunus HINISLIOĞLU

Düzce University

Graduate School, Department of Electrical-Electronics Engineering

Doctoral Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Uğur GÜVENÇ

November 2024, 89 pages

1. INTRODUCTION

The prominent features of this thesis are listed below:

- As a new Hyper-Heuristic approach, an algorithm design has been proposed in which the FDB selection method selects the most suitable technique for the problem among different individual generation techniques of SHADE algorithm. As a result, a powerful algorithm called HH-FDB-SHADE has been developed. Thanks to the hyper-heuristic approach, a stronger balance between exploration and exploitation has been acquired.
- This thesis presents a comprehensive experimental analysis to investigate the performance of the HH-FDB-SHADE method. In the study, tests are conducted on unconstrained optimization problems such as single-mode, multi-mode, hybrid and composite using CEC-17 and CEC-20 benchmark functions. In the experiments carried out in 30, 50, and 100 dimensional search spaces, it is revealed that the HH-FDB-SHADE algorithm exhibits superior performance compared to other methods. These results show that the method provides an effective solution in various benchmark scenarios.
- The HH-FDB-SHADE method is applied to Automatic Voltage Regulator (AVR) design optimization problem in order to evaluate its effectiveness in different engineering problems. In this thesis, AVR system is designed with various controllers (PID, PIDF, FOPID and PIDD²) using HH-FDB-SHADE algorithm and various results of the system are analyzed. Obtained results are compared with different algorithms such as Fitness-Distance Balance Lévy Flight Distribution (FDB-LFD), Differential Evolution (DE), Barnacles Mating Optimization

(BMO), Harris Hawks Optimization (HHO) and Moth Flame Optimization (MFO) which are widely used in literature. As a result of these comprehensive comparisons, it is seen that the proposed HH-FDB-SHADE algorithm is more successful than other methods in terms of optimization. Especially in step response analyses, it is determined that HH-FDB-SHADE is more effective in optimizing controller parameters and improves the dynamic performance of the system. These findings prove that HH-FDB-SHADE can provide superior results when used in engineering design problems.

- The HH-FDB-SHADE method is used to solve another engineering problem which is called Alternating Current/Multi-Terminal Direct Current Integrated Optimal Power Flow (AC/MTDC OPF) to demonstrate the efficiency of the algorithm. The minimization of fuel cost, valve-point effect fuel cost, valve-point effect and emission fuel costs, voltage deviation and active power loss objective functions are performed by using the HH-FDB-SHADE algorithm. The obtained results are compared with the Adaptive Guided Differential Evolution (AGDE), Marine Predators Algorithm (MPA), Atom Search Optimization (ASO), Stochastic Fractal Search (SFS), and Fitness-Distance Balance based Stochastic Fractal Search (FDB-SFS) algorithms in the literature. The comparison shows that the proposed HH-FDB-SHADE algorithm is superior to the other algorithms.

2. MATERIAL AND METHODS

This section briefly introduces the Differential Evolution (DE) algorithm and the SHADE algorithm, which is a parameter adaptation based on the success history of DE. The DE algorithm is an evolutionary optimization method and works directly in the solution space during the optimization of parameters. SHADE is a variant of this method and aims to increase performance by adjusting parameters according to success rates.

After these explanations, a new optimization technique called hyper-heuristic optimization is introduced. Hyper-heuristic algorithms usually have a two-level structure. First, the low-level structure allows an algorithm pool created with sub-heuristic algorithms or methods to work directly in the problem-solving space. This pool refers to a structure where different algorithms are used together. Second, the high-level structure evaluates and ranks the low-level operators according to their solution suggestions. Then, the selection probabilities of the algorithms are calculated, and a new sub-heuristic

algorithm is selected from the pool to be used in the next step.

The main purpose of hyper-heuristic algorithms is to overcome the limitations that arise from the inability of a single heuristic algorithm to provide the same performance in each optimization step. This approach aims to provide a better solution at each stage by combining the strengths of different heuristic algorithms. Thus, by using the advantages of various methods throughout the optimization process, a more effective and flexible optimization is achieved.

3. RESULTS AND DISCUSSIONS

In this thesis, the proposed algorithm is compared with ten different low-level heuristic pool algorithms to demonstrate the effectiveness of the algorithm by using different benchmark functions. The results are analyzed with the help of statistical methods which are Wilcoxon and Friedman Statistical Analysis. Considering the results, the proposed algorithm has yielded very good results, and it has been observed that it has a very effective performance.

In addition, in order to express the performance of the proposed algorithm for real-life problems, two real-life engineering problems are used. In the first engineering problem, a solution is provided for optimizing the parameter values of the AVR problem, which is frequently used in the field of power systems, and the obtained results are compared with other effective algorithms in the literature. Four different controllers were preferred in the applied AVR problem. These are PID, PIDF, FOPID and PIDD² controllers. Different control parameters were optimized for these controllers and the obtained results were also compared within themselves.

In the second engineering problem, AC/MTDC OPF problem is selected, and five different objective functions are evaluated. The obtained results are compared with other algorithms in the literature.

4. CONCLUSION AND OUTLOOK

As a result, a new algorithm has been developed with the logic of hyper-heuristic algorithm, which is a better alternative to meta-heuristic algorithms that are frequently studied in the literature and tried to be used as the best optimization method. In order to test the efficiency of the new algorithm, both benchmark functions and real-life problems were used, and it was observed that the proposed algorithm gave the best results in both cases.

1. GİRİŞ

Optimizasyon, çeşitli eşitlik ve eşitsizlik sistem kısıtlarını göz önünde bulundurarak belirli bir amaç fonksiyonunu minimize veya maksimize etmek için değişkenleri belirleme sürecidir [1], [2]. Optimizasyon süreci yıllar içinde farklı yöntemler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. İlk yıllarda optimizasyon problemleri matematiksel yöntemler kullanılarak çözülürken, sonraki yıllarda bu yöntemler daha gelişmiş yöntemler olan sezgisel algoritmalarla değiştirilmiştir. Teknolojinin gelişmesiyle birlikte yüksek boyutlu optimizasyon problemleri ortaya çıkmış, bu da bu tür optimizasyon problemlerinin daha karmaşık ve çözülmesi zor hale gelmesine neden olmuş, sezgisel algoritmaların yetersiz kalmasına yol açmıştır. Sonuç olarak, çoğunlukla doğadan ilham alan meta-sezgisel arama (MSA) algoritmaları araştırmacılar tarafından geliştirilmiştir [1], [2]. Geçmişten günümüze birçok MSA algoritması farklı amaç fonksiyonlarının parametrelerini ayarlama da kullanılmıştır. Her gün birçok yeni MSA algoritması geliştirilmesine rağmen, MSA algoritmalarının çoğu gerçek yaşam mühendislik problemlerinde beklendiği gibi performans göstermemektedir. Meta-sezgisel algoritmalarda, keşif ve sömürü arasında uygun bir denge sağlandığında, algoritma etkili bir performans sağlar ve küresel optimuma başarılı bir şekilde yakınsar [3], [4]. MSA algoritmaları genellikle keşif özelliğini başarılı bir şekilde gerçekleştirirken, sömürü özellikleri açısından yetersiz kalmaktadır ya da tam tersi durum söz konusudur. Bu nedenle, algoritmalar problemler için yeterli performansı sağlayamazlar. Araştırmacılar, sömürü ve keşif arasında bir denge sağlamak için mevcut algoritmaları iyileştirmek üzere çeşitli yöntemler önermişlerdir. Keşif ve sömürü özellikleri arasındaki dengesizliği gidermek için hiper-sezgisel adı verilen yeni bir sezgisel yaklaşım geliştirilmiştir.

Hiper-sezgisel (Hyper-Heuristic, HH), bir problem için bir dizi optimizasyon algoritmasından en uygun yöntemi seçmek için otomatik seçim tekniğini kapsayan bir yaklaşımdır. Meta-sezgisel arama, bir çözüm alanındaki yerel optimum noktalardan kaçınmak için yerel aramaları koordine eden ve çözüm alanı içinde sağlam bir arama gerçekleştirmek için üst düzey bir strateji geliştiren bir arama yöntemi iken, hiper-sezgisel, çözüm arama alanında bir problemin çözümünü bulmak yerine, sezgisel arama alanında işlemler yürüten üst düzey bir stratejik arama yöntemidir. Genellikle iki işlem

katmanına sahiptir. Birincisi, yeni bir bireyi farklı şekilde üretmek için kullanılan yöntemlere sahip düşük seviye sezgisel (Low-Level Heuristic, LLH) havuzudur ve ikincisi, üretilen bireyin sonucuna bakmaksızın yöntemi seçen algoritma arayüzüdür [5].

2016 yılında Goncalves ve arkadaşları [6] literatüre yeni bir sezgisel yöntem sundular. Yöntem, hiper-sezgisel olarak adlandırılan yeni bir alana dayanmaktadır. Bu çalışmada, Kayan Pencereci Ayrıştırma-Hiper-Sezgisel yöntemine dayalı Çok Amaçlı Evrimsel Algoritma (Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on the Decomposition - Hyper-Heuristic with Sliding Window, MOEA/D-HHSW), literatürde çok amaçlı problemleri çözmek için kullanılan mevcut bir yöntem olan MOEA/D'den geliştirilmiştir. MOEA/D yöntemi, problemi alt bölümlere ayırarak çözer. Öte yandan, MOEA/D-HHSW'de, MOEA/D yöntemi, çok amaçlı seçim tekniği uygulanarak hiper-sezgisel bir yönteme yükseltilmiştir. Önerilen yöntem, tüm MOEA/D süreçleri sırasında probleme hangi düşük seviye sezgisel yöntemin uygulanması gerektiğini belirlemek için kayan pencere tekniğiyle entegre edilmiş ayarlanabilir seçim fonksiyonunu kullanmaktadır. Sulaiman ve Mustaffa [7], rüzgar gücü entegreli Esnek AC İletim Sistemleri (Flexible AC Transmission Systems, FACTS) cihazlarını içeren Optimal Güç Akışı (OGA) problemini analiz etmek için yeni bir hiper-sezgisel yaklaşım sundular. Bu yeni yöntemin etkinliği, maliyet ve güç kaybı minimizasyonu olacak şekilde iki amaç fonksiyonu ile ölçülmüştür. Önerilen hiper-sezgisel yönteminin iki ana seviyesi vardır. Seçim arayüzü seviyesi, Yalnızca Rastgele Seçerek İyileştirme (randomly select-Only Improving, OI) ve Sayaçlı Üstel Monte Carlo (Exponential Monte Carlo with counter, EMCQ) olarak adlandırılan iki yüksek seviyeli hiper-sezgisel yaklaşıma sahiptir. Düşük seviye sezgisel havuz, Güve Alevi Optimizasyonu (Moth-Flame Optimizer, MFO), Midye Çiftleşme Optimizasyonu (Barnacles Mating Optimizer, BMO), Öğretme ve Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (Teaching-Learning Based Optimization, TLBO) ve Gradyan Tabanlı Optimizasyon (Gradient-Based Optimizer, GBO) içerir. 2020 yılında Yang ve arkadaşları [8], Dinamik ekonomik ve çevresel yük dağıtımını (Dynamic Economic and Environmental load Dispatch, DEED) çözmek için Seçim Hiper-Sezgisel Algoritması (Selection Hyper-Heuristic Algorithm, SHHA) adı verilen yeni bir hiper-sezgisel yöntem geliştirdiler. Hiper-sezgisel yöntem, üç mutasyon operatörü içeren düşük seviye bir sezgisel havuza sahiptir. SHHA, her düşük seviyeli operatörün olasılığını hesaplar ve bunları değerlendirir. Kanagasabai [9], 2022'de gerçek güç kaybı minimizasyon problemini analiz etmek için Q-öğrenme ve hiper-sezgisel yöntemini önermiştir. Hiper-sezgisel

yapıda, Mobulidae Optimizasyon Algoritması (Mobulidae Optimization Algorithm, MOA), Katil Balina Optimizasyon (Orcinus Orca Optimization, OOO) algoritması, Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony, ABC) algoritması ve Gelişmiş Salp Sürüsü algoritması (Enhanced Salp Swarm algorithm, ESS) gibi farklı biyolojik olarak ilham alınarak geliştirilen algoritmaları içeren düşük seviye bir sezgisel havuz yer almaktadır. Hiper-sezgisel Arayüz olarak Q-öğrenme, optimizasyon sürecinin her döngüsünde düşük seviye sezgiseli seçer.

Sözü edilen çalışmalarda görüldüğü üzere, literatüre yeni tanıtılan bir optimizasyon yönteminin geçerliliğini kanıtlamak için gerçek yaşam problemlerine uygulanması gerekir, çünkü bu problemler yüksek boyutlu ve dışbükey olmayan özelliklere sahiptir. Bu tez çalışmasında önerilen hiper-sezgisel tabanlı optimizasyon yöntemi, gerçek yaşam problemlerinden biri olan Otomatik Gerilim Regülatörü sistemine uygulanmıştır. OGR'ler uyarma akımını düzenler ve böylece sistemin reaktif güç ihtiyacına bağlı olarak terminal voltajında oluşan dalgalanmaları sönümler. Ayrıca, bu cihazlar sistemde paralel bağlanan generatörlerin reaktif gücünün en verimli şekilde dağıtılmasını sağlar ve reaktif güç akışını kontrol eder [10]. Ancak, generatörlerin alan sargılarındaki yüksek endüktans ve yükteki değişimler nedeniyle regülatörden hızlı ve kararlı bir cevap almak kolay değildir. Bu nedenle, OGR sisteminde bir denetleyici modeli kullanmak, etkili bir performans ve daha dinamik bir cevap elde etmek için çok önemlidir [10], [11]. Klasik Orantılı İntegral Türev (Proportional Integral Derivative, PID), basit tasarımı ve sistem parametrelerindeki değişimlere karşı sağlamlığı nedeniyle literatürde en çok tercih edilen denetleyiciler arasındadır. PID denetleyicinin parametrelerini belirlemek önemli bir optimizasyon problemidir. Bu denetleyici modelinin kontrol parametreleri, oluşturulan amaç fonksiyonu için optimizasyon yöntemleri ile elde edilir ve uygunluk değerleri veya çeşitli performans kriterleri açısından karşılaştırmalar yapılır. Araştırmacılar geçmiş yıllarda bu optimizasyon probleminin çözümü için kazanç-faz marjı ve Ziegler-Nichols [12], [13] gibi klasik yöntemleri veya sinir ağları ve bulanık mantık [14], [15] gibi çeşitli yapay zeka tabanlı yöntemleri kullanmışlardır. Ancak bu optimizasyon problemi karmaşık matematiksel hesaplamaları içerdiğinden ve kararsız çalışma koşullarına ve doğrusal olmayan yük özelliklerine bağlı olduğundan bu yöntemlerle optimum kontrol parametrelerini elde etmek kolay değildir. Bu nedenle sonraki yıllarda birçok optimizasyon probleminin çözümünde modern Meta-Sezgisel Arama (MSA) algoritmaları klasik yöntemlerin yerini almış ve araştırmacılar PID parametrelerinin

ayarlanması için MSA yöntemlerini tercih etmişlerdir. Örneğin, 2004 yılında Gaing [16], OGR sistemi için Parçacık Sürüşü Optimizasyonu (PSO) tabanlı PID denetleyicisini sunmuş ve bu yöntem Genetik Algoritma (GA) tabanlı PID denetleyicisiyle karşılaştırılmıştır. Daha sonra, Mukherjee ve Ghoshal [17], PID denetleyicisi için Sugeno Bulanık Mantık (Sugeno Fuzzy Logic, SFL) kural kümesi ve Çılgın PSO'dan (Crazy Particle Swarm Optimization, CRPSO) oluşan bir yöntem sundular. Zhu ve arkadaşları, 2009 yılında PID denetleyici parametrelerini ayarlamak için Kaotik Karınca Sürüşü (Chaotic Ant Swarm, CAS) adı verilen bir yöntem sundular [18]. 2011 yılında Gözde ve Taplamacıoğlu, Parçacık Sürüşü Optimizasyonu (PSO), Yapay Arı Kolonisi (ABC) ve Diferansiyel Evrim (DE) algoritmaları ile PID denetleyicisinin optimum parametrelerini elde ettiler. Elde edilen sonuçlar geçici yanıt, kök yer eğrisi ve Bode diyagramları gibi analizler açısından karşılaştırılmıştır. Çalışma, ABC algoritmasının diğer algoritmalara kıyasla daha etkili sonuçlar verdiğini göstermiştir [19]. Daha sonra, 2016 yılında, Güvenç ve arkadaşları tarafından bir güç sisteminin geçici yanıt karakteristiğini geliştirmek için Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon (Biogeography-Based Optimization, BBO) algoritması kullanılarak analizler yapılmıştır [20]. Ayrıca, aynı yıl Chatterjee ve Mukherjee tarafından, birinci dereceden düşük geçişli filtreye sahip bir OGR sistemiyle kullanılan PID'nin katsayıları Öğretme ve Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (TLBO) algoritması kullanılarak elde edilmiştir [10]. Ayrıca, Anbarasi ve Muralidharan [21], PID tabanlı yeni bir amaç fonksiyonu önererek OGR sisteminin etkisini iyileştirmek için bir Bakteriyel Yiyecek Arama Optimizasyon Algoritması (Bacterial Foraging Optimization Algorithm, BFOA) geliştirmiştir. Çalışmalarında, denetleyicilerin optimum parametrelerini elde etmek için PSO ve GA kullanılmış ve elde edilen simülasyon sonuçları literatür sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Daha sonra Bingül ve Karahan [22], OGR'li bir sistemde PID denetleyicisini tasarlamak için Guguk kuşu arama (Cuckoo Search, CS) algoritmasını kullandılar. Çalışmalarında, CS yöntemi ile belirlenen parametrelere göre elde edilen çıkış gerilimi performansı, oturma süresi, yükselme süresi, kararlı durum hatası ve maksimum aşım gibi çeşitli performans kriterleri açısından PSO ve ABC algoritmalarıyla karşılaştırıldı. [23]'te, Stokastik Fraktal Arama (Stochastic Fractal Search, SFS) algoritması, Çelik tarafından bir OGR sisteminde PID parametrelerinin kazanımlarını optimize etmek için uygulanmıştır. Elde edilen test sonuçları, SFS ile optimize edilen PID denetleyicinin, oturma, yükselme ve tepe süreleri gibi değerlerdeki azalmaya bağlı olarak diğer algoritmalara kıyasla daha iyi bir dinamik tepki oluşturduğunu ve amaç fonksiyonu olan İntegral Zaman Kare Hatası'nı (Integral

Time Square Error, ITSE) en aza indirdiğini göstermektedir. 2019 yılında Ekinci ve Hekimoğlu [11], OGR sistemine dahil edilen denetleyicinin optimum PID parametrelerini elde etmek için Böbrek İlham Algoritmasını (Kidney Inspiration Algorithm, KIA) önerdiler. Çalışmalarında, geçici analiz için elde edilen simülasyon sonuçları farklı algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Köse [24] tarafından 2020 yılında, PID denetleyici parametreleri Ağaç Tohumu Algoritması (Tree Seed Algorithm, TSA) kullanılarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar, TSA tabanlı PID denetleyicisinin OGR sistemindeki diğer algoritmalarla kıyasla voltaj referans takibini iyileştirdiğini göstermiştir. Kaynak [25]'te, Harris Hawk Optimizasyonu (HHO) kullanılarak Aritmetik Optimizasyon Algoritması (AOA) geliştirilmiş ve PID parametreleri elde edilen hibrit AOA-HHO algoritması ile belirlenmiştir. Elde edilen PID parametreleri, DC motor regülasyonu ve üç kademeli sıvı tankının seviyesini kontrol etmek için kullanılmıştır. Çalışmalarında önerilen algoritma, mutlak hata (İntegral part of the Absolute Error, IAE), yükselme süresi, oturma süresi ve maksimum aşım açısından orijinal AOA ve diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında genel olarak etkili sonuçlar sunmuştur. Ayrıca, PID denetleyicisinin geliştirilmesiyle farklı denetleyici tipleri elde edilmiştir, örneğin kesir dereceli PID denetleyici (FOPID) [26]-[29], ikinci dereceden türev operatörlü PID denetleyici (PIDD²) [30], [31] ve türev filtreli PID denetleyici (PIDF) [32] literatürde OGR sistem kontrolü için kullanılmaktadır. Örneğin, 2018'de Ortiz-Quisbert ve arkadaşları [33], OGR sistemi için kesir dereceli model referanslı adaptif kontrol ve FOPID kontrolü sunmuşlardır. [34]'te, PIDF parametrelerini optimize etmek için Simbiyotik Organizma Arama (Symbiotic Organism Search, SOS) algoritması kullanılmıştır. PIDF parametrelerini optimize eden SOS algoritması, kutup-sıfır analizi, geçici tepki analizi ve Bode analizi açısından farklı MSA algoritmaları kullanılarak optimum şekilde ayarlanmış geleneksel PID denetleyicileriyle karşılaştırılmıştır. [35]'te, OGR sistemi için ideal PID, gerçek PID, kesir dereceli PID (FOPID) ve ikinci dereceden türev operatörlü PID (PIDD²) denetleyicilerinin optimum parametrelerini elde etmek için hibrit simüle edilmiş tavlama ve manta vatozu beslenme optimizasyonu (Hybrid Simulated Annealing and the Manta Ray Foraging Optimization, SA-MRFO) yöntemi sunulmuştur. Çalışmada, SA-MRFO yöntemi ve PIDD² denetleyicisi diğer algoritmalarla ve farklı denetleyici tiplerine kıyasla etkili bir performans sağlamış ve özellikle yakınsama hızında önemli bir artış sağlamıştır. [36]'da FOPID tabanlı OGR'nin optimum tasarımı GBO algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. İntegral Zamanlı Mutlak Hatanın (Integral Time Absolute Error, ITAE) en aza indirilmesi bu çalışmanın amaç fonksiyonudur. Buna göre, FOPID

parametreleri optimize edilmiştir. Simülasyon çalışmalarından elde edilen sonuçlar, GBO ayarlı FOPID-OGR'nin tüm rakip OGR tasarımlarına karşı optimum dinamik tepki sunduğunu göstermiştir. [37]'de, geliştirilen değiştirilmiş Runge Kutta optimize edici (modified Runge Kutta optimizer, mRUN) algoritması, bir OGR sistemine entegre edilmiş bir PID ve PIDD² denetleyicisini ayarlamak için etkili bir yöntem olarak önerilmiştir. Çalışmada, yazarlar tarafından mRUN yaklaşımının PIDD² denetleyicisini optimize etmek için uygulandığı ve son yıllarda PID, FOPID, PIDA ve PIDD² gibi farklı algoritmalar kullanılarak optimize edilen denetleyicilerden geçici analiz ve frekans tepkileri açısından üstün olduğu gösterilmiştir. [38]'de, OGR sistem problemine iyileştirilmiş Uygunluk-Mesafe Dengesi-Lévy Uçuş Dağılımı (Fitness-Distance Balance-Lévy Flight Distribution, FDB-LFD) yöntemi önerilmiştir. FDB-LFD yöntemini kullanan PID, PIDF, FOPID ve PIDD²'yi içeren tasarlanan OGR sisteminin adım tepkisi karakteristikleri, farklı algoritma tabanlı denetleyicilere kıyasla etkili olmuştur.

Bu çalışmada önerilen hiper-sezgisel tabanlı optimizasyon yöntemi, gerçek yaşam problemlerinden bir diğeri olan Alternatif Akım/Çok Terminalli Doğru Akım Entegreli Optimal Güç Akışı (Alternating Current/Multiterminal Direct Current Optimal Power Flow, AC/MTDC OPF) problemine uygulanmıştır. Optimal Güç Akışı (Optimal Power Flow, OPF) problemi, literatürde optimizasyon problemi olarak sıklıkla kullanılan bir gerçek yaşam problemidir. Asıl amacı, bir güç sistemi için belirlenen amaç fonksiyonu doğrultusunda eşitlik ve eşitsizlik kısıtlarına da bağlı kalarak en uygun kontrol parametrelerinin belirlenmesidir [39]. Geçmiş yıllarda optimal güç akışı problemlerinde enerji üretimi için genellikle termal generatörler kullanılmış olmasına rağmen, son yıllarda fosil yakıtların tükenme aşamasında olması, çevresel ve ekonomik faktörler ve iklim değişikliği gibi sebeplerle güç sistemlerine yenilenebilir enerji kaynakları dahil edilmesi yaygınlaşmıştır [40]-[45]. Roy ve Jadhav 2015 yılında rüzgar gücü ve termal generatör entegreli IEEE 30-baralı test sistemi üzerinde Gbest tabanlı yapay arı kolonisi (Gbest-guided Artificial Bee Colony, GABC) algoritmasından yararlanarak OPF probleminin çözümlemesini gerçekleştirmiş ve literatürde yer alan etkili optimizasyon yöntemleriyle karşılaştırmıştır [46]. Sonrasında yine 2015 yılında, Mishra ve arkadaşları, rüzgar gücü maliyeti dahil edilen OPF probleminin çözümü için Guguk Kuşu Arama Algoritmasını (Cuckoo Search, CS) önermişlerdir [47]. 2020 yılında Khan ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, rüzgar gücü ve solar fotovoltaik generatör entegreli OPF problemi çözümü gerçekleştirilmiş, çözüm yöntemi olarak Gri Kurt Optimizasyon (Grey

Wolf Optimizer, GWO) algoritması kullanılmıştır [48]. Sulaiman ve Mustaffa tarafından 2021 yılında literatüre sunulan çalışmada, güç sistemine rüzgar ve güneş enerjisine ek olarak mini-hidro santrali de entegre edilerek optimizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. BMO yöntemi kullanarak IEEE 30-baralı ve IEEE 57-baralı test sistemi için maliyet minimizasyonu, toplam iletim kaybı ve emisyon maliyeti amaç fonksiyonları çözümlenmiştir [49]. Benzer şekilde son yıllarda yapılan bir başka çalışma olan [50]'de, 2023 yılında, rüzgar gücü, solar fotovoltaik generatör ve mini-hidro santrali entegre edilmiş bir güç sistemi için Akış Yönü Algoritması (Flow Direction Algorithm, FDA) Maheshwari ve arkadaşları tarafından önerilmiştir. 2024 yılında, Barnawi tarafından termal, hidro, solar, rüzgar, gelgit ve elektrikli araç sistemlerini kapsayan AC optimal güç akışı problemi için literatürdeki Genelleştirilmiş Normal Dağılım Optimizasyonu (Generalized Normal Distribution Optimization, GNDO) algoritması kullanılarak çözümlene işlemi gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışmada, amaç fonksiyonu olarak maliyet, emisyon ve sistem kayıpları minimizasyonunun yanı sıra kazanç ve gerilim kararlılığı maksimizasyonu fonksiyonları ele alınmıştır [51]. Teknolojinin gelişmesi ve elektrik enerjisi tüketiminin artmasıyla birlikte iletim hatlarında aşırı yüklenmeler yaşanmaya başlanmıştır [40],[52]. Bu sebeple sistemlerin güvenilirliği ve kararlılığı ile ilgili dezavantajlar ortaya çıkmıştır. Sonuç olarak, modern AC güç sistemlerindeki güvenilirlik ve kararlılığı sağlamak başlı başına zorlu bir görev haline gelmiştir. Bu aşamada, AC sistemlere entegre edilen Gerilim Kaynağı Dönüştürücü Tabanlı Çok Terminalli Doğru Akım (Voltage Source Converter-based Multiterminal Direct Current, VSC-MTDC) şebekeleri ortaya çıkan dezavantajları ortadan kaldırmak için en yaygın çözüm olarak kullanılmıştır [53]. 2020 yılında Elattar ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, Geliştirilmiş Manta Vatozu Beslenme Optimizasyon (Improved Manta Ray Foraging Optimizer, IMRFO) algoritması ile VSC istasyonu entegreli ve entegresiz OGA probleminin çözümünü gerçekleştirmişlerdir [54]. Yine 2020 yılında yapılan bir çalışmada, Abdul-Hamied ve arkadaşları Denge Optimizasyon Algoritması (Equilibrium Optimizer Algorithm, EOA) kullanarak MTDC iletim hat entegreli hibrit AC/DC güç sisteminin optimal güç akışı problemini çözümlemişlerdir. Toplamda 12 farklı amaç fonksiyonu kullanarak optimizasyon yönteminin kararlılığı analiz edilmiştir [55]. 2021 yılında Shaheen ve arkadaşları tarafından yapılan başka bir çalışmada, aktif ve reaktif gücün gelişmiş kontrolü için gerilim kaynağı dönüştürücü (VSC) teknolojisinden yararlanan hibrit AC-MT HVDC sisteminin çözümü gerçekleştirilmiştir. Problem çözümü için Geliştirilmiş Karga Arama Algoritması (Improved Crow Search Algorithm,

ICSA) yöntemi kullanılmıştır [56]. 2022 yılında Sarhan ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, VSC içeren AC-DC iletim şebekelerinin çeşitli amaç fonksiyonları için Geliştirilmiş TLBO algoritması kullanılmıştır [57]. Son olarak 2023 yılında Bakır ve arkadaşları tarafından gerçekleştirilen çalışmada, yenilenebilir enerji kaynakları ve VSC-MTDC iletim hatlarını bünyesinde barındıran sistemler için OPF probleminin çözümü Uygunluk-Mesafe Dengesi tabanlı Stokastik Fraktal Arama (Fitness-Distance Balance based Stochastic Fractal Search, FDB-SFS) algoritması kullanılarak çözümlenmiştir. Amaç fonksiyonu olarak yakıt maliyeti, emisyon, gerilim saptması ve aktif güç kayıpları gibi problemlerin minimizasyonu işlemleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar literatürde yer alan çeşitli optimizasyon yöntemleri ile karşılaştırılmıştır [43]. Bahsedilen bu çalışmalardan yola çıkarak VSC-MTDC iletim sistemlerinin elektrik şebekelerine entegre edilmesinin, güç sistemlerinin planlanması ve işletiminde önemli ekonomik ve teknik avantajlar sağladığı gözlemlenebilir.

Bu tez çalışması, literatüre Hiper-Sezgisel yaklaşıma dayalı yeni bir algoritma tanıtmayı amaçlamaktadır. Önerilen algoritma, Başarı-Tarih Temelli Uyarlanabilir Diferansiyel Evrim (Success-History Based Parameter Adaptation for Differential Evolution, SHADE) algoritması ile oluşturulmuş HH-FDB-SHADE adlı yeni bir algoritmadır. Önerilen algoritma, hiper-seçim yaklaşımı olarak Uygunluk-Mesafe Dengesi (FDB) yöntemini belirlemiş olup, beş mutasyon operatörü ve iki çaprazlama yönteminden elde edilen toplam on farklı operatör ile oluşturulmuş Düşük-Seviye Sezgisel (LLH) havuzuna sahiptir. SHADE, literatürde [58], [59] yer alan JADE algoritmasında çaprazlama oranı ve mutasyon parametresinin bir bellek mekanizmasının eklenmesiyle geliştirilen optimizasyon problemlerini çözmek için etkili bir algoritmadır. Öte yandan Kahraman ve arkadaşları [60], keşif ve araştırmayı dengelemek için FDB adı verilen bir seçim yöntemi geliştirmişlerdir. Bu yöntem, klasik olarak uygulanan uygunluk değerlerinin sıralama sürecine ek olarak üretilen bireyler arasındaki mesafe değişimini de dikkate alarak yeni bir sıralama yaklaşımı sunmaktadır. Bu özelliğinden dolayı önerilen HH yaklaşımında seçim arayüzü olarak FDB belirlenmiştir. FDB yöntemi ile LLH havuzundaki farklı operatörlerden biri seçilir.

Bu tezin öne çıkan özellikleri ve literatüre katkıları aşağıda sıralanmıştır:

- SHADE algoritmasına FDB seçim yöntemiyle birlikte yeni bir Hiper-Sezgisel yaklaşım uygulanmıştır. Sonuç olarak güçlü bir HH-FDB-SHADE algoritması geliştirilmiştir. Hiper-sezgisel yaklaşım sayesinde keşif ve sömürü arasında daha

güçlü bir denge sağlanmıştır.

- Bu tez çalışması, çözüm aramada geliştirilmiş HH-FDB-SHADE'nin performansını analiz etmek ve kanıtlamak için kapsamlı deneysel çalışmalardan oluşan yeni bir yöntem sunmayı amaçlamaktadır. Sonuç olarak, HH-FDB-SHADE yöntemi, CEC-17 [61] ve CEC-20 [62] kıyaslama fonksiyonlarında tek modlu, çok modlu, hibrit ve kompozit gibi kısıtlanmamış karşılaştırma problemleri kullanılarak 30/50/100 boyutlu arama alanları için gerçekleştirilen deneysel çalışmalarda diğer algoritmalarından üstündür.
- HH-FDB-SHADE yöntemi, farklı mühendislik problemleri için etkinliğini test etmek amacıyla OGR tasarım optimizasyon probleminde kullanılmıştır. HH-FDB-SHADE algoritması kullanılarak PID, PIDF, FOPID ve PIDD²'yi içeren OGR sisteminin adım tepkisi, literatürdeki FDB-LFD [38], DE [63], BMO [64], HHO [65] ve MFO [66] gibi farklı algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma, önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının diğer algoritmalarından üstün olduğunu göstermektedir.
- Yine önerilen HH-FDB-SHADE yönteminin etkinliğini test etmek amacıyla, bir diğer mühendislik problemlerinden biri olan AC/MTDC OPF optimizasyon probleminin çözümlemesi yapılmıştır. HH-FDB-SHADE algoritması kullanılarak yakıt maliyeti, valf-nokta etkili yakıt maliyeti, valf-nokta etkili ve karbon emisyon eklenmiş yakıt maliyeti, gerilim sapması ve aktif güç kaybı minimizasyon işlemleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, literatürde yer alan Uyarlamalı Yönlendirilmiş Diferansiyel Evrim (Adaptive Guided Differential Evolution, AGDE) [67], Deniz Yırtıcıları Algoritması (Marine Predators Algorithm, MPA) [68], Atom Arama Optimizasyonu (Atom Search Optimization, ASO) [69], Stokastik Fraktal Arama (Stochastic Fractal Search, SFS) [70] ve FDB-SFS [71] algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma, önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının diğer algoritmalarından üstün olduğunu göstermektedir.

Bu tez çalışmasının geri kalan kısmı şu şekilde düzenlenmiştir:

- Bölüm 2'de önerilen HH-FDB-SHADE algoritması ayrıntılı olarak açıklanmaktadır. HH yaklaşımının iki önemli unsuru olan hiper seçim arayüzü ve düşük seviye sezgisel havuz tanımlanmaktadır.
- Bölüm 3'te OGR sistemi tanıtılmaktadır. Ayrıca, OGR sistem problemini

geliştirmek için kullanılan PID, PIDF, FOPID ve PIDD² denetleyicileri tanımlanmakta ve matematiksel ifadeleri verilmektedir. Bunun yanı sıra, bu bölümde problem çözmede kullanılan iki farklı amaç fonksiyonu formüle edilmektedir.

- Bölüm 4'te AC/MTDC OPF sistemi tanıtılmaktadır. Problem içerisinde yer alan durum ve kontrol değişken tanımları, generatör ünitelerine ait maliyet modellemeleri ve yenilenebilir enerji kaynakları için olasılıksal dağılım modelleri açıklanmıştır. Problem özelinde optimize edilecek olan yakıt maliyeti, valf-nokta etkili yakıt maliyeti, valf-nokta etkili yakıt maliyeti ve emisyon maliyeti, gerilim sapması ve aktif güç kaybı amaç fonksiyonlarının tanımlamaları gerçekleştirilmiştir.
- Bölüm 5'te önerilen algoritmanın etkinliğini göstermek için deneysel çalışmalar yürütülmüştür. İlk olarak, HH-FDB-SHADE'nin LLH havuzundaki algoritmalara göre üstünlüğü, CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonları kullanılarak teorik olarak kanıtlanmıştır. Ayrıca, yaygın olarak kullanılan istatistiksel analiz yöntemleri olan Friedman [72], [73] ve Wilcoxon testleri ile karşılaştırma işlemleri gerçekleştirilmiştir. İkinci olarak, gerçek yaşam problemlerinde HH-FDB-SHADE'nin verimliliğini göstermek amacıyla dört farklı denetleyici tarafından kontrol edilen OGR sistemi bir test yöntemi olarak kullanılmıştır. Önerilen algoritma ile elde edilen sonuçlar, literatürdeki FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Son olarak, yine gerçek yaşam problemlerinden birisi olan AC/MTDC OPF problemine ait toplam beş adet amaç fonksiyonunun çözümlemesi, önerilen HH-FDB-SHADE algoritması ile gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmaları ile karşılaştırılmıştır.
- Son olarak çalışma ile ilgili çıkarımlarda bulunulmuş ve elde edilen bulgular Sonuç Bölümü'nde değerlendirilmiştir.

2. OPTİMİZASYON YÖNTEMİ

Bu bölüm, DE'den türetilen ve iyileştirilen diferansiyel evrim (DE) algoritmasını ve başarı-tarih temelli diferansiyel evrimi (SHADE) kısaca açıklamaktadır. Bundan sonra, hiper-sezgisel optimizasyon adı verilen yeni bir optimizasyon tekniği açıklanmaktadır.

2.1. DİFERANSİYEL EVRİM ALGORİTMASI

Diferansiyel Evrim, yıllar boyunca en iyi optimizasyon tekniklerinden biri olmuştur. Farklı evrimsel algoritmalarla sayısal optimizasyon için benzer özelliklere sahiptir. DE popülasyonu bir vektör kümesi olarak aşağıdaki gibi temsil edilir.

$$x_i = (x_1, x_2, \dots, x_D) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.1)$$

Burada D problemin boyutu ve N popülasyon büyüklüğüdür [58]. Algoritmanın ilk adımında, başlangıç popülasyonu rastgele oluşturulur. Daha sonra, problem için daha iyi bir çözüm bulmak üzere deneme vektörü oluşturma ve uygun vektör seçme süreçleri yürütülür. Bu oluşturma ve seçme süreçleri, algoritmanın başında tanımlanan durdurma kriteri sonlanana kadar tekrarlanır. Her nesil G 'de, popülasyonun mevcut bir üyesinden, $v_{1,G}$, bir mutant vektör, $x_{1,G}$, oluşturmak için çeşitli mutasyon stratejileri uygulanır.

Uygulanan mutasyon stratejilerinin örnekleri aşağıdaki şekilde formüle edilebilir:

- Rand/1 [74]

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F(x_{r2,G} - x_{r3,G}), \quad (2.2)$$

- Rand/2 [75]

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F(x_{r2,G} - x_{r3,G}) + F(x_{r4,G} - x_{r5,G}), \quad (2.3)$$

- Best/1 [74]

$$v_{i,G} = x_{best,G} + F(x_{r1,G} - x_{r2,G}). \quad (2.4)$$

r_1 'den r_5 'e kadar olan endeksler popülasyondan rastgele seçilir ve birbirlerinden ve i .

vektörden farklıdır. $x_{best,G}$, G neslindeki popülasyonun en iyi vektörüdür. Diferansiyel mutasyon operatörünün büyüklüğü $F \in [0,1]$ tarafından kontrol edilir [58].

Deneme vektörü $u_{i,G}$ 'yi üretmek için, mutant vektör $v_{i,G}$ ile ebeveyn $x_{i,G}$ arasında çaprazlama işlemi uygulanır. DE'de uygulanabilen iki tür çaprazlama işlemi vardır: Binom Çaprazlama ve Üstel Çaprazlama. [58]'da açıklanan Binom Çaprazlama işlemi şu şekilde formüle edilir:

$$u_{j,i,G} = \begin{cases} v_{j,i,G}, & \text{eğer } rand[0,1] \leq CR \text{ veya } j = j_{rand} \\ x_{j,i,G}, & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (2.5)$$

$[0,1)$ arasında eşit olarak seçilen rastgele bir sayı $rand[0,1)$ ve $[1, D]$ arasından rastgele ve eşit olarak seçilen bir karar değişkeni indeksi j_{rand} vardır. Çaprazlama oranı CR olarak gösterilir [58].

Tüm deneme vektörleri $u_{i,G}$, $0 \leq i \leq N$, üretildikten sonra bir seçim prosedürü gerçekleştirilir. Bu seçim sürecinin sonucunda, hangi bireyin bir sonraki nesle aktarılacağı belirlenir. Standart DE algoritmasında, bu seçim süreci boyunca, her bir birey $x_{i,G}$, o bireyden türetilen deneme vektörü $u_{i,G}$ ile karşılaştırılır ve daha iyi olan birey tutulur.

$$x_{i,G+1} = \begin{cases} u_{i,G}, & \text{eğer } f(u_{i,G}) \leq f(x_{i,G}) \\ x_{i,G}, & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (2.6)$$

2.2. BAŞARI-TARİH TEMELLİ UYARLANABİLİR DİFERANSİYEL EVRİM

SHADE algoritması, JADE [59] algoritmasının eksikliklerini gidermek için önerilen JADE algoritmasının yeni bir meta-sezgisel versiyonudur [58]. JADE algoritmasındaki CR ve F parametreleri, uyarlanabilir kontrol parametreleri (μCR ve μF) ile olasılıksal olarak üretilir ve deneme vektörleri üretmek için kullanılır. SHADE algoritması, bu parametreleri bir bellek mekanizmasına bağlı olarak üreterek geliştirmiştir. SHADE'de, S_{CR} ve S_F 'nin ortalama değerleri, her nesilde geçmiş bellek olarak ifade edilen M_{CR} ve M_F 'de saklanır. Geçmiş bellek M_{CR} ve M_F , Çizelge 2.1'de gösterilmektedir [58].

Çizelge 2.1. Geçmiş bellek M_{CR} ve M_F .

<i>İndeks</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>...</i>	<i>H-1</i>	<i>H</i>
M_{CR}	$M_{CR,1}$	$M_{CR,2}$	$...$	$M_{CR,H-1}$	$M_{CR,H}$
M_F	$M_{F,1}$	$M_{F,2}$	$...$	$M_{F,H-1}$	$M_{F,H}$

Her nesilde, her bir x_i 'nin CR_i ve F_i kontrol parametreleri, $[1, H]$ arasındaki rastgele seçilen r_i indeksine göre aşağıdaki formülle üretilir.

$$CR_i = randn_i(M_{CR,r_i}, 0.1), \quad (2.7)$$

$$F_i = randc_i(M_{F,r_i}, 0.1), \quad (2.8)$$

Her jenerasyonun sonunda, başarılı bireyleri üreten CR_i ve F_i değerleri S_{CR} ve S_F 'ye kaydedilir. Ek olarak, bellek içerikleri aşağıdaki formüllere göre güncellenir [58].

$$M_{CR,k,G+1} = \begin{cases} mean_{WA}(S_{CR}) & \text{eğer } S_{CR} \neq \emptyset \\ M_{CR,k,G} & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (2.9)$$

$$M_{F,k,G+1} = \begin{cases} mean_{WL}(S_F) & \text{eğer } S_F \neq \emptyset \\ M_{F,k,G} & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (2.10)$$

$(1 \leq k \leq H)$ arasındaki k dizini güncellenecek belleğin konumunu belirler. Optimizasyonun başlangıcında, k değeri 1 olarak ayarlanır ve belleğe yeni bir öge depolanırsa artırılır. $k > H$ durumu oluşursa, k tekrar 1 olarak ayarlanır. G neslinde, bellekteki k 'inci öge, G neslinde üretilen deneme vektörlerinden hiçbirisi geçerli vektörden daha iyi olmadığı sürece güncellenir, yani $S_{CR} = S_F = \emptyset$ ise, bellek güncellenmeyecektir. [58] ve [76]'da belirtildiği gibi ağırlıklı ortalama ve ağırlıklı Lehmer ortalaması olan $mean_{WA}$ ve $mean_{WL}$, şu şekilde formüle edilir:

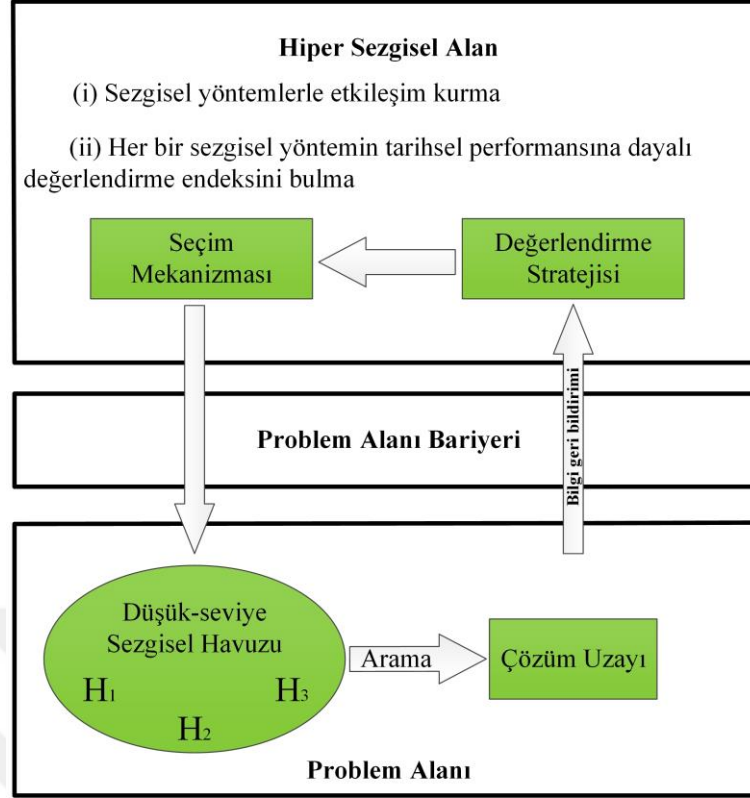
$$mean_{WA}(S_{CR}) = \sum_{k=1}^{|S_{CR}|} w_k S_{CR,k}, \quad (2.11)$$

$$mean_{WL}(S_F) = \frac{\sum_{k=1}^{|S_F|} w_k S_{F,k}^2}{\sum_{k=1}^{|S_F|} w_k S_{F,k}}. \quad (2.12)$$

2.3. HİPER-SEZGİSEL ALGORİTMA

Hiper-sezgisel algoritma, bir problem üzerinde bir dizi optimizasyon algoritmasından en uygun olanı seçmek için otomatik bir seçim yöntemini içeren bir yaklaşımdır. Başka bir deyişle, "sezgisel yöntemleri seçmek için sezgisel yöntemleri kullan" ifadesi yaygın ve basit bir tanım olarak kullanılabilir [5], [77]. Sezgisel, meta-sezgisel ve hiper-sezgisel terimlerini tanımlamak için; Bir sezgisel yöntem, belirli bir çözüm alanı içinde en iyi çözümü bulmak için kullanılan bir yöntemdir. Bir meta-sezgisel yöntem, bir çözüm alanındaki yerel optimum noktalardan kaçınmak için yerel aramaları koordine eden ve çözüm alanı içinde sağlam bir arama gerçekleştirmek için üst düzey bir strateji geliştiren bir arama yöntemidir. Öte yandan hiper-sezgisel yöntem, çözüm arama alanında çalışmak yerine bir problemin çözümünü en iyi şekilde bulabilen sezgisel yöntemlerin arama alanında işlemler gerçekleştiren üst düzey bir stratejik arama yöntemidir. Bu özellikler açısından, problemten bağımsız olması ve her türlü probleme uyarlanabilir olmasıyla optimizasyona yeni bir yaklaşım sunmuştur [5], [77], [78].

Hiper-sezgisel algoritmanın genellikle iki seviyesi vardır. İlk, düşük seviye sezgisel yapıda, alt-sezgisel algoritmalar veya yöntemlerle oluşturulan algoritma havuzu doğrudan problem çözüm alanında çalışır. İkinci, yüksek seviyeli yapıda, düşük seviye operatörler çözüm önerilerine göre değerlendirilir ve sıralanır. Daha sonra, algoritmaların seçim olasılıkları hesaplanarak havuzdan yeni bir alt-sezgisel algoritma belirlenir ve bir sonraki adım için sağlanır [8]. Şekil 2.1, hiper-sezgisel yaklaşımın temel yapısını göstermektedir. Hiper-sezgisel algoritmanın uygulanmasının amacı, herhangi bir sezgisel algoritmanın veya operatörlerinin optimizasyon sürecinin her aşamasında iyi performans gösterememesinden kaynaklanan eksikliği ortadan kaldırmaktır. Bazı operatörler veya algoritmalar optimizasyon sürecinin erken aşamalarında iyi performans gösterirken, son aşamalara yaklaştıkça performansları düşebilir. Aynı şekilde, farklı operatörler veya algoritmalar erken aşamalarda kötü, geç aşamalarda ise daha iyi performans gösterebilir. Hiper-sezgisel algoritmayı uygulayarak, her bir operatör veya algoritmanın en iyi performansı gösterdiği aşamalarda uygulanması sağlanarak daha iyi ve daha verimli sonuçlar elde etmek mümkündür. Bu amacı yerine getirmek için Hiper-Sezgisel Yaklaşımda seçim arayüzü kullanılır. Hem uygunluk değerini hem de çözüm adaylarını dikkate alan FDB yöntemi, Hiper-Sezgisel tabanlı algoritmanın seçim arayüzü olarak belirlenmiştir.



Şekil 2.1. Hiper-Sezgisel Yaklaşım Genel Bir Bakış [8].

2.3.1. Uygunluk-Mesafe Dengesi Metodu

Uygunluk-Mesafe Dengesi (FDB), MSA sürecinde arama prosedürüne en fazla katkıda bulunabilecek ve onu yönlendirebilecek adayları popülasyondan seçer [60]. FDB yönteminde, seçim süreci hem uygunluk değerlerine hem de puan değerine göre gerçekleştirilir. En iyi puana sahip arama ajanı arama sürecini yönlendirir ve arama sürecinin yönü en doğru şekilde tanımlanır.

Öte yandan, FDB, geçerli (x_i) ile en iyi (x_{best}) aday çözüm arasındaki mesafeyi ve aday çözümün uygunluk değerlerini (f_v) kullanarak puan değerlerini hesaplar. Adayların FDB puanı aşağıdaki adımlarla belirlenir [60]:

- İlk olarak, aday çözümün popülasyon vektörü ve uygunluk değeri (f_v) şu şekilde verilir:

$$P \equiv \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}, \quad f_v \equiv \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix}, \quad (2.13)$$

Burada P , n ve m sırasıyla popülasyon sayısını, değişkeni ve aday çözümü temsil

etmektedir.

- Öklid uzaklığı formülü en iyi çözüm (x_{best}) ile i 'inci çözüm adayı (x_i) arasındaki uzaklığı hesaplamak için uygulanır.

$$\forall_{i=1}^n, P_i \neq P_{best}, D_{Pi} = \sqrt{(x_{1P_i} - x_{1P_{best}})^2 + (x_{2P_i} - x_{2P_{best}})^2 + \dots + (x_{mP_i} - x_{mP_{best}})^2}, \quad (2.14)$$

- D_p mesafe vektörü şu şekilde verilir:

$$D_p \equiv \begin{bmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad .., \quad (2.15)$$

- Arama ajanlarının puanları f ve D_p vektörleri ile hesaplanır.

$$\forall_{i=1}^n, P_i, S_{Pi} = \omega * normfv_i + (1 - \omega) * normD_{Pi}, \quad (2.16)$$

- Popülasyonda, puan vektörü S_p , aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$S_p \equiv \begin{bmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad .., \quad (2.17)$$

FDB yöntemi ile ilgili daha ayrıntılı bilgiler [60]'de yer almaktadır.

2.3.2. Hiper-Sezgisel Düşük Seviye Sezgisel Havuzu

Hiper-Sezgisel sürecinin ikinci aşamasında, bir önceki durumda belirtilen seçim arayüzü tarafından seçilecek algoritmalarından optimizasyon probleminin çözümü için bir havuz oluşturulur ve bu havuza Düşük-Seviye Sezgisel (LLH) havuzu adı verilir. LLH havuzunun amacı, farklı özelliklere sahip algoritmaları problemin çözümü için bir seçenek haline getirmek ve optimizasyon süreci boyunca en uygun aşamada kullanmaktır. Havuzdaki algoritmaların keşif ve sömürü özellikleri açısından çeşitliliği, Hiper-Sezgisel algoritmasının verimliliğini artırmak açısından önemlidir. Önerilen HH algoritmasında, düşük-seviye sezgisel havuz olarak SHADE temelinde çalışan beş mutasyon operatörü ve iki çaprazlama yöntemi ile oluşturulmuş on farklı yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemler Çizelge 2.2'de listelenmiştir. Beş mutasyon operatörü ve iki çaprazlama

yöntemi aşağıdaki gibi formüle edilmiştir:

- **Best/1** [75]

$$v_{i,G} = x_{best,G} + F(x_{r1,G} - x_{r2,G}), \quad (2.18)$$

- **Rand/1** [75]

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F(x_{r2,G} - x_{r3,G}), \quad (2.19)$$

- **Rand-to-Best/1** [75]

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F(x_{best,G} - x_{i,G}) + F(x_{r2,G} - x_{r3,G}), \quad (2.20)$$

- **Best/2** [75]

$$v_{i,G} = x_{best,G} + F(x_{r1,G} - x_{r2,G}) + F(x_{r3,G} - x_{r4,G}), \quad (2.21)$$

- **Rand/2** [75]

$$v_{i,G} = x_{r1,G} + F(x_{r2,G} - x_{r3,G}) + F(x_{r4,G} - x_{r5,G}), \quad (2.22)$$

- **Binom** [58]

$$u_{j,i,G} = \begin{cases} v_{j,i,G} & \text{eğer } rand[0,1] \leq CR \text{ veya } j = j_{rand} \\ x_{j,i,G} & \text{diğer durumda} \end{cases}, \quad (2.23)$$

- **Üstel** [79]

$$u_{j,i,G} = \begin{cases} v_{j,i,G} & \text{eğer } j \in \{j_{rand}, (j_{rand} + 1)_D, \dots, (j_{rand} + (L - 1))_D\} \\ x_{j,i,G} & \text{diğer durumda} \end{cases} \quad (2.24)$$

r_1 ile r_5 arasındaki indeksler popülasyondan rastgele seçilir ve birbirlerinden ve i 'inci vektörden farklıdır. $x_{best,G}$, $x_{i,G}$ ve $v_{i,G}$ sırasıyla nesil G 'deki popülasyonun en iyi vektörü, mevcut vektörü ve mutant vektörüdür. Diferansiyel mutasyon operatörünün büyüklüğü $F \in [0,1]$. tarafından kontrol edilir. Deneme vektörü $u_{i,G}$ 'yi üretmek için, çaprazlama işlemi $v_{i,G}$, ve $x_{i,G}$ arasında uygulanır. $(0,1]$ arasında düzgün olarak seçilen rastgele bir sayı $rand(0,1]$ ve $[1, D]$ arasından rastgele ve düzgün olarak seçilen bir karar değişkeni indeksi j_{rand} vardır. Çaprazlama oranı CR olarak gösterilir [58].

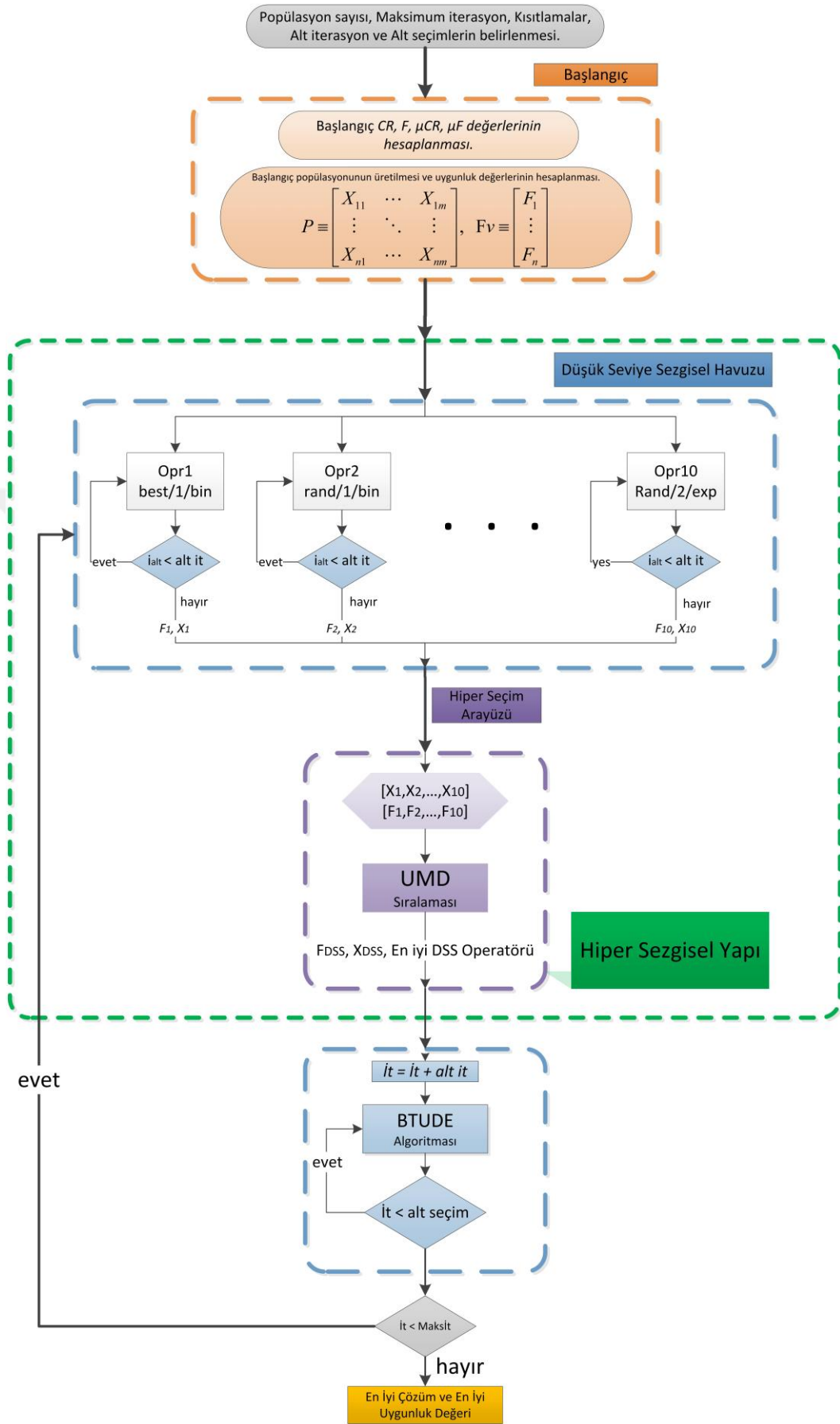
Çizelge 2.2. HH-FDB-SHADE için düşük seviye sezgisel algoritmalar.

Düşük seviye sezgisel havuzu	Mutasyon yöntemi	Çaprazlama yöntemi	Operatör ismi
SHADE1	best/1	Binom	Operatör1
SHADE2	rand/1	Binom	Operatör2
SHADE3	rand-to-best/1	Binom	Operatör3
SHADE4	best/2	Binom	Operatör4
SHADE5	rand/2	Binom	Operatör5
SHADE6	best/1	Üstel	Operatör6
SHADE7	rand/1	Üstel	Operatör7
SHADE8	rand-to-best/1	Üstel	Operatör8
SHADE9	best/2	Üstel	Operatör9
SHADE10	rand/2	Üstel	Operatör10

2.4. ÖNERİLEN ALGORİTMA

Çalışmanın bu bölümünde, önceki alt bölümlerde belirtilen Hiper-Sezgisel yaklaşım kullanılarak yeni bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma, seçim arayüzü olarak FDB'yi kullanan ve LLH havuzu olarak on farklı yöntemi kullanan SHADE tabanlı HH-FDB-SHADE'dir. Algoritmanın temel prensibine göre, optimizasyonun başlangıcında rastgele oluşturulan popülasyon, LLH havuzundaki her bir algoritmaya gönderilir ve alt yineleme adı verilen belirli sayıda yineleme için on farklı yöntemle problem çözülür. Her LLH algoritmasının en iyi uygunluk değeri ve değişken değerleri, seçim arayüzü olarak kullanılan FDB üzerinde değerlendirilir. FDB yaklaşımı ile on algoritma arasından en iyi algoritma belirlenir ve optimizasyon işlemi en iyi algoritma ile devam ettirilir.

Benzer şekilde, problemi çözmede belirli sayıda yinelemeye (alt seçim) ulaşıldıktan sonra, yeni popülasyon LLH havuzuna geri gönderilir ve her LLH algoritmasıyla elde edilen en iyi uygunluk değerleri ve değişken değerleri FDB üzerinde değerlendirilir ve seçim işlemi tekrar yapılır. Bu işlemin amacı, optimizasyon işlemi sırasında olası yerel optimumlara karşı havuzdan yeni bir algoritma seçmek ve bu yeni algoritma ile optimizasyona devam etmektir. Bu işlemler durdurma kriterine ulaşılan kadar tekrarlanır. HH-FDB-SHADE algoritmasının akış şeması Şekil 2.2'de verilmiştir.

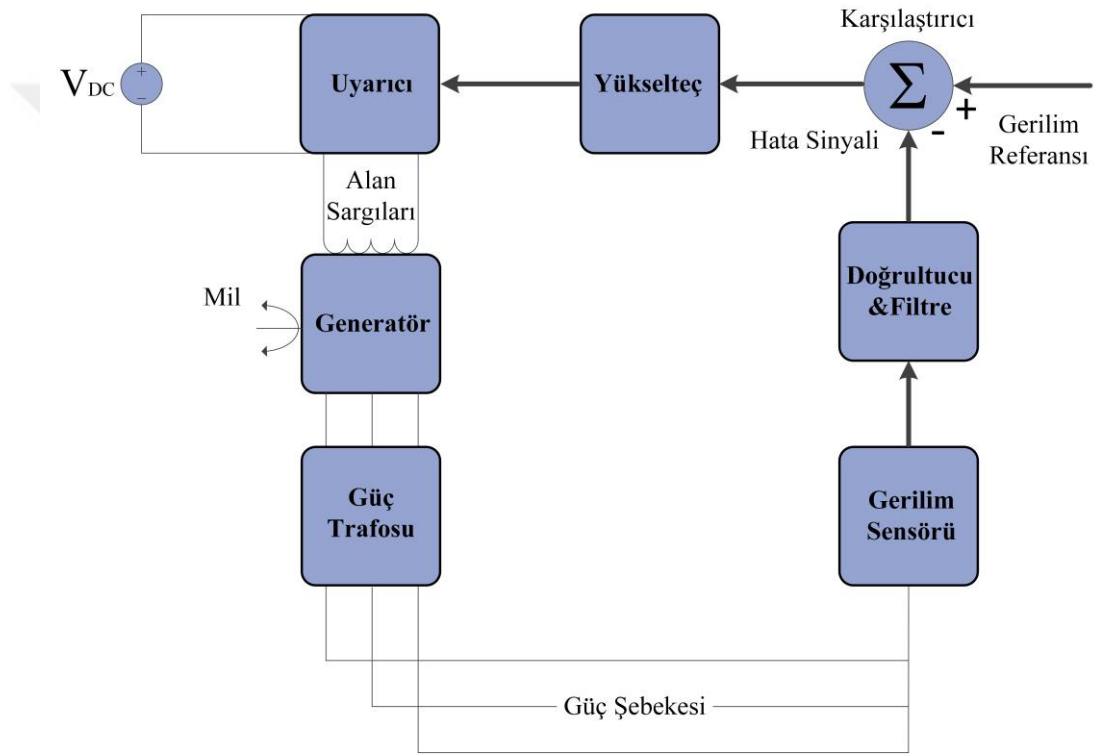


Şekil 2.2. HH-FDB-SHADE Algoritmasının Akış Şeması.

3. OTOMATİK GERİLİM REGÜLATÖRÜ

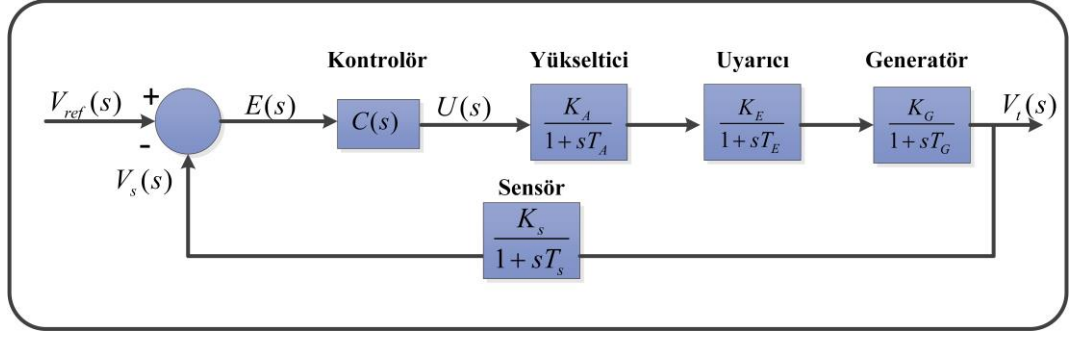
3.1. OTOMATİK GERİLİM REGÜLATÖR SİSTEMİ

Otomatik gerilim regülatörü (OGR), bir generatörün voltaj çıkışını, uyarma voltajını değiştirerek ve ayarlayarak nominal değerine düzenleyen bir bileşen türüdür. Şekil 3.1, temel bir OGR sisteminin şematik diyagramını göstermektedir [38], [80].



Şekil 3.1. Bir OGR sisteminin ana modeli.

OGR sistemi, uyarma sistemi, amplifikatör, generatör ve sensör olmak üzere dört ana bileşenden oluşur. OGR sisteminin birincil amacı, sensörü kullanarak terminal voltajını sürekli ölçerek ve voltajı buna göre değiştirerek generatörün çıkış voltajının kararlılığını korumaktır. Doğrultulan ve düzeltilen terminal voltajı, doğru akım referans voltajıyla karşılaştırılır. Daha sonra, hata sinyali olarak adlandırılan bu iki giriş arasındaki fark yükseltilir. Sonuç olarak, generatör alan sargısı, uyarma sisteminde kullanılan sonuç tarafından kontrol edilir [33], [38], [81]-[83].



Şekil 3.2. OGR sisteminin transfer fonksiyonu.

OGR'nin performansını analiz etmek için sistemin matematiksel bir modelinin olması gerekir. Şekil 3.2, OGR sisteminin dört ana bileşeninin ve bir denetleyici ünitesinin birinci dereceden transfer fonksiyonunu içerir. Her bileşen bir kazanç ve zaman sabitlerinden (K ve T) oluşur [23], [38], [84].

3.1.1. Uyarım Sistemi

Uyarım sistemi bileşeni, uyarıcının zaman sabiti (T_E) ve uyarıcı kazancı (K_E) ile temsil edilir. T_E için standart değerler 0,4 ile 1,0 saniye arasındadır ve K_E için standart değerler 1 ile 10 arasındadır. Uyarıcı transfer fonksiyonu $G_E(s)$ şu şekilde formüle edilebilir:

$$G_E(s) = \frac{K_E}{1 + sT_E}. \quad (3.1)$$

3.1.2. Yükseltici

Yükseltici bileşeni, yükselticinin zaman sabiti (T_A) ve yükseltici kazancı (K_A) ile tanımlanabilir. T_A için standart değerler 0,02 ile 0,1 saniyedir ve K_A için standart değerler 10 ile 40 arasındadır. Yükseltici transfer fonksiyonu $G_A(s)$ şu şekilde değerlendirilebilir:

$$G_A(s) = \frac{K_A}{1 + sT_A}. \quad (3.2)$$

3.1.3. Generatör

Generatör bileşeni generatörün zaman sabiti (T_G) ve generatör kazancı (K_G) ile temsil edilir. T_G için standart değerler 1,0 ile 2,0 saniye arasındadır ve K_G için standart değerler yüke bağlı olarak 0,7 (yüksüz durum) ile 1,0 (nominal yük durumu) arasındadır. Generatör transfer fonksiyonu $G_G(s)$ şu şekilde ifade edilebilir:

$$G_G(s) = \frac{K_G}{1 + sT_G}. \quad (3.3)$$

3.1.4. Sensör

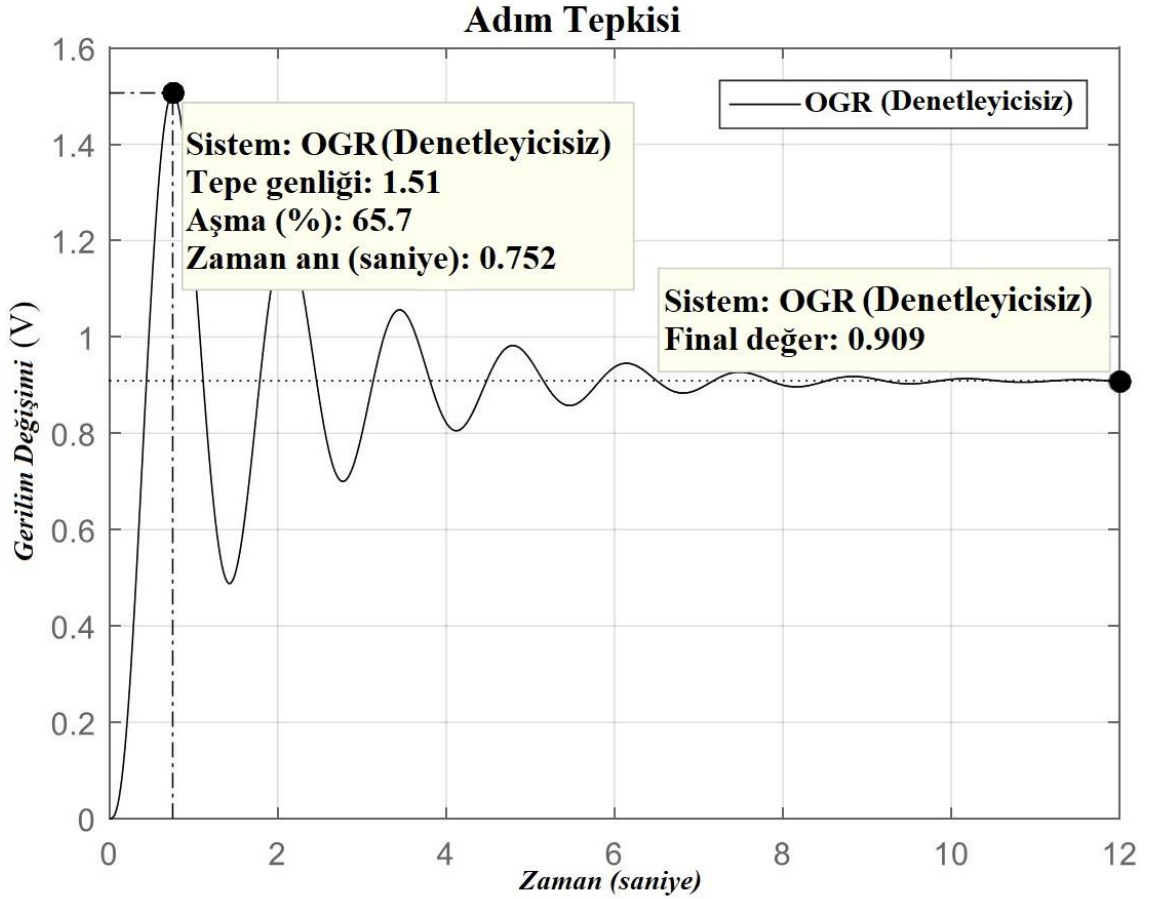
Sensör bileşeni, sensörün zaman sabiti (T_S) ve sensör kazancı (K_S) ile tanımlanabilir. T_S için standart değerler 0,001 ile 0,06 saniye arasındadır ve K_S için standart değerler 1,0 ile 2,0 arasındadır. Sensör transfer fonksiyonu $G_S(s)$ şu şekilde formüle edilebilir:

$$G_S(s) = \frac{K_S}{1 + sT_S}. \quad (3.4)$$

Denetleyicisi olmayan OGR sistemine ait transfer fonksiyonu [20] ve [85]'e göre aşağıdaki şekilde türetilir.

$$G_{OGR}(s) = \frac{\Delta V_t(s)}{\Delta V_{ref}(s)} = \frac{K_A K_E K_G T_S s + K_A K_E K_G}{(1 + T_A s) + (1 + T_E s) + (1 + T_G s) + (1 + T_S s) + K_A K_E K_G T_S} \quad (3.5)$$

OGR sisteminin transfer fonksiyonunun blok diyagramı Şekil 3.2'de sunulmuştur. Denklem (3.5)'te sunulan transfer fonksiyonuna göre, OGR sistemine ait adım tepki eğrileri Şekil 3.3'te görüldüğü gibi tasarlanmıştır. Sonuç olarak, OGR sistemi geçici analiz açısından sabit durum hatası ve yüksek salınım göstermektedir. Şekil 3.3'ten görülebileceği gibi, temel OGR sistemi çıkış gerilimini nominal değerde tutamamaktadır. Bu nedenle, bu dezavantajı aşmak için uygun bir denetleyici OGR sistemine yerleştirilmeli ve yeni bir transfer fonksiyonu türetilmelidir. Sonuç olarak, bu denetleyici kullanılarak geçici ve sabit durum tepkileri iyileştirilebilir [38].



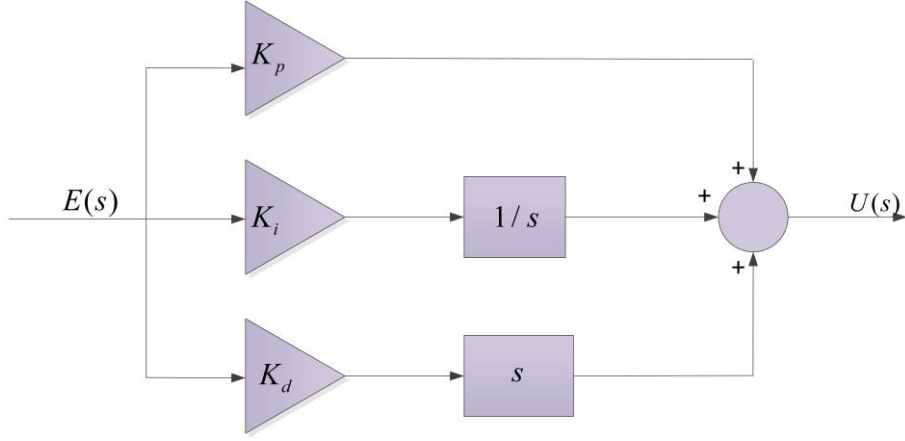
Şekil 3.3. Denetleyicisiz OGR sisteminin adım tepkisi [38].

3.2. DENETLEYİCİLER

Bu çalışmada, temel OGR sisteminin dezavantajını aşmak için dört farklı mevcut denetleyici modeli, PID, PIDF, FOPID ve PIDD² dikkate alınmıştır. Bu çalışmanın amacı, çeşitli denetleyicilerin parametrelerini yeni bir optimizasyon tekniğiyle optimize etmek ve bu dört denetleyici arasında performanslarına göre en iyi denetleyiciyi keşfetmektir [35], [38], [86].

- PID denetleyicisinin blok diyagramı Şekil 3.4'te sunulmuştur. PID denetleyicisinde K_p , K_i , ve K_d parametrelerinin optimize edilmesi gerekmektedir. Transfer fonksiyonu şu şekilde formüle edilebilir:

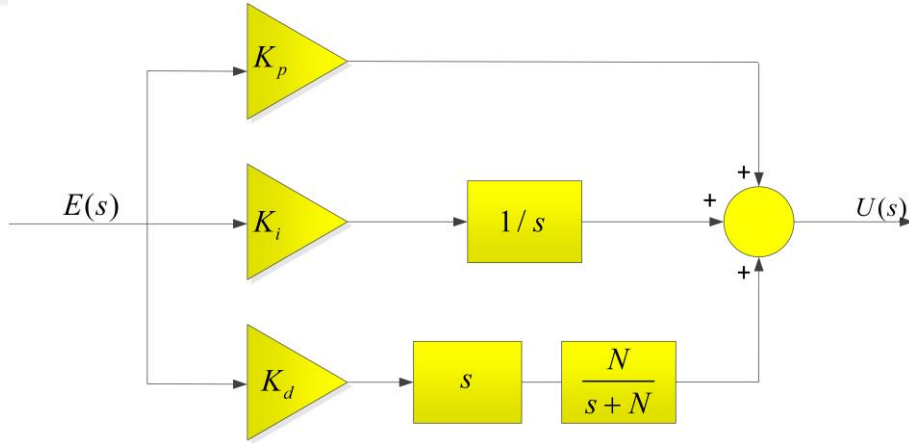
$$G_{PID}(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (3.6)$$



Şekil 3.4. PID Denetleyicisine ait blok diyagramı.

- Bu çalışmada kullanılması düşünülen ikinci denetleyici PIDF Şekil 3.5'te gösterilmiştir. Bu denetleyici, sistemdeki gürültülerin etkisini azaltmak için PID denetleyicisinin türev teriminde ekstra bir düşük geçiş filtresi katsayısına (N) sahiptir. Transfer fonksiyonu şu şekilde ifade edilebilir:

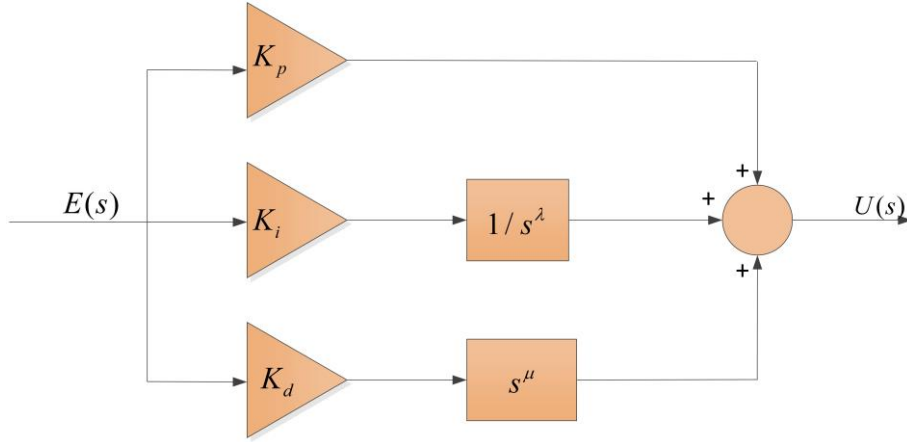
$$G_{PIDF}(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p + \frac{K_i}{s} + \frac{K_d s N}{s + N} \quad (3.7)$$



Şekil 3.5. PIDF Denetleyicisine ait blok diyagramı.

- FOPID denetleyicisi, kesirli hesaplamaların yardımıyla PID'nin geliştirilmiş bir versiyonudur. Geleneksel PID parametrelerine ek olarak kesirli dereceli diferansiyel denklemden gelen iki ek parametre vardır. Bu iki yeni parametre, λ ve μ , sisteme daha fazla esneklik ve sağlamlık sağlar. Bu nedenle, bu denetleyicinin blok diyagramı Şekil 3.6'da görülebilir ve beş parametrelili FOPID'in transfer fonksiyonu, K_p , K_i , K_d , λ ve μ , şu şekilde formüle edilebilir:

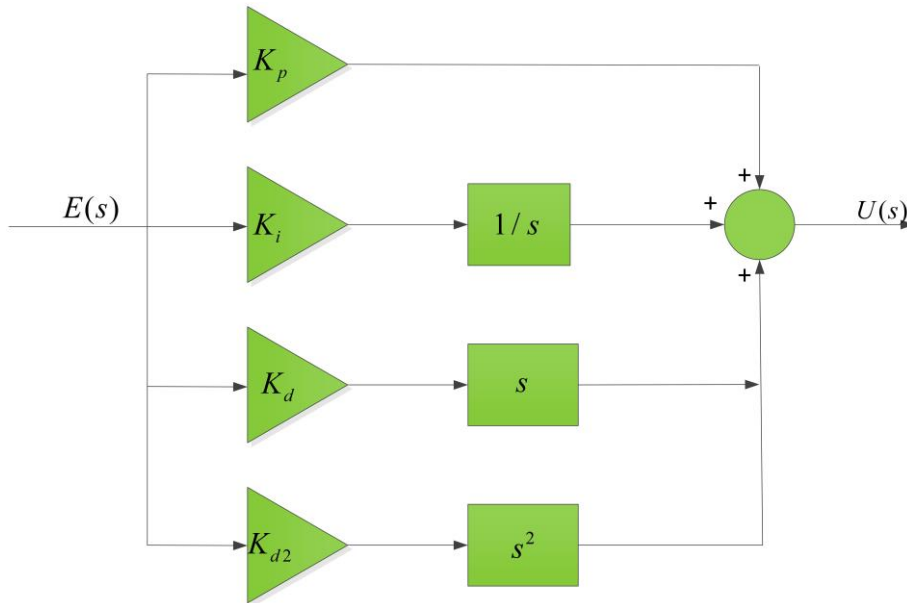
$$G_{FOPID}(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p + \frac{K_i}{s^\lambda} + K_d s^\mu \quad (3.8)$$



Şekil 3.6. FOPID Denetleyicisine ait blok diyagramı.

- PIDD² denetleyicisinin blok diyagramı Şekil 3.7'de görülebilir. PID denetleyicisinden, fazladan ikinci dereceden türev terimi eklenerek türetilmiştir. Transfer fonksiyonunun formülü şu şekilde sunulmuştur:

$$G_{PIDD^2}(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s + K_{d2} s^2 \quad (3.9)$$



Şekil 3.7. PIDD² Denetleyicisine ait blok diyagramı.

3.3. AMAÇ FONKSİYONLARI

OGR, generatörün voltaj çıkışını nominal değerine düzenleyen bileşendir. Bu görevi yapmak için PID, PIDF, FOPID ve PIDD² gibi farklı tipte denetleyiciler vardır. Bu denetleyicilerin, OGR sisteminin düzenlenmesine yardımcı olmak için mükemmel kombinasyonu bulmak üzere ayarlanabilen kendi parametreleri yer almaktadır. Optimizasyon sürecinin temel amacı, maksimum aşım (OS) değeri, oturma süresi (t_s) ile yükselme süresi (t_r) arasındaki fark ve sabit durum hatası (E_{ss}) gibi bazı istenmeyen durumların üstesinden gelmek için en iyi parametre değerlerini bulmaktır. Optimizasyon sürecinde, iki ana amaç fonksiyonu (OF) dikkate alınmıştır: Birincisinde (OF_1), OGR sisteminin optimum tasarımına sahip olmak için PID ve PIDF denetleyicilerine ait optimum parametreleri bulmayı amaçlar. OF_1 , hem geçici tepki (OS , t_s , t_r) hem de sabit durum (E_{ss}) özelliklerini içerir ve şu şekilde yazılabilir:

$$OF_1 = (1 - e^{-\beta}) \left(\frac{OS}{\alpha} + E_{ss} \right) + e^{-\beta} (t_s - t_r) \quad (3.10)$$

Burada, α değeri 90 ve β değeri 1 olarak belirlenen katsayılar kullanılmıştır [16], [38]. Bu değerler literatürde en çok tercih edilen değerlere göre belirlenmiştir [35], [38]. Bu amaç fonksiyonunun dört ana elemanı vardır. OS , maksimum aşım değerini ifade eder ve yüksek kaliteli bir adım tepkisi elde etmek için en aza indirilmelidir. Ek olarak, oturma süresi ve yükselme süresi olarak adlandırılan geçici tepkinin iki parametresi vardır ve t_s ile t_r arasındaki fark, sistem kararlılığı için en aza indirilmeli ve geçici durum marjı en aza indirilmelidir. Son olarak, sabit durum hatası, sistem tepkisi sabit duruma ulaşana kadar istenen değer ile gerçek değer arasındaki farktır ve bu fark da en aza indirilmelidir. Bu elemanların her biri kendi başına bir amaç fonksiyonu olmasına rağmen, bu çalışmada bu dört elemanın etkilerini aynı anda optimize etmek için α ve β gibi katsayıları kullanan tek bir formül sunulmuştur.

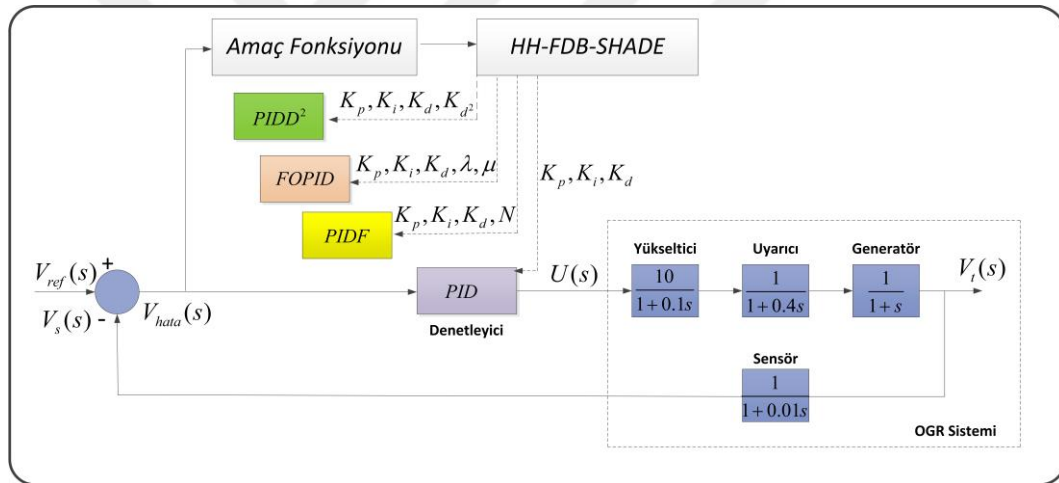
Öte yandan, OF_2 kullanılarak FOPID ve PIDD² denetleyicilerinin dahil edildiği OGR sisteminin optimal tasarımında geçici tepki karakteristiklerinin iyileştirilmesi amaçlanmaktadır. Buna göre OF_2 aşağıdaki gibi verilir:

$$OF_2 = w_1 \left(\int t |e(t)| dt \right) + w_2 OS + w_3 |E_{ss}| + w_4 t_s \quad (3.11)$$

w_1 , w_2 , w_3 ve w_4 ağırlık katsayılarıdır [35], [38]. Buna göre, $w_1=1$, $w_2=0,02$, $w_3=1$, $w_4=$

5 olarak seçilmiştir. Bu değerler literatürde en çok tercih edilen değerlere göre belirlenmiştir [35], [38]. Bu amaç fonksiyonunun da dört ana elemanı vardır. $\int t|e(t)|$ ifadesi Zaman Ağırlıklı Mutlak Hatanın İntegrali (ITAE)'yi temsil eder. Daha küçük aşımalar ve salınımlar üretme yeteneğine sahip olmak için ITAE kullanılmıştır. Bunun dışında, OS , E_{ss} ve t_s daha önce açıklandığı gibi bu amaç fonksiyonunun kalan elemanlarıdır. Daha önce olduğu gibi, bu çalışmada, bu dört elemanın etkilerini aynı anda optimize etmek için w_1 , w_2 , w_3 ve w_4 gibi katsayılar kullanılarak tek bir formül sunulmuştur, ancak bu elemanların her biri kendi başına bir amaç fonksiyonudur.

Özetle, bu çalışmada kullanılan dört farklı denetleyicinin OGR sisteminin sabit durum koşulları için parametreleri, Denklem (3.10) ve (3.11)'deki amaç fonksiyonlarına göre optimize edilmelidir. Bu işlem sistemin performansını etkili bir şekilde iyileştirebilir. Buna göre, optimal OGR tasarımı için optimizasyon işlemi Şekil 3.8'de verilmiştir.



Şekil 3.8. OGR tasarım probleminin optimizasyon süreci.

4. ALTERNATİF AKIM/ÇOK TERMİNALLİ DOĞRU AKIM ENTEĞRELİ OPTİMAL GÜÇ AKIŞI

Bu bölümde, Gerilim Kaynağı Dönüştürücü Tabanlı Çok Terminalli Doğru Akım (Voltage Source Converter-based Multiterminal Direct Current, VSC-MTDC) iletim hatlarını ve yenilenebilir enerji kaynaklarını bünyesinde barındıran bir enerji sistemi için Optimal Güç Akışı probleminin tanımlanması yapılmaktadır. Problem Alternatif Akım/Çok Terminalli Doğru Akım Entegreli Optimal Güç Akışı (Alternating Current/Multiterminal Direct Current Optimal Power Flow, AC/MTDC OPF) olarak adlandırılmıştır. Sistem içerisinde yer alan yenilenebilir enerji kaynakları rüzgar generatörü, solar PV ve mini-hidro generatör, rüzgar ve gelgit generatörü şeklindedir [43].

4.1. AC/MTDC OPF MODELLEMESİ

Matematiksel olarak AC/MTDC OPF problemi Denklem (4.1)'de ifade edilmektedir.

$$\begin{aligned} \min F(S, C) \\ g(S, C) &= 0 \\ h(S, C) &\leq 0 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Burada, $\min F$ ifadesi amaç fonksiyonunu, g ve h ifadeleri eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamalarını, S ifadesi durum değişkenlerini ve C ifadesi de kontrol değişkenlerini temsil etmektedir.

4.1.1. Durum Değişkenleri

Bir AC şebeke için durum değişkenleri vektörü Denklem (4.2)'de gösterilmiştir.

$$S_{AC} = \begin{bmatrix} P_{thg1}, Q_{thg1} \cdots Q_{thg_{NTHG}}, Q_{ws1} \cdots Q_{ws_{NWG}}, Q_{pvsh1} \cdots \\ Q_{pvsh_{NPVSH}}, Q_{wtdl1} \cdots Q_{wtdl_{NWTDL}}, V_{l1} \cdots V_{l_{NPQ}}, S_{L1} \cdots S_{L_{NLT}} \end{bmatrix} \tag{4.2}$$

Burada, P_{thg1} ifadesi birinci termal generatör aktif gücünü, Q_{thg1} ifadesi birinci termal generatör reaktif gücünü, $Q_{thg_{NTHG}}$ ifadesi termal generatör sayısının sonuncusunun

reaktif gücünü, Q_{ws1} ifadesi birinci rüzgar generatörünün planlanan reaktif gücünü, Q_{wsNWG} ifadesi rüzgar generatör sayısının sonuncusunun planlanan reaktif gücünü, Q_{pvsh1} ifadesi birinci solar PV ve mini-hidro generatör reaktif gücünü, $Q_{pvshNPVSH}$ solar PV ve mini-hidro generatör sayısının sonuncusunun reaktif gücünü, Q_{wtdl1} ifadesi birinci rüzgar ve gelgit generatör reaktif gücünü, $Q_{wtdlNWTDL}$ ifadesi rüzgar ve gelgit generatör sayısının sonuncusunun reaktif gücünü, V_{l1} ifadesi birinci yük barasının gerilimini, V_{lNPQ} ifadesi PQ yük bara sayısının sonuncusunun gerilimini, S_{L1} ifadesi birinci iletim hattı görünür gücünü ve S_{LNTL} ifadesi de iletim hattı sayısının sonuncusunun görünür gücünü temsil etmektedir. Ayrıca, DC ağı için durum değişkenleri DC baraların gerilim değerleri ve şebeke güç akışlarından oluşmaktadır [43], [87].

4.1.2. Kontrol Değişkenleri

Yenilenebilir enerji kaynakları ve VDC-MTDC iletim hatları içeren AC/MTDC OPF problemi için kontrol değişkenleri Denklem (4.3)'te gösterildiği gibi tanımlanmıştır.

$$C_{AC} = \begin{bmatrix} P_{thg2} \cdots P_{thgNTHG}, P_{ws1} \cdots P_{wsNWG}, P_{pvsh1} \cdots P_{pvshNPVSH}, \\ P_{wtdl1} \cdots P_{wtdlNWTDL}, V_{g1} \cdots V_{gNG}, t_1 \cdots t_{NT} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

$$C_{MTDC} = [P_s, Q_s, V_c, V_{dc}]$$

Burada, P_{thg2} ifadesi ikinci termal generatör aktif gücünü, $P_{thgNTHG}$ ifadesi termal generatör sayısının sonuncusunun aktif gücünü, P_{ws1} ifadesi birinci rüzgar generatörünün planlanan aktif gücünü, P_{wsNWG} ifadesi rüzgar generatör sayısının sonuncusunun planlanan aktif gücünü, P_{pvsh1} ifadesi birinci solar PV ve mini-hidro generatör aktif gücünü, $P_{pvshNPVSH}$ solar PV ve mini-hidro generatör sayısının sonuncusunun aktif gücünü, P_{wtdl1} ifadesi birinci rüzgar ve gelgit generatör aktif gücünü, $P_{wtdlNWTDL}$ ifadesi rüzgar ve gelgit generatör sayısının sonuncusunun aktif gücünü, V_{g1} ifadesi birinci generatör barasının gerilimini, V_{gNG} ifadesi generatör bara sayısının sonuncusunun gerilimini, t_1 ifadesi birinci transformatör kademe ayar oranını, t_{NT} ifadesi transformatör kademe ayar sayısının sonuncusunun ayar oranını, P_s ve Q_s ifadeleri AC şebekesine bağlı dönüştürücü aktif ve reaktif güçlerini, V_c ifadesi dönüştürücünün gerilim değerini ve V_{dc} ifadesi de DC barasının gerilim değerini temsil etmektedir [43].

4.1.3. Enerji Üretim Sistemlerinin Maliyet Modellemesi

Yakıt tüketimi yapan termal generatörlerin dolar/saat (\$/h) birimli yakıt maliyeti ile MW

birimli çıkış gücü arasındaki ilişki Denklem (4.4)'te verilmiştir. Ayrıca, Termal generatörler için valf-nokta etkisi göz önünde bulundurulacak olursa Denklem (4.4)'deki formül Denklem (4.5) verildiği gibi güncellenebilir [43], [88].

$$CF(P_{thg}) = \sum_{i=1}^{NTHG} a_i P_{thg,i}^2 + b_i P_{thg,i} + c_i \quad (4.4)$$

$$CF_{vpe}(P_{thg}) = \sum_{i=1}^{NTHG} a_i P_{thg,i}^2 + b_i P_{thg,i} + c_i + \left| d_i \times \sin \left(e_i (P_{thg,i}^{min} - P_{thg,i}) \right) \right| \quad (4.5)$$

Burada, a_i, b_i, c_i ifadeleri termal generatör maliyet katsayılarını, d_i, e_i ifadeleri valf-nokta etkili termal generatör maliyet katsayılarını, CF ve CF_{vpe} ifadeleri sırasıyla maliyet fonksiyonunu ve valf-nokta etkili maliyet fonksiyonunu temsil etmektedir. P_{thg} ve $NTHG$ ifadeleri de sırasıyla termal generatörün ürettiği gücü ve termal generatör sayısını simgeler.

Termal generatörlerde fosil yakıt tercih edilmesine bağlı olarak hesaplanan emisyon maliyeti, karbon vergisi katsayısı dikkate alınarak Denklem (4.6)'da ifade edilmektedir [43], [88].

$$CF_E = C_{tax} \times \sum_{i=1}^{NTHG} \left(\left(\alpha_i (P_{thg,i})^2 + \beta_i (P_{thg,i}) + \gamma_i \right) + \delta_i e^{(\mu_i P_{thg,i})} \right) \quad (4.6)$$

Burada, $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \delta_i, \mu_i$ ifadeleri termal generatör emisyon katsayılarını temsil etmektedir. CF_E ve C_{tax} ifadeleri sırasıyla emisyon maliyet fonksiyonunu ve emisyon karbon vergisi katsayısını belirtmektedir. Ayrıca, formülde yer alan güçler per-unit cinsinden kullanılmıştır.

Rüzgar generatörlerinin doğrudan maliyet hesaplaması Denklem (4.7)'de verilmiştir. Bunun yanı sıra, rüzgar enerjisindeki belirsiz durumlar nedeniyle beklenen rüzgar gücü ile üretilen mevcut güç arasında bir uyumsuzluk oluşmaktadır. Bu sebeple, rüzgar gücünün beklenenden fazla olduğu durumdaki rezerv maliyeti ile rüzgar gücünün beklenenden az olduğu durumdaki ceza maliyeti de göz önünde bulundurulmalıdır. Rezerv maliyet ve ceza maliyeti eşitlikleri Denklem (4.8) ve Denklem (4.9)'da sunulmuştur [43], [88], [89].

$$DC_w(P_{ws}) = wp \times P_{ws} \quad (4.7)$$

$$RC_w(P_{ws} - P_{wav}) = K_{Rw}(P_{ws} - P_{wav}) = K_{Rw} \int_0^{P_{ws}} (P_{ws} - p_w) f_w(p_w) dp_w \quad (4.8)$$

$$PC_w(P_{wav} - P_{ws}) = K_{Pw}(P_{wav} - P_{ws}) = K_{Pw} \int_{P_{ws}}^{P_{wr}} (p_w - P_{ws}) f_w(p_w) dp_w \quad (4.9)$$

Burada, P_{ws} , P_{wav} ve P_{wr} ifadeleri sırasıyla planlanan aktif, mevcut ve nominal rüzgar güçlerini temsil etmektedir. wp , K_{Rw} ve K_{Pw} değerleri sırasıyla rüzgar gücünün direkt maliyet, rezerv maliyet ve ceza maliyet katsayılarını temsil etmektedir. Ayrıca, DC_w , RC_w ve PC_w ifadeleri sırasıyla direkt maliyet, rezerv maliyet ve ceza maliyet fonksiyonlarını simgelemektedir. $f_w(p_w)$ ifadesi ise rüzgar gücünün olasılıksal dağılım fonksiyonunu belirtmektedir.

Bu test problemi için yenilenebilir enerji kaynakları arasından seçilen ve ikili seçenekler halinde tanımlanan kombine güç sistemleri kullanılmıştır. Bu sistemlerden birincisi, solar PV generatör ve mini-hidro generatörün birleşiminden oluşan sistemdir. Diğeri ise rüzgar generatörü ve gelgit generatörü ile oluşturulan sistemdir [43].

Solar PV generatörü ve mini-hidro generatörün birleşiminden elde edilen sistemin direkt maliyeti, solar PV generatörün maliyeti ile mini-hidro generatörün maliyetinin toplamı şeklinde Denklem (4.10)'da gösterildiği gibi formüle edilir. Ayrıca, iki üretim sisteminin birleşiminden üretilen güç çevresel faktörlere çok fazla bağlı olduğu için, planlanan ve mevcut güçler arasında oluşabilecek bir uyumsuzluk durumunda rezerv ve ceza maliyetleri dikkate alınmalıdır. Bu sebeple, birleşim sistemin belirsizlik maliyet modelleri olan fazla-tahmin durumu (rezerv maliyeti) ve az-tahmin durumu (ceza maliyeti) modellemeleri Denklem (4.11) ve Denklem (4.12)'de verilmiştir [43], [89], [90].

$$DC_{pvsh}(P_{pvsh}) = DC_{pvsh}(P_{pv} + P_{sh}) = (pv \times P_{pv}) + (sh \times P_{sh}) \quad (4.10)$$

$$RC_{pvsh}(P_{pvsh} - P_{pvshav}) = \frac{K_{Rpvsh} \times f_{pvsh} \times (P_{pvshav} < P_{pvsh})}{\times [P_{pvsh} - E(P_{pvshav} < P_{pvsh})]} \quad (4.11)$$

$$PC_{pvsh}(P_{pvshav} - P_{pvsh}) = \frac{K_{Ppvsh} \times f_{pvsh} \times (P_{pvshav} > P_{pvsh})}{\times [E(P_{pvshav} > P_{pvsh}) - P_{pvsh}]} \quad (4.12)$$

Burada, P_{pv} , P_{sh} , P_{pvsh} ve P_{pvshav} ifadeleri sırasıyla planlanan solar PV generatör gücünü, planlanan mini-hidro generatör gücünü, planlanan birleşik solar PV ve mini-hidro generatör gücünü ve birleşik solar PV ve mini-hidro generatör mevcut gücünü temsil etmektedir. pv , sh , K_{Rpvsh} ve K_{Ppvsh} değerleri sırasıyla solar PV generatör gücünün direkt maliyet katsayısını, mini-hidro generatör gücünün direkt maliyet katsayısını, birleşik solar PV ve mini-hidro generatör gücünün rezerv maliyet ve ceza maliyet katsayılarını temsil etmektedir. Ayrıca, DC_{pvsh} , RC_{pvsh} ve PC_{pvsh} ifadeleri sırasıyla direkt maliyet, rezerv maliyet ve ceza maliyet fonksiyonlarını simgelemektedir. $f_{pvsh}(P_{pvshav} < P_{pvsh})$ ve $f_{pvsh}(P_{pvshav} > P_{pvsh})$ ifadeleri birleşik solar PV ve mini-hidro generatör gücünün planlanan güçten P_{pvsh} daha az ve daha fazla olma olasılığını göstermektedir. $E(P_{pvshav} < P_{pvsh})$ ve $E(P_{pvshav} > P_{pvsh})$ ifadeleri ise birleşik sistem güç beklentilerinin planlanan gücün altında ya da üstünde olma durumunu belirtmektedir [43], [89].

Rüzgar gücü ve gelgit gücünün birleşiminden elde edilen sistemin direkt maliyeti, yine rüzgar gücü maliyeti ile gelgit gücü maliyetinin toplamı şeklinde Denklem (4.13)'te gösterildiği gibi formüle edilir. Ayrıca, iki üretim sisteminin birleşiminden üretilen güç çevresel faktörlere çok fazla bağlıdır ve stabil olmayan bir yapıya sahiptir. Yine rezerv ve ceza maliyetleri dikkate alınacak olursa, birleşim sistemin belirsizlik maliyet modelleri olan fazla-tahmin durumu (rezerv maliyeti) ve az-tahmin durumu (ceza maliyeti) modellemeleri Denklem (4.8), Denklem (4.9), Denklem (4.14) ve Denklem (4.15)'te verilmiştir [43], [91].

$$DC_{wtdl}(P_{wtdl}) = DC_{wtdl}(P_{ws} + P_{tdl}) = (wp \times P_{ws}) + (tdl \times P_{tdl}) \quad (4.13)$$

$$RC_{tdl}(P_{tdl} - P_{tdlav}) = \frac{K_{Rtdl} \times f_{tdl} \times (P_{tdlav} < P_{tdl})}{\times [P_{tdl} - E(P_{tdlav} < P_{tdl})]} \quad (4.14)$$

$$PC_{tdl}(P_{tdlav} - P_{tdl}) = \frac{K_{Ptdl} \times f_{tdl} \times (P_{tdlav} > P_{tdl})}{\times [E(P_{tdlav} > P_{tdl}) - P_{tdl}]} \quad (4.15)$$

Burada, P_{ws} , P_{tdl} , P_{wtdl} ve P_{tdlav} ifadeleri sırasıyla planlanan rüzgar gücünü, planlanan gelgit gücünü, planlanan birleşik rüzgar ve gelgit gücünü ve mevcut gelgit gücünü temsil etmektedir. wp , tdl , K_{Rtdl} ve K_{Ptdl} değerleri sırasıyla rüzgar gücünün direkt maliyet katsayısını, gelgit gücünün direkt maliyet katsayısını, gelgit gücünün rezerv maliyet ve ceza maliyet katsayılarını temsil etmektedir. Ayrıca, DC_{wtdl} , RC_{wtdl} ve PC_{wtdl} ifadeleri

sırasıyla direkt maliyet, rezerv maliyet ve ceza maliyet fonksiyonlarını simgelemektedir. $f_{tdl}(P_{tdlav} < P_{tdl})$ ve $f_{tdl}(P_{tdlav} > P_{tdl})$ ifadeleri gelgit gücünün planlanan güçten P_{tdl} daha az ve daha fazla olma olasılığını göstermektedir. $E(P_{tdlav} < P_{tdl})$ ve $E(P_{tdlav} > P_{tdl})$ ifadeleri ise gelgit gücü beklentilerinin planlanan gücün altında ya da üstünde olma durumunu belirtmektedir [43], [91].

4.1.4. Problemin Kısıtlamaları

AC/MTDC OPF problemi için eşitlik kısıtlamaları AC güç kısıtları ve DC güç kısıtları olmak üzere ikiye ayrılır.

AC güç kısıtlamaları için aktif ve reaktif güç denge formülleri Denklem (4.16) ve Denklem (4.17)'de gösterilmiştir [43], [92].

$$P_{g,i} - P_{l,i} - \sum_{j=1}^{NAC} V_i V_j [G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}] = 0, \quad \forall i \in NAC \quad (4.16)$$

$$Q_{g,i} - Q_{l,i} + Q_{c,i} - \sum_{j=1}^{NAC} V_i V_j [G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}] = 0, \quad \forall i \in NAC \quad (4.17)$$

Formülde, $P_{g,i}$, $P_{l,i}$, $Q_{g,i}$ ve $Q_{l,i}$ ifadeleri sırasıyla i 'inci generatör ünitesine ve yük barasına ait aktif ve reaktif güçleri, $Q_{c,i}$ ifadesi de şönt VAR kompensatörüne ait reaktif gücü temsil eder. V_i ve V_j gerilim değerleri i 'inci ve j 'inci baralardaki gerilimleri simgeler. G_{ij} , B_{ij} ve δ_{ij} ifadeleri sırasıyla i 'inci ve j 'inci baralar arasındaki kondüktans, süseptans değerleri ve açı değerini temsil etmektedir [43], [91], [92].

DC şebekesi güç kısıtlamaları için güç denge formülü Denklem (4.18)'de gösterilmiştir [43], [54], [87].

$$P_{dc,i} - V_{dc,i} \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^{NAC} G_{dc,ij} (V_{dc,i} - V_{dc,j}) = 0 \quad (4.18)$$

Burada, $P_{dc,i}$ ve $V_{dc,i}$ ifadeleri i 'inci baradaki enjekte edilen gücü ve DC şebeke gerilimini temsil eder. $G_{dc,ij}$ ifadesi ise i 'inci ve j 'inci baralar arasındaki DC hat kondüktansını gösterir.

Kullanılan AC/MTDC OPF problemi için oluşturulan eşitsizlik kısıtlamaları fiziksel

cihazlar için çalışma limitlerinin belirlenmesinin yanında sistem güvenliğini sağlamak için de belirli limitler belirlenmiştir. Bu eşitsizlik kısıtlamaları, generatör kısıtları, güvenlik kısıtları, transformatör kısıtları ve VSC tabanlı MTDC şebekesi kısıtları olmak üzere dört bölümde betimlenmiştir [43].

4.1.4.1. Generatör Kısıtları

Üretim elemanlarının aktif ve reaktif güç değerlerinin minimum ve maksimum değerler arasında sınırlanması gerekmektedir. Ayrıca, bu üretim elemanlarının gerilim değerlerinin de kabul edilebilir minimum ve maksimum değerler arasında olması gerekmektedir [43].

$$P_{thg,j}^{min} \leq P_{thg,j} \leq P_{thg,j}^{maks} \quad \forall j \in NTHG \quad (4.19)$$

$$P_{ws,j}^{min} \leq P_{ws,j} \leq P_{ws,j}^{maks} \quad \forall j \in NWG \quad (4.20)$$

$$P_{pvsh,j}^{min} \leq P_{pvsh,j} \leq P_{pvsh,j}^{maks} \quad \forall j \in NPVSH \quad (4.21)$$

$$P_{wtdl,j}^{min} \leq P_{wtdl,j} \leq P_{wtdl,j}^{maks} \quad \forall j \in NWTDL \quad (4.22)$$

$$Q_{thg,j}^{min} \leq Q_{thg,j} \leq Q_{thg,j}^{maks} \quad \forall j \in NTHG \quad (4.23)$$

$$Q_{ws,j}^{min} \leq Q_{ws,j} \leq Q_{ws,j}^{maks} \quad \forall j \in NWG \quad (4.24)$$

$$Q_{pvsh,j}^{min} \leq Q_{pvsh,j} \leq Q_{pvsh,j}^{maks} \quad \forall j \in NPVSH \quad (4.25)$$

$$Q_{wtdl,j}^{min} \leq Q_{wtdl,j} \leq Q_{wtdl,j}^{maks} \quad \forall j \in NWTDL \quad (4.26)$$

$$V_{g,j}^{min} \leq V_{g,j} \leq V_{g,j}^{maks} \quad \forall j \in NG \quad (4.27)$$

Burada, $P_{thg,j}^{min}$, $P_{ws,j}^{min}$, $P_{pvsh,j}^{min}$, $P_{wtdl,j}^{min}$, $Q_{thg,j}^{min}$, $Q_{ws,j}^{min}$, $Q_{pvsh,j}^{min}$, $Q_{wtdl,j}^{min}$ ifadeleri sırasıyla termal, rüzgar, birleşik solar PV ve mini-hidro, birleşik rüzgar ve gelgit generatörlerinin minimum aktif ve reaktif güçlerini temsil etmektedir. Aynı şekilde, $P_{thg,j}^{maks}$, $P_{ws,j}^{maks}$, $P_{pvsh,j}^{maks}$, $P_{wtdl,j}^{maks}$, $Q_{thg,j}^{maks}$, $Q_{ws,j}^{maks}$, $Q_{pvsh,j}^{maks}$, $Q_{wtdl,j}^{maks}$ ifadeleri sırasıyla termal, rüzgar, birleşik solar PV ve mini-hidro, birleşik rüzgar ve gelgit generatörlerinin maksimum aktif ve reaktif güçlerini temsil etmektedir. Ayrıca, $V_{g,j}^{min}$ ve $V_{g,j}^{maks}$ ifadeleri de sırasıyla üretim elemanlarına ait gerilim değerlerinin minimum ve maksimum değerlerini göstermektedir [43].

4.1.4.2. Güvenlik Kısıtları

Yük baraları için gerilim kısıtları Denklem (4.28)'de verilmiştir. Her bir iletim hattının maksimum kapasitesini temsil eden görünür güç (S_L) değer kısıtlaması Denklem (4.29)'da gösterilmiştir [43].

$$V_{l,j}^{min} \leq V_{l,j} \leq V_{l,j}^{maks} \quad \forall j \in NPQ \quad (4.28)$$

$$|S_{L,j}| \leq S_{L,j}^{maks} \quad \forall j \in NTL \quad (4.29)$$

4.1.4.3. Transformatör Kısıtları

Transformatörlerin kademe ayarları, Denklem (4.30)'da gösterildiği gibi minimum ve maksimum sınır aralıklarında olmalıdır [43].

$$t_j^{min} \leq t_j \leq t_j^{maks} \quad \forall j \in NT \quad (4.30)$$

4.1.4.4. VSC Tabanlı MTDC Şebekesi Kısıtları

VSC tabanlı MTDC şebekeleri için eşitsizlik kısıtlamaları aşağıdaki denklemlerle temsil edilmektedir [43], [54].

$$P_{s,j}^{min} \leq P_{s,j} \leq P_{s,j}^{maks} \quad \forall j \in NVSC \quad (4.31)$$

$$Q_{s,j}^{min} \leq Q_{s,j} \leq Q_{s,j}^{maks} \quad \forall j \in NVSC \quad (4.32)$$

$$V_{c,j}^{min} \leq V_{c,j} \leq V_{c,j}^{maks} \quad \forall j \in NVSC \quad (4.33)$$

$$V_{dc,j}^{min} \leq V_{dc,j} \leq V_{dc,j}^{maks} \quad \forall j \in NVSC \quad (4.34)$$

Burada, $P_{s,j}^{min}$, $Q_{s,j}^{min}$, $P_{s,j}^{maks}$, $Q_{s,j}^{maks}$ ifadeleri sırasıyla AC şebekesine bağlı dönüştürücünün aktif ve reaktif güçlerin minimum ve maksimum değerlerini, $V_{c,j}^{min}$ ve $V_{c,j}^{maks}$ ifadeleri AC şebekesindeki dönüştürücünün gerilim değerine ait minimum ve maksimum değerlerini, $V_{dc,j}^{min}$ ve $V_{dc,j}^{maks}$ j'inci DC baranın gerilim değerine ait minimum ve maksimum değerlerini temsil etmektedir [43].

4.2. YEK'LERİN GÜÇ MODELLEMESİ VE OLASILIKSAL DAĞILIMLARI

Bu bölümde, Yenilenebilir Enerji Kaynaklarına (YEK) ait güç modellemesi ve olasılıksal

dağılımlar açıklanmıştır. Mevcut rüzgar gücü Weibull Olasılık Yoğunluk İşlevleri (Probability Density Function, PDF) ile hesaplanırken, solar PV gücü ise Lognormal PDF ile hesaplanmaktadır. Ayrıca, gelgit ve mini-hidro güçleri de Gumbel Dağılımı yardımı ile modellenmektedir [43].

4.2.1. YEK'lerin Olasılıksal Dağılımları

Rüzgar gücü tahminini gerçekleştirmek için en sık kullanılan yöntemlerden birisi Weibull PDF yöntemidir. Weibull PDF kullanılarak modellenmesi yapılan rüzgar hızı (v_w) olasılığı Denklem (4.35)'te verilmiştir [43], [88], [89].

$$f_v(v_w) = \left(\frac{\mu}{\alpha}\right) \left(\frac{v_w}{\alpha}\right)^{(\mu-1)} e^{-\left(\frac{v_w}{\alpha}\right)^\mu} \quad 0 < v_w < \infty \quad (4.35)$$

Burada, v_w ve $f_v(v_w)$ ifadeleri sırasıyla rüzgar hızını ve rüzgar hızı olasılığını temsil etmektedir. α ve μ simgeleri sırasıyla ölçek ve biçim çarpanlarını temsil eder [43].

Lognormal PDF ile modellenmesi yapılan güneş ışıınımı (G_{pv}) dağılımının matematiksel modeli aşağıdaki denklemde verilmiştir [43], [88], [89].

$$f_G(G_{pv}) = \frac{1}{G_{pv}\varphi\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln G_{pv}-\beta)^2}{2\varphi^2}} \quad G_{pv} > 0 \quad (4.36)$$

Burada, G_{pv} ve $f_G(G_{pv})$ ifadeleri sırasıyla güneş ışıınımı ve güneş ışıınım olasılığını temsil etmektedir. β ve φ simgeleri sırasıyla ortalama ve standart sapma çarpanlarını temsil eder [43].

Denklem (4.37) mini-hidro generatör için nehir akış oranının (Q_{wsh}) olasılığını verir. Aynı şekilde, Denklem (4.38) de gelgit gücü için deşarj oranının olasılıksal modelini Gumbel dağılımı yardımıyla formüle etmektedir [43], [89], [91].

$$f_Q(Q_{wsh}) = \frac{1}{\gamma} e^{\left(\frac{Q_{wsh}-\Phi}{\gamma}\right)} e^{-e^{\left(\frac{Q_{wsh}-\Phi}{\gamma}\right)}} \quad (4.37)$$

$$f_Q(Q_{tdl}) = \frac{1}{\xi} e^{\left(\frac{Q_{tdl}-\Psi}{\xi}\right)} e^{-e^{\left(\frac{Q_{tdl}-\Psi}{\xi}\right)}} \quad (4.38)$$

Burada, Q_{wsh} ve Q_{tdl} ifadeleri nehir akış oranı ve deşarj oranını temsil etmektedir. Φ , γ , Ψ ve ξ ifadeleri sırasıyla mini-hidro ve gelgit Gumbel PDF ile ilgili konum ve ölçek

parametrelerini simgeler [43].

4.2.2. YEK'lerin Güç Modellemesi

Bu problem için oluşturulan sistemde ilk olarak kullanılan yenilenebilir enerji kaynağı çeşidi rüzgar gücü generatörleridir. IEEE 30-baralı sistem içerisindeki aktif güç üretim elemanı olarak iki farklı rüzgar türbin tarlası kullanılmıştır. Bu tarlalardan birincisi, 8 numaralı baraya bağlanmış, 15 tane birbirine benzer ve her biri 3 MW güce sahip, toplamda 45 MW güç üretme kapasiteli rüzgar türbinlerinden oluşan bir üretim tesisidir. Diğeri ise, aynı şekilde 13 numaralı baraya bağlanmış, 10 tane birbirine benzer ve her biri 3 MW güce sahip, toplamda 30 MW güç üretme kapasiteli rüzgar türbinlerinden oluşan bir üretim tesisidir. Rüzgar hızına bağlı rüzgar türbin çıkış güçleri Denklem (4.39)'da verilmiştir. Bu çalışma için devreye girme, nominal ve devreden çıkma hızları sırasıyla $v_{in} = 3 \text{ m/s}$, $v_r = 16 \text{ m/s}$ ve $v_{out} = 25 \text{ m/s}$ şeklinde kullanılmıştır [43], [88], [89].

$$p_w(v_w) = \begin{cases} 0 & v_w < v_{in} \text{ ve } v_w > v_{out} \\ p_{wr} \left(\frac{v_w - v_{in}}{v_r - v_{in}} \right) & v_{in} \leq v_w \leq v_r \\ p_{wr} & v_r < v_w < v_{out} \end{cases} \quad (4.39)$$

Denklem (4.39)'dan görülebileceği üzere rüzgar hızı için toplam 3 farklı senaryo yer almaktadır. Birinci senaryoda ($v_w < v_{in}$ ve $v_w > v_{out}$), rüzgar türbin çıkış gücü sıfır olarak belirlenmiştir. Benzer şekilde ikinci senaryoda ($v_{in} \leq v_w \leq v_r$), rüzgar türbin çıkış gücü nominal çıkış gücü değerini almıştır. Bu iki ayrık güç çıkışlı senaryo için rüzgar gücü olasılıkları aşağıdaki şekilde hesaplanabilir [43], [88], [89].

$$f_w(p_w)\{p_w = 0\} = 1 - e^{-\left(\frac{v_{in}}{\alpha}\right)^\mu} + e^{-\left(\frac{v_{out}}{\alpha}\right)^\mu} \quad (4.40)$$

$$f_w(p_w)\{p_w = p_{wr}\} = e^{-\left(\frac{v_r}{\alpha}\right)^\mu} - e^{-\left(\frac{v_{out}}{\alpha}\right)^\mu} \quad (4.41)$$

Son senaryoda, rüzgar gücü (v_w), v_{in} ve v_r değerleri arasında yer alır ve rüzgar türbin gücü sürekli bir durumdadır. Belirtilen bu senaryo için rüzgar gücü olasılığı Denklem (4.42)'de verilmiştir [43], [88], [89].

$$f_w(p_w) = \left[\frac{\mu(v_r - v_{in})}{\alpha^\mu p_{wr}} \right] \times \left(v_{in} + \frac{p_w}{p_{wr}}(v_r - v_{in}) \right)^{\mu-1} \times e^{-\left(\frac{v_{in} + \frac{p_w}{p_{wr}}(v_r - v_{in})}{\alpha}\right)^\mu} \quad (4.42)$$

İkinci yenilenebilir enerji kaynağı olarak birleşik solar PV ve mini-hidro gücüdür. Solar PV sistemi için çıkış gücü (P_{pv}) Denklem (4.43)'te verilmiştir. IEEE 30-baralı sistemin 11 numaralı barasında yer alan solar güç sistemine ait veriler, $G_{std} = 1000 \text{ W/m}^2$, $R_s = 180 \text{ W/m}^2$ ve $P_{pv,r} = 45 \text{ MW}$ olarak alınmıştır [43], [88], [89].

$$p_{pv}(G_{pv}) = \begin{cases} P_{pv,r} \times \left(\frac{G_{pv}^2}{G_{std} \times R_s} \right) & 0 < G_{pv} < R_s \text{ için} \\ P_{pv,r} \times \left(\frac{G_{pv}}{G_{std}} \right) & G_{pv} \geq R_s \text{ için} \end{cases} \quad (4.43)$$

Mini-hidro sistemi için çıkış gücü (P_{sh}), su akış oranı (Q_{wsh}) ve etkili basınç yükü (H_{wsh}) değerlerine bağlı olarak Denklem (4.44)'te verilmiştir. Mini-hidro güç sistemine ait veriler, $\eta_{sh} = 0,85$, $u_{sh} = 1000 \text{ kg/m}^3$, $g = 9,81 \text{ m/s}^2$ ve $H_{wsh} = 25 \text{ m}$ olarak alınmıştır [43], [88], [89].

$$P_{sh}(Q_{wsh}) = \eta_{sh} \times u_{sh} \times g \times Q_{wsh} \times H_{wsh} \quad (4.44)$$

Üçüncü yenilenebilir enerji kaynağı olarak birleşik rüzgar ve gelgit gücüdür. Rüzgar gücü modellemesi Denklem (4.39)'da verilmiştir. Gelgit çıkış gücü ise Denklem (4.45)'te verilen formüle göre hesaplanabilir. Gelgit güç sistemine ait veriler, $\eta_{tdl} = 0,85$, $u_{tdl} = 1025 \text{ kg/m}^3$, ve $H_{tdl} = 3,2 \text{ m}$ olarak alınmıştır [43], [91].

$$P_{tdl}(Q_{tdl}) = \eta_{tdl} \times u_{tdl} \times g \times Q_{tdl} \times H_{tdl} \quad (4.45)$$

Yenilenebilir Enerji Kaynaklarına ait PDF parametreleri genel olarak Çizelge 4.1'de yer almaktadır. Her bir güç ünitesi için toplam nominal güç değerleri [90] ve [91]'da verilmiştir.

Çizelge 4.1. YEK için PDF parametreleri.

Ögeler	Bara 8	Bara 11		Bara 13	
	Rüzgar	Solar PV	Mini-hidro	Rüzgar	Gelgit
PDF parametreleri	$\mu = 2$	$\beta = 5$	$\gamma = 1,2$	$\mu = 2$	$\varepsilon = 24,52$
	$\alpha = 10$	$\varphi = 0,6$	$\Phi = 15$	$\alpha = 9$	$\Psi = 220$
Toplam nominal güç	$P_{wr} = 45 \text{ MW}$	$P_{pv,r} = 45 \text{ MW}$	$P_{sh,r} = 5 \text{ MW}$	$P_{wr} = 30 \text{ MW}$	$P_{tdl,r} = 10 \text{ MW}$

4.3. AMAÇ FONKSİYONLARI

Modern elektrik şebekeleri için ekonomik, teknik ve çevresel gereksinimleri karşılamak için verimli bir OPF modeli geliştirilmesi gerekmektedir. Bu kapsamda, bu çalışma içerisinde yakıt maliyeti, valf-nokta etkili yakıt maliyeti, termal generatörlerin emisyon maliyeti, gerçek güç kaybı ve gerilim saptması amaç fonksiyonları ele alınmıştır [43].

4.3.1. Durum 1: Yakıt Maliyeti

Değiştirilmiş IEEE 30-baralı güç şebekesinin yük talebi, termal generatörlerden ve yenilenebilir enerji kaynaklarından üretilen güçle karşılanmaktadır. Bu sebeple, yakıt maliyeti amaç fonksiyonunun matematiksel modeli Denklem (4.46)'da verilmiştir [43].

$$F_{obj1} = CF(P_{thg}) + CF_w(P_w) + CF_{pvsh}(P_{pvsh}) + CF_{wtdl}(P_{wtdl}) \quad (4.46)$$

$$CF_w(P_w) = \sum_{j=1}^{NWG} \left\{ \begin{array}{l} DC_{w,j}(P_{ws,j}) \\ + RC_{w,j}(P_{ws,j} - P_{wav,j}) \\ + PC_{w,j}(P_{wav,j} - P_{ws,j}) \end{array} \right\} \quad (4.47)$$

$$CF_{pvsh}(P_{pvsh}) = \sum_{j=1}^{NPVSH} \left\{ \begin{array}{l} DC_{pvsh,j}(P_{pvsh,j}) \\ + RC_{pvsh,j}(P_{pvsh,j} - P_{pvshav,j}) \\ + PC_{pvsh,j}(P_{pvshav,j} - P_{pvsh,j}) \end{array} \right\} \quad (4.48)$$

$$CF_{wtdl}(P_{wtdl}) = \sum_{j=1}^{NPVSH} \left\{ \begin{array}{l} DC_{wtdl,j}(P_{wtdl,j}) \\ + RC_{w,j}(P_{ws,j} - P_{wav,j}) \\ + PC_{w,j}(P_{wav,j} - P_{ws,j}) \\ + RC_{tdl,j}(P_{tdl,j} - P_{tdlav,j}) \\ + PC_{tdl,j}(P_{tdlav,j} - P_{tdl,j}) \end{array} \right\} \quad (4.49)$$

Denklem (4.46)'dan görülebileceği üzere, F_{obj1} amaç fonksiyonu dört bileşenden oluşmaktadır. Termal generatörlerin yakıt maliyeti (\$/h) ilk bileşendir. Diğer bileşenler, yenilenebilir enerji kaynaklarına ait doğrudan, rezerv ve ceza maliyetlerini (\$/h) içerir.

4.3.2. Durum 2: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti

Denklem (4.46)'da yer alan amaç fonksiyonu, termal generatörlerin valf-nokta etkisi göz önünde bulundurularak tekrar formüle edilmiştir. Valf-nokta etkili amaç fonksiyonu (F_{obj2}) Denklem (4.50)'de verilmiştir [43].

$$F_{obj2} = CF_{vpe}(P_{thg}) + CF_w(P_w) + CF_{pvsh}(P_{pvsh}) + CF_{wtdl}(P_{wtdl}) \quad (4.50)$$

4.3.3. Durum 3: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti ve Emisyon Maliyeti

Denklem (4.50)'da yer alan amaç fonksiyonu, valf-nokta etkili maliyet ve emisyon maliyeti göz önünde bulundurularak tekrar formüle edilmiş ve amaç fonksiyonu (F_{obj3}) Denklem (4.51)'de verilmiştir [43].

$$F_{obj3} = CF_{vpe}(P_{thg}) + CF_E + CF_w(P_w) + CF_{pvsh}(P_{pvsh}) + CF_{wtdl}(P_{wtdl}) \quad (4.51)$$

4.3.4. Durum 4: Gerilim Sapması

Güç sistemleri için yük baralarında oluşan gerilim sapmalarını en aza indirmek önemli bir problemdir. Gerilim sapmasına ait amaç fonksiyonu (F_{obj4}) Denklem (4.52)'de ifade edilmiştir [43], [55].

$$F_{obj4} = \sum_{i=1}^{NPQ} (V_{li} - 1)^2 + \sum_{j=1}^{NDC} (V_{dc,j} - 1)^2 \quad (4.52)$$

4.3.5. Durum 5: Aktif Güç Kaybı

Güç sistemleri için bir diğer önemli etken güç kaybının en aza indirilmesidir. Hibrit elektrik şebekelerindeki iletim hattı güç kaybına ait amaç fonksiyonu (F_{obj5}) Denklem (4.53)'de ifade edilmiştir. Ayrıca, Denklem (4.54), Denklem (4.55) ve Denklem (4.56)'da güç kayıp amaç fonksiyonunun bileşenleri olan VSC güç kaybı, AC güç kaybı ve DC güç kaybı formülleri yer almaktadır [43], [54], [87].

$$F_{obj5} = P_{VSC,loss} + P_{DC,loss} + P_{AC,loss} \quad (4.53)$$

$$P_{VSC,loss} = \sum_{i=1}^{NVSC} \psi_{1,i} I_{c,i}^2 + \psi_{2,i} I_{c,i} + \psi_{3,i} \quad (4.54)$$

$$P_{DC,loss} = \sum_{i,j \in NDC} R_{ij} I_{ij}^2 \quad (4.55)$$

$$P_{AC,loss} = \sum_{i,j \in NAC} G_{ij} [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \delta_{ij}] \quad (4.56)$$

Burada, ψ_1 , ψ_2 ve ψ_3 ifadeleri gerilim kaynağı dönüştürücüsüne ait kayıp katsayılarını, I_c ifadesi enjekte edilen gerilim kaynaklı dönüştürücü akımını temsil etmektedir.



5. BENZETİM ÇALIŞMALARI

Bu bölümde, HH-FDB-SHADE yönteminin etkin arama yeteneğini göstermek için kapsamlı bir deneysel çalışma yürütülmüştür. Deneysel çalışma üç ana test durumundan oluşmaktadır. İlk durumda, önerilen HH-FDB-SHADE yöntemi CEC-17 [61] ve CEC-20 [62] kıyaslama fonksiyonları ile test edilmiştir. İkinci durumda, önerilen algoritma optimal Otomatik Gerilim Regülatörü (OGR) tasarım problemi olarak adlandırılan gerçek yaşam güç sistemi optimizasyon problemine uygulanmıştır ve son durumda ise önerilen algoritma AC/MTDC OPF problemi için beş farklı amaç fonksiyonu üzerinde optimizasyon işlemi gerçekleştirmiştir.

5.1. HH-FDB-SHADE'NİN CEC-17 VE CEC-20 FONKSİYONLARINDA TEST EDİLMESİ

Bu bölümde, önerilen HH-FDB-SHADE yöntemi, düşük/orta/yüksek boyutlu arama alanları dikkate alınarak farklı kısıtlanmamış karşılaştırma problemleri (tek modlu, çok modlu, hibrit ve kompozit) için CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarına uygulanmış ve Bölüm 2.3.2'deki Çizelge 2.2'de verilen düşük seviye sezgisel (LLH) algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Buna göre, deneysel çalışmalar için dikkate alınan test kriterleri aşağıdaki gibidir:

- CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonları için kullanılan tüm test fonksiyonları (tek modlu, çok modlu, hibrit ve kompozit) minimizasyon problemleridir. Kıyaslama problemleri $D=30$, $D=50$ ve $D=100$ boyutları için çözülmüştür.
- Durdurma kriteri için maksimum objektif fonksiyon değerlendirme sayısı $\max FEs = 1000 \cdot D$ olarak belirlenmiş ve popülasyon boyutu 30 olarak ayarlanmıştır.
- CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonları için 51 bağımsız çalışma yürütülmüştür.
- Deneysel çalışmalar sonucunda elde edilen verileri daha detaylı değerlendirmek için Friedman testleri ve Wilcoxon Signed-Rank testleri yürütülmüştür. Wilcoxon Signed-Rank testi %5 anlamlılık düzeyi dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir.

Önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasını belirlemek için algoritmanın iki farklı varyasyonu değerlendirilmiştir. Bu varyasyonlar, alt iterasyon ve alt seçim sayıları gibi HH-FDB-SHADE'nin farklı ayar değerlerinden oluşmaktadır. Alt iterasyon sayısı, algoritmanın alt bölümdeki her LLH'nin döngüsünü çalıştırdığı maksimum iterasyon sayısıdır. Ayrıca, algoritmanın belirli bir süre için LLH'yi seçmesi gerekir. Bu belirli süre alt seçim sayısı ile belirlenir. Buna göre, HH-FDB-SHADE varyasyonları Çizelge 5.1'de görülebilir.

Çizelge 5.1. HH-FDB-SHADE için varyasyonlar.

Varyasyonlar	Alt-seçim	Alt-iterasyon
HH-FDB-SHADE1	Boyut kadar	Boyut kadar
HH-FDB-SHADE2	10	10

Çizelge 5.2, CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarındaki türleri, arama aralıklarını ve problem boyutlarını sunar. Bu fonksiyon türlerinin tek modlu ve çok modlu fonksiyonları, algoritmanın sırasıyla sömürü ve keşif yeteneklerini belirlemeyi hedeflerken, hibrit fonksiyonu için elde edilen sonuçlar keşif ve sömürü arasında denge kurma açısından bir fikir sağlar. Öte yandan kompozit fonksiyonlar, çok sayıda yerel minimuma sahip oldukları için gerçek dünya mühendislik sorunlarına benzerdir [38], [68].

Çizelge 5.2. Kıyaslama fonksiyon bilgileri.

Fonksiyon	Fonksiyon Sayısı	Fonksiyon Türü	Arama Aralığı	Problem Boyutu
CEC-17 [61]	29	Tek Modlu Çok Modlu Hibrit Kompozit	[-100,100]	30
CEC-20 [62]	10			50 100

CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonları, önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının iki varyantı ve HH-FDB-SHADE için LLH havuz algoritmaları olan on farklı düşük-seviye sezgisel algoritma ile çözülmüştür. Kıyaslama fonksiyonları her algoritma ile 51 bağımsız çalışma ile çözülmüş ve sonuçlar Çizelge 5.3, Çizelge 5.4 ve Çizelge 5.5'te görülebileceği gibi Wilcoxon ve Friedman istatistiksel analiz yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Çizelge 5.3'te, önerilen algoritmanın ilk varyantı olan HH-FDB-SHADE1 ve on farklı LLH algoritması Wilcoxon istatistiksel yöntemi ile analiz

edilmiştir. Çizelgedeki hücreler, ilk varyant algoritması için her bir LLH algoritmasına göre en iyi, eşit ve en kötü sonuçları temsil eder. Örneğin, yirmi dokuz kıyaslama fonksiyonunun sonuçları incelendiğinde, HH-FDB-SHADE1'in SHADE1'e karşı sonucu, CEC-17 ve D=30 koşulları için Çizelge 5.3'te 21/2/6 olarak verilmiştir. Bu sonuç, HH-FDB-SHADE1'in SHADE1'e karşı yirmi bir kez kazandığını, altı kez kaybettiğini ve iki kez eşit olduğunu göstermektedir.

Çizelge 5.3. HH-FDB-SHADE1 ve on farklı LLH havuz algoritması için Wilcoxon test sonuçları.

HH-FDB-SHADE1 vs. +/-/-	Boyut=30		Boyut =50		Boyut =100	
	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20
SHADE1	21/2/6	7/1/2	20/5/4	6/2/2	20/7/2	6/4/0
SHADE2	19/4/6	7/2/1	19/6/4	6/3/1	19/8/2	3/6/1
SHADE3	14/8/7	5/1/4	14/8/7	5/2/3	15/6/8	4/3/3
SHADE4	22/2/5	6/2/2	23/2/4	6/3/1	21/6/2	6/4/0
SHADE5	18/6/5	8/1/1	20/5/4	7/2/1	22/5/2	6/4/0
SHADE6	22/1/6	7/1/2	20/5/4	6/2/2	21/6/2	6/4/0
SHADE7	17/6/6	7/2/1	19/6/4	5/4/1	20/7/2	3/7/0
SHADE8	17/4/8	5/2/3	13/9/7	5/2/3	15/7/7	4/3/3
SHADE9	23/1/5	7/1/2	21/4/4	6/3/1	21/5/3	6/4/0
SHADE10	18/5/6	8/1/1	22/3/4	8/1/1	21/6/2	6/4/0

Çizelge 5.4. HH-FDB-SHADE2 ve on farklı LLH havuz algoritması için Wilcoxon test sonuçları.

HH-FDB-SHADE2 vs. +/-/-	Boyut =30		Boyut =50		Boyut =100	
	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20
SHADE1	19/4/6	6/1/3	18/6/5	5/2/3	19/5/5	6/3/1
SHADE2	11/10/8	4/4/2	12/11/6	5/2/3	17/7/5	4/4/2
SHADE3	8/8/13	3/3/4	11/7/11	3/4/3	12/8/9	4/4/2
SHADE4	18/4/7	6/1/3	19/5/5	6/1/3	19/6/4	7/2/1
SHADE5	11/10/8	4/5/1	13/12/4	3/4/3	17/10/2	6/3/1
SHADE6	19/3/7	6/1/3	18/6/5	6/1/3	19/4/6	6/3/1
SHADE7	10/11/8	4/4/2	13/11/5	5/1/4	16/9/4	4/4/2
SHADE8	9/8/12	3/2/5	10/7/12	3/4/3	14/7/8	4/4/2
SHADE9	19/4/6	6/2/2	19/6/4	6/2/2	20/5/4	6/3/1
SHADE10	11/10/8	5/4/1	13/12/4	4/3/3	16/11/2	6/4/0

Çizelge 5.5. HH-FDB-SHADE1 ve HH-FDB-SHADE2 algoritmaları için Wilcoxon test sonuçları.

HH-FDB-SHADE1 vs. +/-/-	Boyut =30		Boyut =50		Boyut =100	
	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20
HH-FDB-SHADE2	19/10/0	5/5/0	16/13/0	7/3/0	13/15/1	5/4/1

Wilcoxon istatistiksel analiz yöntemi, karşılaştırılan iki algoritmadan hangisinin daha iyi olduğunu belirlemek için sıklıkla kullanılan etkili bir yöntemdir. Deneysel çalışmada, hem CEC-17 hem de CEC-20 kıyaslama fonksiyonları için 30, 50 ve 100 boyutları tercih edilmiştir. HH-FDB-SHADE1 varyantı, D=30 ve CEC-17 ve CEC-20 için tüm on LLH algoritması için üstündür. HH-FDB-SHADE1 algoritması, SHADE9'a karşı en önemli avantajı CEC-17 için 23/1/5 puanla elde ederken, en yakın rakibi SHADE3'e karşı 14/8/7 puanla 14 kez kazanmıştır. Öte yandan, D=30 için CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının sonuçları göz önüne alındığında, önerilen varyant 8/1/1 skoruyla SHADE5 ve SHADE10'a karşı en iyi kazanma puanlarını sağlamıştır. Dahası, en yakın rakip 5/1/4 skoruyla SHADE3 olmasına rağmen, önerilen varyant 5 kez kazanarak SHADE3'e karşı üstünlük göstermiştir. Benzer şekilde, HH-FDB-SHADE1 varyantı CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarında D=50 için tüm on LLH algoritmasına kıyasla daha üstündür. Son olarak, HH-FDB-SHADE1 varyantı her bir CEC-17 ve CEC-20 için D=100 olarak yüksek boyutlu test fonksiyonları için tüm on LLH algoritmasına karşı üstündür. Daha detaylı bir inceleme yapmak için, CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyon tipleri olan tek modlu, çok modlu, hibrit ve kompozit için HH-FDB-SHADE1'in Wilcoxon istatistiksel analizleri Çizelge 5.6 ve Çizelge 5.7'de verilmiştir. Tek modlu ve çok modlu fonksiyon tipleri, sırasıyla herhangi bir algoritmanın sömürü ve keşif yeteneklerini gösterir. Öte yandan, hibrit ve kompozit tipi fonksiyonlar keşif ve sömürü yetenekleri arasındaki dengeyi sunar [90]. Bu çizelgelerden, HH-FDB-SHADE1'in performansının, tek modlu tipten daha karmaşık olan çok modlu, hibrit ve kompozit fonksiyon tiplerinde çok daha iyi olduğu görülebilir. Böylece, Wilcoxon sonuçlarına göre HH-FDB-SHADE1 ile hibrit ve kompozit fonksiyon tipleri için keşif ve sömürü arasındaki daha güçlü denge elde edilmiştir. Çizelge 5.4'te, önerilen algoritmanın ikinci çeşidi olan HH-FDB-SHADE2 ve on farklı LLH algoritması Wilcoxon istatistiksel yöntemi ile analiz edilmiştir. CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının çözümünde 30, 50 ve 100 boyutlu çözümler için elde edilen sonuçlar incelendiğinde, HH-FDB-SHADE2 yönteminin SHADE3 ve SHADE8 hariç diğer 8 farklı yönteme göre anlamlı derecede üstün olduğu görülmektedir. HH-FDB-SHADE2 varyantı, 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonlarını çözmede en yakın rakipleri olan SHADE3 (CEC-17 8/8/13 ve CEC-20 3/3/4) ve SHADE8'i (CEC-17 9/8/12 ve CEC-20 3/2/5) puan bakımından geçememiş olsa da bu varyant 50 boyutlu kıyaslama fonksiyonlarında SHADE3 (CEC-17 11/7/11 ve CEC-20 3/4/3) ve SHADE8'e (CEC-17 10/7/12 ve CEC-20 3/4/3) karşı kazanma veya kaybetme puanları bakımından oldukça yakındır. 100 boyutlu kıyaslama fonksiyonlarını

çözmede, HH-FDB-SHADE2'nin SHADE3 (CEC-17 12/8/9 ve CEC-20 4/4/2) ve SHADE8 (CEC-17 14/7/8 ve CEC-20 4/4/2) dahil olmak üzere diğer on LLH algoritmasından üstün olduğu açıkça görülmektedir. Buna göre, problem boyutu arttıkça, HH-FDB-SHADE2'nin on farklı LLH algoritmasına göre üstünlüğünün önemli ölçüde arttığı söylenebilir. HH-FDB-SHADE2'nin tek modlu, çok modlu, hibrit ve kompozit gibi CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyon tipleri için Wilcoxon istatistiksel analizleri Çizelge 5.8 ve Çizelge 5.9'da verilmiştir. Bu çizelgelerden, HH-FDB-SHADE2'nin hibrit ve kompozit fonksiyon tiplerinde tek modlu ve çok modlu tiplere göre daha iyi performans gösterdiği görülebilir. Böylece, Wilcoxon sonuçlarına göre hibrit ve kompozit fonksiyon tipleri için keşif ve sömürü arasındaki denge HH-FDB-SHADE2 ile biraz daha güçlüdür. Ancak, HH-FDB-SHADE1, HH-FDB-SHADE2'den daha ümit verici sonuçlar vermektedir. Çizelge 5.3 ve Çizelge 5.4'ten elde edilen sonuçlar, önerilen HH-FDB-SHADE1 ve HH-FDB-SHADE2'nin 10 farklı LLH algoritmasına göre üstünlüğünü göstermektedir. Ancak, her iki varyanttan daha etkili olanı belirlemek de daha etkili bir değerlendirme için önemlidir. Buna göre, HH-FDB-SHADE1 ve HH-FDB-SHADE2 varyantlarının bir karşılaştırması Çizelge 5.5'te sunulmuştur. Çizelge 5.5'e göre, HH-FDB-SHADE1, CEC-17 için 19/10/0 ve CEC-20 için 5/5/0 puanlarıyla, HH-FDB-SHADE2'ye kıyasla 30 boyut için daha verimli çözüm performansı sağlamaktadır.

Wilcoxon testine ek olarak Friedman testi sıralaması algoritmanın etkinliğini göstermek için kullanılan bir istatistiksel analiz yöntemidir. Friedman istatistiksel analizi sayesinde bir problemi çözmede kullanılan tüm fonksiyonlar için tercih edilen algoritmaların genel bir sıralaması yapılır. Çizelge 5.10'da görülebileceği gibi üç farklı boyut değeri için farklı algoritmalar kullanılarak elde edilen CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının çözümleri Friedman Testi Yöntemi ile sıralanmıştır. Ayrıca genel bir görüş elde etmek için bu sıralamaların ortalama değerleri alınarak algoritmaların genel bir sıralaması elde edilmiştir.

Çizelge 5.6. HH-FDB-SHADE1 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-17 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.

CEC-17															
HH-FDB-SHADE1 vs. +/-/-	Boyut=30					Boyut =50					Boyut =100				
	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam
SHADE1	0/1/1	5/0/2	9/1/0	7/0/3	21/2/6	0/2/0	5/1/1	10/0/0	5/2/3	20/5/4	0/2/0	5/2/0	9/1/0	5/3/2	20/7/2
SHADE2	2/0/0	4/2/1	7/1/2	6/1/3	19/4/6	1/1/0	5/1/1	8/2/0	5/2/3	19/6/4	1/1/0	4/3/0	8/2/0	5/3/2	19/8/2
SHADE3	0/0/2	4/1/2	5/5/0	5/2/3	14/8/7	0/1/1	5/0/2	5/4/1	4/3/3	14/8/7	1/1/0	4/1/2	7/2/1	4/2/4	15/6/8
SHADE4	0/1/1	5/1/1	10/0/0	7/0/3	22/2/5	1/1/0	6/0/1	10/0/0	6/1/3	23/2/4	2/0/0	5/2/0	9/1/0	6/2/2	21/6/2
SHADE5	2/0/0	4/2/1	6/3/1	6/1/3	18/6/5	1/1/0	6/0/1	7/3/0	6/1/3	20/5/4	0/1/1	5/2/0	9/1/0	6/2/2	22/5/2
SHADE6	0/1/1	5/0/2	10/0/0	7/0/3	22/1/6	1/1/0	5/1/1	9/1/0	5/2/3	20/5/4	1/1/0	5/2/0	10/0/0	5/3/2	21/6/2
SHADE7	2/0/0	3/3/1	6/2/2	6/1/3	17/6/6	1/1/0	5/1/1	8/2/0	5/2/3	19/6/4	2/0/0	4/3/0	8/2/0	6/2/2	20/7/2
SHADE8	0/0/2	5/0/2	6/4/0	6/0/4	17/4/8	0/1/1	5/0/2	4/5/1	4/3/3	13/9/7	1/1/0	4/0/3	7/2/1	4/4/2	15/7/7
SHADE9	1/0/1	5/1/1	10/0/0	7/0/3	23/1/5	0/2/0	6/0/1	10/0/0	5/2/3	21/4/4	2/0/0	5/2/0	9/1/0	6/1/3	21/5/3
SHADE10	2/0/0	5/1/1	6/2/2	5/2/3	18/5/6	1/1/0	6/0/1	9/1/0	6/1/3	22/3/4	0/1/1	5/2/0	8/2/0	6/2/2	21/6/2

Çizelge 5.7. HH-FDB-SHADE1 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-20 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.

CEC-20															
HH-FDB-SHADE1 vs. +/-/-	Boyut=30					Boyut =50					Boyut =100				
	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam
SHADE1	0/0/1	2/1/0	3/0/0	2/0/1	7/1/2	0/1/0	2/0/1	3/0/0	1/1/1	6/2/2	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/2/0	6/4/0
SHADE2	1/0/0	2/1/0	2/1/0	2/0/1	7/2/1	0/1/0	2/1/0	3/0/0	1/1/1	6/3/1	0/1/0	0/2/1	2/1/0	1/2/0	3/6/1
SHADE3	0/0/1	2/0/1	1/1/1	2/0/1	5/1/4	0/1/0	2/0/1	2/1/0	1/0/2	5/2/3	0/1/0	1/0/2	2/1/0	1/1/1	4/3/3
SHADE4	0/0/1	2/1/0	2/1/0	2/0/1	6/2/2	0/1/0	2/1/0	3/0/0	1/1/1	6/3/1	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/2/0	6/4/0
SHADE5	1/0/0	3/0/0	2/1/0	2/0/1	8/1/1	0/1/0	3/0/0	2/1/0	2/0/1	7/2/1	1/0/0	1/2/0	2/1/0	2/1/0	6/4/0
SHADE6	0/0/1	2/1/0	3/0/0	2/0/1	7/1/2	0/1/0	2/0/1	3/0/0	1/1/1	6/2/2	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/2/0	6/4/0
SHADE7	1/0/0	2/1/0	2/1/0	2/0/1	7/2/1	0/1/0	1/2/0	3/0/0	1/1/1	5/4/1	0/1/0	0/3/0	2/1/0	1/2/0	3/7/0
SHADE8	0/0/1	2/0/1	1/2/0	2/0/1	5/2/3	0/1/0	2/0/1	2/1/0	1/0/2	5/2/3	0/1/0	1/0/2	2/1/0	1/1/1	4/3/3
SHADE9	0/0/1	2/1/0	3/0/0	2/0/1	7/1/2	0/1/0	2/1/0	3/0/0	1/1/1	6/3/1	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/2/0	6/4/0
SHADE10	1/0/0	3/0/0	2/1/0	2/0/1	8/1/1	0/1/0	3/0/0	3/0/0	2/0/1	8/1/1	1/0/0	1/2/0	2/1/0	2/1/0	6/4/0

Çizelge 5.8. HH-FDB-SHADE2 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-17 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.

CEC-17															
HH-FDB-SHADE2 vs. +/-/-	Boyut=30					Boyut =50					Boyut =100				
	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam
SHADE1	0/2/0	0/7/0	0/10/0	0/10/0	19/4/6	0/2/0	0/7/0	0/10/0	0/10/0	18/6/5	0/2/0	0/7/0	0/10/0	0/10/0	19/5/5
SHADE2	0/1/1	4/1/2	9/1/0	6/1/3	11/10/8	0/2/0	5/0/2	8/2/0	5/2/3	12/11/6	1/1/0	5/1/1	8/1/1	5/2/3	17/7/5
SHADE3	1/1/0	0/5/2	6/1/3	4/3/3	8/8/13	0/2/0	3/1/3	5/5/0	4/3/3	11/7/11	2/0/0	4/1/2	6/3/1	5/3/2	12/8/9
SHADE4	0/0/2	2/3/2	2/3/5	4/2/4	18/4/7	0/1/1	4/0/3	3/4/3	4/2/4	19/5/5	1/0/1	4/1/2	3/5/2	4/2/4	19/6/4
SHADE5	0/0/2	4/1/2	8/2/0	6/1/3	11/10/8	0/1/1	5/1/1	9/1/0	5/2/3	13/12/4	1/1/0	5/1/1	8/1/1	5/3/2	17/10/2
SHADE6	1/1/0	1/4/2	5/2/3	4/3/3	19/3/7	0/2/0	3/3/1	5/5/0	5/2/3	18/6/5	2/0/0	4/3/0	7/3/0	4/4/2	19/4/6
SHADE7	0/0/2	4/1/2	9/1/0	6/1/3	10/11/8	0/2/0	5/0/2	8/2/0	5/2/3	13/11/5	1/0/1	5/1/1	8/1/1	5/2/3	16/9/4
SHADE8	1/1/0	0/4/3	5/3/2	4/3/3	9/8/12	0/2/0	3/2/2	5/5/0	5/2/3	10/7/12	2/0/0	4/1/2	6/4/0	4/4/2	14/7/8
SHADE9	0/0/2	2/3/2	2/4/4	5/1/4	19/4/6	0/1/1	3/1/3	3/3/4	4/2/4	19/6/4	1/0/1	4/0/3	5/3/2	4/4/2	20/5/4
SHADE10	0/1/1	4/1/2	9/1/0	6/1/3	11/10/8	0/2/0	5/1/1	9/1/0	5/2/3	13/12/4	1/1/0	5/1/1	8/1/1	6/2/2	16/11/2

Çizelge 5.9. HH-FDB-SHADE2 için ayrıntılı Wilcoxon test sonuçları ve CEC-20 için on farklı düşük seviye sezgisel havuz algoritması.

CEC-20															
HH-FDB-SHADE2 vs. +/-/-	Boyut=30					Boyut =50					Boyut =100				
	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam	Tek modlu	Çok modlu	Hibrit	Kompozit	Toplam
SHADE1	0/0/1	2/0/1	2/1/0	2/0/1	6/1/3	0/1/0	2/0/1	2/1/0	1/0/2	5/2/3	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/1/1	6/3/1
SHADE2	1/0/0	0/2/1	1/2/0	2/0/1	4/4/2	0/1/0	1/0/2	3/0/0	1/1/1	5/2/3	0/1/0	1/1/1	2/1/0	1/1/1	4/4/2
SHADE3	0/0/1	1/1/1	0/2/1	2/0/1	3/3/4	0/1/0	1/1/1	1/2/0	1/0/2	3/4/3	0/1/0	1/1/1	2/1/0	1/1/1	4/4/2
SHADE4	0/0/1	2/0/1	2/1/0	2/0/1	6/1/3	0/1/0	2/0/1	3/0/0	1/0/2	6/1/3	1/0/0	2/1/0	2/1/0	2/0/1	7/2/1
SHADE5	1/0/0	0/3/0	1/2/0	2/0/1	4/5/1	0/0/1	0/2/1	2/1/0	1/1/1	3/4/3	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/1/1	6/3/1
SHADE6	0/0/1	2/0/1	2/1/0	2/0/1	6/1/3	0/1/0	2/0/1	3/0/0	1/0/2	6/1/3	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/1/1	6/3/1
SHADE7	1/0/0	0/2/1	1/2/0	2/0/1	4/4/2	0/1/0	1/0/2	3/0/0	1/0/2	5/1/4	0/1/0	1/1/1	2/1/0	1/1/1	4/4/2
SHADE8	0/0/1	1/1/1	0/1/2	2/0/1	3/2/5	0/1/0	1/1/1	1/2/0	1/0/2	3/4/3	0/1/0	1/1/1	2/1/0	1/1/1	4/4/2
SHADE9	0/0/1	2/1/0	2/1/0	2/0/1	6/2/2	0/1/0	2/0/1	3/0/0	1/1/1	6/2/2	1/0/0	2/1/0	2/1/0	1/1/1	6/3/1
SHADE10	1/0/0	1/2/0	1/2/0	2/0/1	5/4/1	0/1/0	1/0/2	2/1/0	1/1/1	4/3/3	1/0/0	1/2/0	2/1/0	2/1/0	6/4/0

Çizelge 5.10. İki hiper varyant ve on LLH algoritması için Friedman testi sıralamaları.

	Boyut=30		Boyut =50		Boyut =100		Ort	Sıralama
	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20	CEC-17	CEC-20		
HH-FDB-SHADE1	4,95	4,92	4,72	4,39	4,34	4,39	4,62	1
HH-FDB-SHADE2	6,20	6,17	5,78	5,82	5,10	4,49	5,59	4
SHADE1	7,74	7,53	7,87	7,66	7,98	7,98	7,79	10
SHADE2	6,19	6,49	6,06	6,29	6,02	6,08	6,19	6
SHADE3	4,90	4,57	5,06	5,05	5,47	5,33	5,06	2
SHADE4	8,03	7,78	8,19	7,98	8,13	8,29	8,07	11
SHADE5	6,61	6,78	6,48	6,51	6,62	6,98	6,66	7
SHADE6	7,75	7,77	7,84	7,69	7,81	7,78	7,77	9
SHADE7	6,18	6,25	6,12	6,09	6,08	5,85	6,10	5
SHADE8	4,86	4,83	5,11	5,29	5,58	5,35	5,17	3
SHADE9	8,11	7,94	8,23	8,27	8,22	8,41	8,20	12
SHADE10	6,49	6,98	6,55	6,96	6,65	7,06	6,78	8

Toplam 29 kıyaslama fonksiyonu ve 30 boyutu olan CEC-17, çözüm sıralamasına göre değerlendirildiğinde, SHADE8 LLH algoritması **4,86** sıralama puanı ile ilk sırada yer alırken, önerilen HH-FDB-SHADE1 algoritması **4,95** sıralama puanı ile 12 yöntem arasında üçüncü en iyi algoritma olarak görülmektedir. Benzer şekilde, toplam 10 kıyaslama fonksiyonu ve 30 boyutu olan CEC-20, çözüm sıralamasına göre değerlendirildiğinde, SHADE3 LLH algoritması **4,57** sıralama puanı ile ilk sırada yer alırken, önerilen HH-FDB-SHADE1 algoritması **4,92** sıralama puanı ile yine üçüncü en iyi algoritmadır. CEC-17 kıyaslama fonksiyonları 50 boyut açısından incelendiğinde, önceki karşılaştırmadan farklı olarak HH-FDB-SHADE1 **4,72** sıralama puanı ile en iyi algoritmadır. Öte yandan, HH-FDB-SHADE1'in sırasıyla **5,06** ve **5,11** sıralama puanına sahip ikinci ve üçüncü en iyi algoritmalar SHADE3 ve SHADE8'i geride bıraktığı açıkça görülmektedir. Ayrıca, CEC-20 karşılaştırma fonksiyonları 50 boyut için incelendiğinde, HH-FDB-SHADE1 algoritmasının **4,39** sıralama puanıyla ilk sırada yer aldığı görülmektedir. Buna göre, HH-FDB-SHADE1 algoritmasının, **5,05** puanla ikinci sırada yer alan SHADE3 ve **5,29** puanla üçüncü sırada yer alan SHADE8'e olan üstünlüğü daha net ortaya konmuştur. Son olarak, boyut artışının kıyaslama fonksiyonlarını çözmede algoritmaların performansına olan etkisini daha net görebilmek için, 100 boyutta 12 algoritmanın çözümü ele alınmıştır. Buna göre, HH-FDB-SHADE1 algoritması, **4,34** sıralama puanıyla CEC-17 kıyaslama fonksiyonlarının çözümünde birinci olmuştur. Öte yandan, HH-FDB-SHADE2 algoritması, 30 ve 50 boyutta elde edilen sonuçlara kıyasla **5,10** sıralama puanıyla ikinci sırada yer almıştır. Üçüncü sırada, **5,47** sıralama puanıyla

SHADE3 algoritması yer almıştır. Benzer şekilde CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının çözümünde HH-FDB-SHADE1 algoritması **4,39** puanla ilk sırada yer alırken, HH-FDB-SHADE2 ve SHADE3 algoritmaları sırasıyla **4,49** ve **5,33** puanla ikinci ve üçüncü sırada yer almaktadır.

Tüm bunların sonucunda genel bir değerlendirme yapmak gerekirse, 30, 50 ve 100 boyutlarda CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının çözümü için Friedman sıralama testi kullanılarak iki hiper versiyon ve 10 LLH algoritması karşılaştırıldığında, puanların ortalama değeri açısından HH-FDB-SHADE1 algoritması on iki algoritma arasında **4,62** puanla ilk sırada yer almaktadır. Ayrıca, SHADE3 algoritması **5,06** puanla ikinci sırada, SHADE8 algoritması ise **5,17** puanla üçüncü sırada yer almaktadır.

Bu sonuçlara göre, HH-FDB-SHADE1 algoritmasının kıyaslama fonksiyonlarını çözüme en etkili algoritma olduğu, HH-FDB-SHADE2 algoritmasının ise **5,59** puanlık ortalama puanla dördüncü sırada yer aldığı ve birçok LLH algoritmasından daha iyi performans sağladığı açıkça görülmektedir.

Çizelge 5.11’de 30, 50 ve 100 boyutlu CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının ortalama ve standart sapma değerleri verilmiştir. Elde edilen sonuçlarda en iyi değerlere sahip algoritma koyu renkle vurgulanmıştır. Bu sonuçlara göre HH-FDB-SHADE1 algoritması 30 boyut için 10 fonksiyondan 5’i, 50 boyut için 10 fonksiyondan 6’sı ve 100 boyut için 10 fonksiyondan 3’ü için en başarılı çözümü sağlayan algoritmadır. Elde edilen değerleri daha detaylı analiz edebilmek amacıyla 51 çalışma için kutu çizimi grafikleri çizilmiştir. 30 boyut için kutu çizimleri, CEC-17 için 1, 4, 11 ve 22 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonları için 1, 3, 5, 9 olmak üzere tek modlu, çok modlu, hibrit ve kompozit fonksiyon tiplerinden dört test fonksiyonu seçilerek çizilmiştir. 30 boyutlu CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonları için kutu çizimleri sırasıyla Şekil 5.1 ve Şekil 5.2’de verilmiştir.

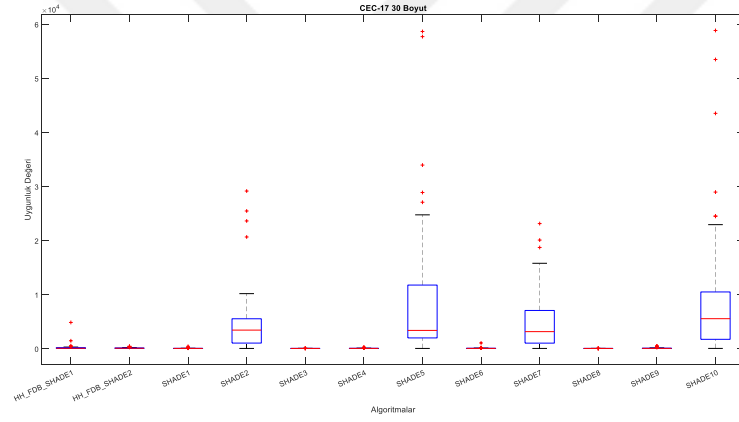
Şekil 5.1’de, CEC-17 kıyaslama fonksiyonları F1 (tek modlu), F4 (çok modlu), F11 (hibrit) ve F22 (kompozit) için 30 boyutlu iki hiper varyant ve 10 LLH algoritmasının kutu çizimi grafikleri verilmiştir. Bu grafikler ayrıntılı olarak analiz edilebilirse, önerilen HH-FDB-SHADE1 algoritması çok modlu, hibrit ve kompozit test fonksiyonları için dikkate değer derecede etkili bir performans göstermiştir. Ancak, tek modlu test fonksiyonuyla karşılaştırıldığında önerilen iki hiper varyant ve diğer algoritmalar arasında ayırt edilebilir bir performans farkı yoktur. Şekil 5.2’de, CEC-20 kıyaslama fonksiyonları F1 (tek modlu), F3 (çok modlu), F5 (hibrit) ve F9 (kompozit) için 30

boyutlu iki hiper varyant ve 10 LLH algoritmasının kutu çizimi grafikleri verilmiştir. Değerlendirme süreci tek modlu test fonksiyonu için kıyaslama test tipleri dikkate alınarak yapılırsa, 30, 50 ve 100 boyut değerleri için iki hiper varyant ve 10 LLH algoritması arasında önemli bir performans çeşitliliği yoktur. Bununla birlikte, CEC-17'de olduğu gibi, çok modlu, hibrit ve kompozit test fonksiyonlarında, önerilen hiper varyantlar minimum uygunluk değerlerine ulaşabilir. Bu nedenle, önerilen hiper varyantların diğer 10 LLH algoritmasından daha iyi arama yeteneğine sahip olduğu sonucuna varılabilir. Hiper yaklaşımına göre, önerilen iki hiper varyantlı problemi çözerken, algoritma yerel optimumda takılıp kaldığında havuzdan yeni bir LLH algoritması seçer ve problemi çözmeye devam eder. Böylece yerel noktalardan kurtulma olasılığı artar. Örneğin, Fonksiyon 4 için iki hiper varyant ve LLH algoritmaları ile 30, 50 ve 100 boyutlu CEC-17 problemi için elde edilen grafikler detaylı olarak incelendiğinde, LLH algoritmaları ile elde edilen çözümlerin yakınsama eğrilerinin belirli bir iterasyondan sonra yerel optimumda takılıp kaldığı ve durdurma kriterine ulaşılan kadar uygunluk değerlerinin değişmediği görülmektedir. Aksine, önerilen her iki varyant da temel özellikleri açısından iterasyon boyunca tek bir LLH algoritması ile problemi çözmediğinden yerel noktalardan kaçınmada daha başarılıdır. Hiper yaklaşıma dayanarak, optimizasyon süreci sırasında LLH algoritmalarının belirli aralıklarla tekrar test edilmesi ve yinelemeye en iyi LLH algoritmasıyla devam edilmesi nedeniyle, hiper varyantlar grafikteki keskin düşüşlerden görülebileceği gibi yerel noktalardan kaçabilir. Başka bir örnek olarak, iki hiper varyantın keskin düşüşleri 30, 50 boyutlu CEC-20 probleminin Fonksiyon 9'u için açıkça görülmektedir. Ayrıca, CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının 30 boyutu için elde edilen minimum uygunluk değerlerinin yakınsama eğrileri Şekil 5.3 ve Şekil 5.4'te gösterilmiştir.

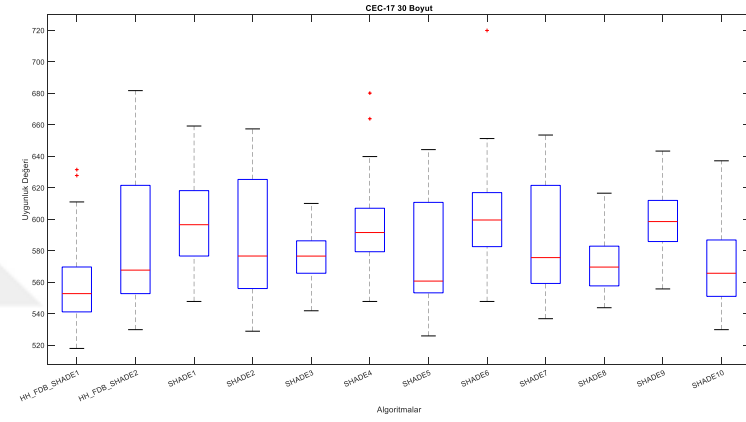
Sonuç olarak, CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonlarının çözümünde elde edilen sonuçlar Wilcoxon ve Friedman İstatistiksel Analiz Yöntemleri ile analiz edildiğinde, önerilen HH-FDB-SHADE1 algoritması başka bir hiper varyant olan HH-FDB-SHADE2 ve diğer on LLH algoritmasından daha üstün sonuçlar vermektedir. Ancak, bir algoritmanın kıyaslama fonksiyonlarını çözmedeki başarısı önemli bir ölçüt olmasına rağmen, algoritmanın etkinliğini sağlamak için gerçek dünya mühendislik problemlerindeki performansı da son derece önemlidir.

Çizelge 5.11. CEC-20 için ortalama ve standart sapma değerleri.

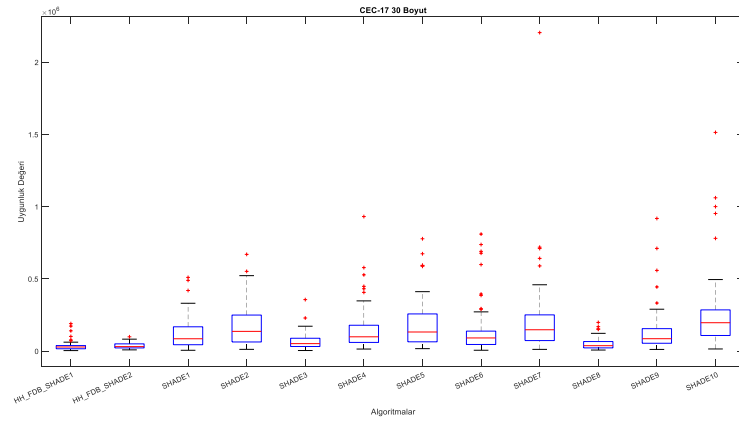
		HH-FDB-SHADE1	HH-FDB-SHADE2	SHADE1	SHADE2	SHADE3	SHADE4	SHADE5	SHADE6	SHADE7	SHADE8	SHADE9	SHADE10
F1	30	1,76E+02(9,67E+01)	2,22E+02(1,75E+02)	1,47E+02(1,54E+02)	4,25E+03(6,12E+03)	1,01E+02(1,95E+00)	1,16E+02(3,76E+01)	5,88E+03(6,54E+03)	1,23E+02(4,37E+01)	5,93E+03(1,30E+04)	1,08E+02(3,79E+01)	1,21E+02(5,96E+01)	8,95E+03(1,20E+04)
	50	5,23E+03(6,23E+03)	7,06E+03(7,56E+03)	1,05E+04(1,31E+04)	7,52E+03(9,60E+03)	5,92E+03(1,18E+04)	7,97E+03(9,48E+03)	6,36E+03(1,21E+04)	8,99E+03(1,38E+04)	7,11E+03(1,05E+04)	5,55E+03(8,29E+03)	9,89E+03(1,20E+04)	6,59E+03(8,93E+03)
	100	1,03E+04(1,26E+04)	1,03E+04(1,21E+04)	4,34E+05(1,82E+06)	5,40E+04(2,85E+05)	1,27E+04(1,36E+04)	1,00E+05(1,63E+05)	9,33E+04(2,09E+05)	3,88E+05(1,82E+06)	1,35E+04(1,42E+04)	8,80E+03(1,31E+04)	1,25E+06(8,18E+06)	6,76E+05(4,46E+06)
F2	30	6,18E+03(1,28E+03)	6,68E+03(1,20E+03)	6,10E+03(8,00E+02)	6,46E+03(8,34E+02)	5,22E+03(4,17E+02)	6,41E+03(7,96E+02)	6,79E+03(9,49E+02)	6,42E+03(4,80E+02)	6,49E+03(8,27E+02)	5,14E+03(3,68E+02)	6,65E+03(6,62E+02)	6,74E+03(9,25E+02)
	50	1,07E+04(2,34E+03)	1,23E+04(2,14E+03)	1,04E+04(1,78E+03)	1,13E+04(1,47E+03)	9,18E+03(6,17E+02)	1,12E+04(1,60E+03)	1,16E+04(1,69E+03)	1,06E+04(1,63E+03)	1,12E+04(1,67E+03)	8,99E+03(7,91E+02)	1,13E+04(1,63E+03)	1,19E+04(1,28E+03)
	100	2,24E+04(5,99E+03)	2,24E+04(6,63E+03)	2,20E+04(4,59E+03)	2,28E+04(5,29E+03)	2,06E+04(1,10E+03)	2,23E+04(5,17E+03)	2,55E+04(4,18E+03)	2,20E+04(4,45E+03)	2,32E+04(5,04E+03)	2,03E+04(1,11E+03)	2,38E+04(4,49E+03)	2,38E+04(5,45E+03)
F3	30	8,03E+02(2,95E+01)	8,29E+02(4,77E+01)	8,64E+02(4,20E+01)	8,17E+02(3,23E+01)	8,30E+02(2,30E+01)	8,89E+02(6,11E+01)	8,19E+02(3,98E+01)	8,76E+02(4,99E+01)	8,16E+02(3,13E+01)	8,34E+02(2,83E+01)	8,84E+02(5,88E+01)	8,19E+02(3,40E+01)
	50	8,81E+02(4,46E+01)	9,66E+02(6,51E+01)	1,28E+03(1,24E+02)	1,00E+03(7,27E+01)	1,10E+03(7,65E+01)	1,26E+03(1,62E+02)	9,91E+02(7,58E+01)	1,27E+03(1,55E+02)	1,00E+03(7,07E+01)	1,11E+03(8,57E+01)	1,29E+03(1,57E+02)	1,02E+03(7,47E+01)
	100	2,15E+03(3,36E+02)	1,61E+03(1,94E+02)	3,17E+03(4,78E+02)	2,03E+03(2,71E+02)	2,43E+03(2,55E+02)	3,22E+03(4,38E+02)	2,12E+03(3,40E+02)	3,24E+03(5,03E+02)	2,05E+03(2,81E+02)	2,45E+03(2,73E+02)	3,19E+03(4,06E+02)	2,15E+03(3,01E+02)
F4	30	1,90E+03(1,36E+00)	1,90E+03(1,66E+00)	1,91E+03(1,02E+01)	1,90E+03(1,43E+00)	1,90E+03(9,31E-01)	1,91E+03(6,18E+00)	1,90E+03(1,18E+00)	1,91E+03(7,24E+00)	1,90E+03(9,82E-01)	1,90E+03(7,79E-01)	1,91E+03(6,39E+00)	1,90E+03(1,39E+00)
	50	1,91E+03(3,85E+00)	1,91E+03(5,81E+00)	1,95E+03(2,20E+01)	1,91E+03(5,05E+00)	1,91E+03(2,29E+00)	1,95E+03(2,33E+01)	1,91E+03(8,36E+00)	1,95E+03(2,14E+01)	1,91E+03(5,09E+00)	1,91E+03(3,14E+00)	1,96E+03(3,80E+01)	1,91E+03(6,08E+00)
	100	1,98E+03(1,07E+02)	2,00E+03(5,31E+01)	2,36E+03(2,34E+02)	1,97E+03(5,34E+01)	1,94E+03(6,11E+00)	2,38E+03(2,33E+02)	1,98E+03(5,09E+01)	2,31E+03(1,96E+02)	1,96E+03(5,53E+01)	1,94E+03(6,76E+00)	2,37E+03(3,02E+02)	2,00E+03(6,13E+01)
F5	30	3,60E+03(1,64E+03)	2,57E+04(8,45E+04)	2,80E+04(7,30E+04)	9,78E+05(4,00E+06)	4,09E+03(1,25E+03)	2,03E+05(1,31E+06)	2,61E+06(9,48E+06)	3,41E+05(1,64E+06)	4,40E+05(2,21E+06)	4,71E+03(3,49E+03)	1,49E+04(1,38E+04)	2,25E+06(9,25E+06)
	50	4,79E+03(1,94E+03)	2,16E+04(1,20E+05)	1,26E+04(6,89E+03)	1,11E+06(6,24E+06)	7,01E+03(3,21E+03)	1,28E+04(9,26E+03)	9,36E+05(6,56E+06)	2,00E+04(3,56E+04)	4,38E+06(1,55E+07)	8,02E+03(4,87E+03)	1,80E+04(1,85E+04)	5,60E+06(1,79E+07)
	100	6,62E+03(7,27E+02)	6,91E+03(6,59E+02)	3,85E+04(2,72E+04)	7,23E+05(4,97E+06)	2,35E+04(1,68E+04)	3,36E+04(2,44E+04)	3,31E+04(1,38E+04)	4,08E+04(2,80E+04)	2,66E+04(1,02E+04)	2,38E+04(1,86E+04)	4,20E+04(3,11E+04)	3,50E+04(1,85E+04)
F6	30	2,47E+03(2,77E+02)	2,52E+03(3,16E+02)	2,60E+03(3,03E+02)	2,58E+03(4,29E+02)	2,42E+03(2,19E+02)	2,57E+03(3,53E+02)	2,47E+03(4,12E+02)	2,64E+03(3,17E+02)	2,58E+03(3,78E+02)	2,41E+03(2,03E+02)	2,61E+03(3,05E+02)	2,44E+03(3,79E+02)
	50	3,10E+03(5,14E+02)	3,22E+03(5,40E+02)	3,39E+03(4,35E+02)	3,49E+03(5,08E+02)	3,09E+03(2,81E+02)	3,62E+03(4,29E+02)	3,18E+03(5,43E+02)	3,50E+03(4,25E+02)	3,50E+03(4,94E+02)	3,16E+03(2,64E+02)	3,47E+03(4,33E+02)	3,33E+03(5,41E+02)
	100	5,84E+03(1,26E+03)	5,78E+03(1,15E+03)	5,87E+03(7,10E+02)	5,75E+03(1,02E+03)	5,62E+03(5,98E+02)	5,70E+03(8,32E+02)	5,48E+03(8,03E+02)	5,64E+03(6,93E+02)	5,73E+03(9,41E+02)	5,66E+03(4,96E+02)	5,86E+03(7,32E+02)	5,53E+03(9,37E+02)
F7	30	9,46E+03(8,39E+03)	2,77E+04(4,29E+04)	1,10E+05(4,42E+05)	2,70E+05(1,05E+06)	5,45E+03(5,51E+03)	7,61E+04(1,08E+05)	1,26E+06(4,33E+06)	7,82E+04(9,99E+04)	6,05E+04(2,70E+05)	1,09E+04(1,44E+04)	6,64E+04(1,36E+05)	4,86E+05(2,24E+06)
	50	3,84E+03(8,39E+02)	6,14E+03(1,03E+04)	2,13E+04(1,99E+04)	5,95E+05(4,06E+06)	5,33E+03(3,11E+03)	2,17E+04(2,20E+04)	3,17E+06(1,19E+07)	2,04E+04(2,57E+04)	1,08E+06(7,55E+06)	4,92E+03(1,96E+03)	1,46E+04(1,43E+04)	2,36E+06(9,62E+06)
	100	6,30E+03(1,90E+03)	8,81E+03(7,46E+03)	2,61E+05(5,89E+05)	2,57E+06(1,21E+07)	1,66E+04(1,85E+04)	1,90E+05(2,35E+05)	7,84E+06(2,68E+07)	9,16E+04(9,24E+04)	3,29E+06(1,57E+07)	1,63E+04(2,34E+04)	1,52E+05(1,95E+05)	6,64E+06(2,60E+07)
F8	30	3,64E+03(2,48E+03)	3,82E+03(2,47E+03)	6,29E+03(2,18E+03)	7,58E+03(1,23E+03)	4,55E+03(2,10E+03)	7,39E+03(1,71E+03)	7,85E+03(1,28E+03)	6,73E+03(2,02E+03)	7,11E+03(1,88E+03)	4,99E+03(1,97E+03)	7,81E+03(1,35E+03)	8,05E+03(1,25E+03)
	50	1,18E+04(2,31E+03)	1,27E+04(3,01E+03)	1,20E+04(1,68E+03)	1,25E+04(1,92E+03)	1,05E+04(5,52E+02)	1,22E+04(2,07E+03)	1,28E+04(2,08E+03)	1,22E+04(1,46E+03)	1,25E+04(1,96E+03)	1,07E+04(7,07E+02)	1,25E+04(2,03E+03)	1,33E+04(1,56E+03)
	100	2,44E+04(5,61E+03)	2,66E+04(6,54E+03)	2,49E+04(4,19E+03)	2,53E+04(4,87E+03)	2,28E+04(1,12E+03)	2,45E+04(5,13E+03)	2,60E+04(5,45E+03)	2,39E+04(4,40E+03)	2,48E+04(5,33E+03)	2,23E+04(1,91E+03)	2,61E+04(4,49E+03)	2,68E+04(4,47E+03)
F9	30	2,88E+03(2,25E+01)	2,90E+03(4,31E+01)	2,96E+03(3,51E+01)	2,92E+03(3,34E+01)	2,92E+03(2,36E+01)	2,95E+03(4,08E+01)	2,91E+03(3,26E+01)	2,95E+03(3,10E+01)	2,91E+03(3,22E+01)	2,92E+03(2,59E+01)	2,96E+03(4,03E+01)	2,91E+03(2,60E+01)
	50	3,00E+03(3,88E+01)	3,04E+03(6,61E+01)	3,26E+03(7,46E+01)	3,12E+03(6,80E+01)	3,18E+03(5,34E+01)	3,25E+03(7,52E+01)	3,13E+03(5,93E+01)	3,25E+03(6,47E+01)	3,11E+03(5,37E+01)	3,19E+03(6,01E+01)	3,28E+03(8,25E+01)	3,13E+03(6,09E+01)
	100	3,67E+03(1,15E+02)	3,73E+03(1,11E+02)	4,89E+03(2,53E+02)	4,33E+03(2,10E+02)	4,69E+03(1,89E+02)	5,02E+03(2,48E+02)	4,41E+03(2,04E+02)	4,90E+03(3,29E+02)	4,32E+03(1,82E+02)	4,77E+03(2,20E+02)	4,93E+03(2,92E+02)	4,35E+03(1,90E+02)
F10	30	2,89E+03(1,01E+00)	2,89E+03(1,33E+00)	2,88E+03(2,45E+00)	2,88E+03(1,49E+00)	2,88E+03(1,54E+00)	2,88E+03(5,84E+00)	2,88E+03(3,14E+00)	2,88E+03(7,73E+00)	2,88E+03(1,31E+00)	2,88E+03(5,18E+00)	2,88E+03(4,80E+00)	2,88E+03(9,78E-01)
	50	3,02E+03(3,34E+01)	3,02E+03(4,00E+01)	2,96E+03(3,45E+01)	2,96E+03(2,78E+01)	2,96E+03(2,60E+01)	2,96E+03(3,41E+01)	2,96E+03(2,72E+01)	2,96E+03(2,65E+01)	2,96E+03(2,81E+01)	2,97E+03(3,35E+01)	2,96E+03(2,79E+01)	2,97E+03(2,70E+01)
	100	3,30E+03(6,12E+01)	3,29E+03(6,50E+01)	3,31E+03(5,49E+01)	3,32E+03(6,77E+01)	3,29E+03(5,91E+01)	3,33E+03(5,98E+01)	3,31E+03(6,61E+01)	3,33E+03(1,15E+02)	3,30E+03(6,52E+01)	3,29E+03(5,71E+01)	3,31E+03(5,73E+01)	3,33E+03(6,21E+01)



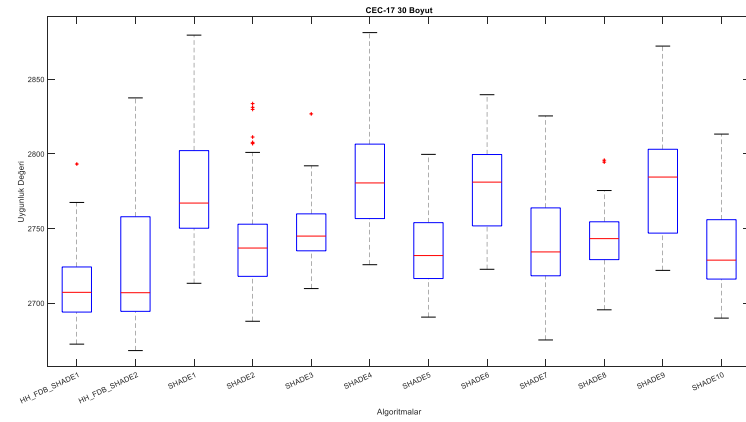
a



b

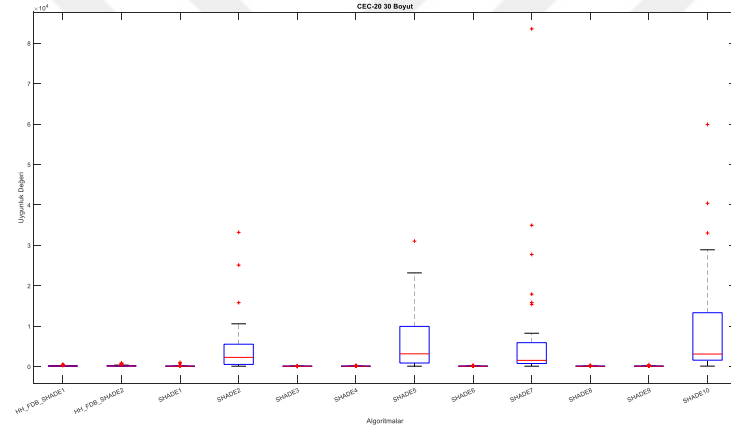


c

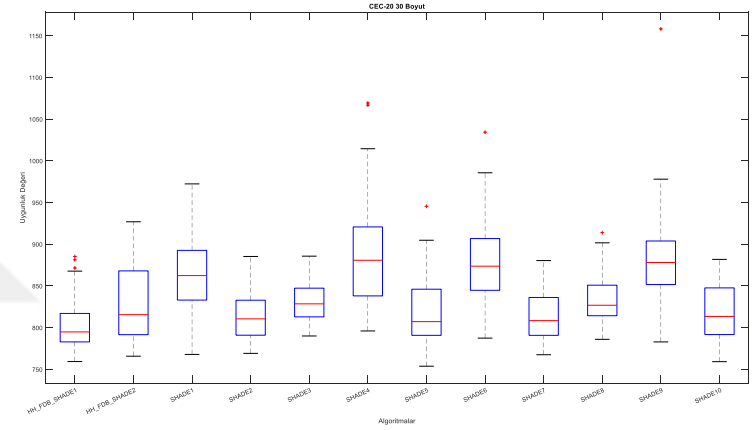


d

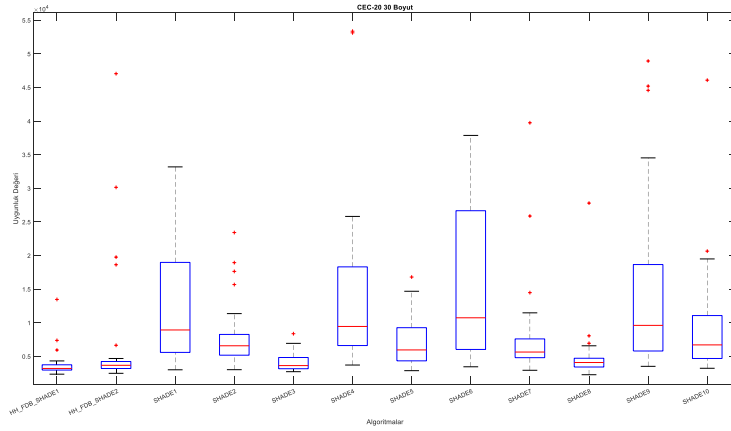
Şekil 5.1. CEC-17 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için kutu grafikleri (a) F1, (b) F4, (c) F11, (d) F22.



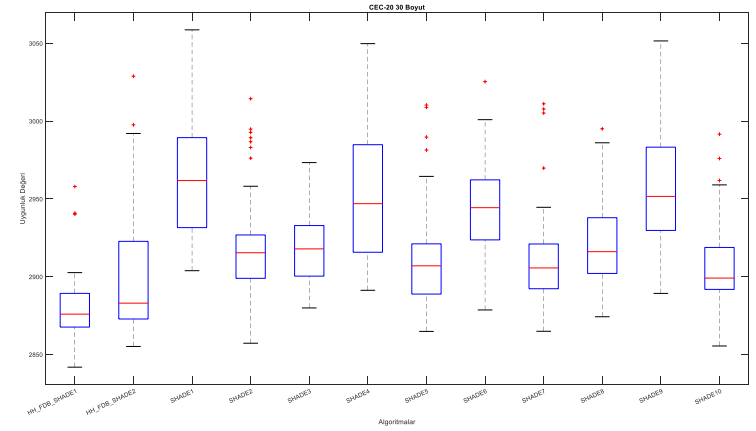
a



b

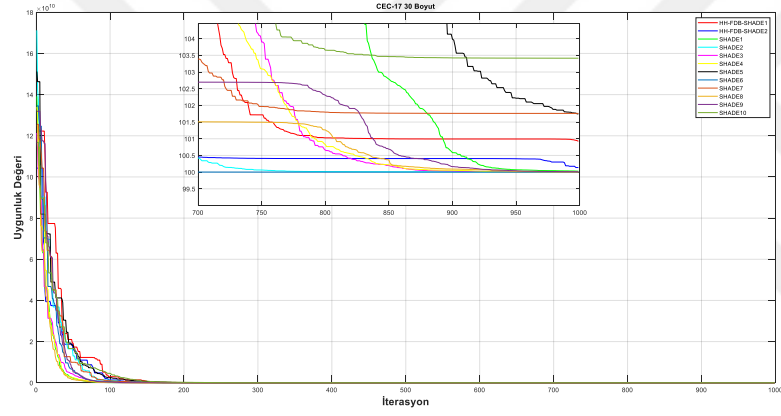


c

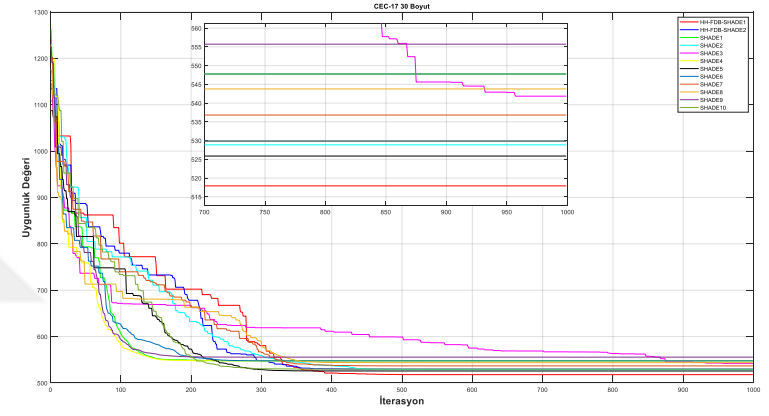


d

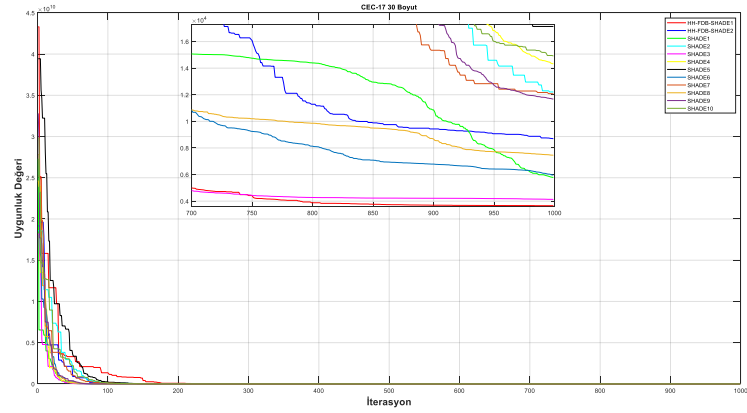
Şekil 5.2. CEC-20 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için kutu grafikleri (a) F1, (b) F3, (c) F5, (d) F9.



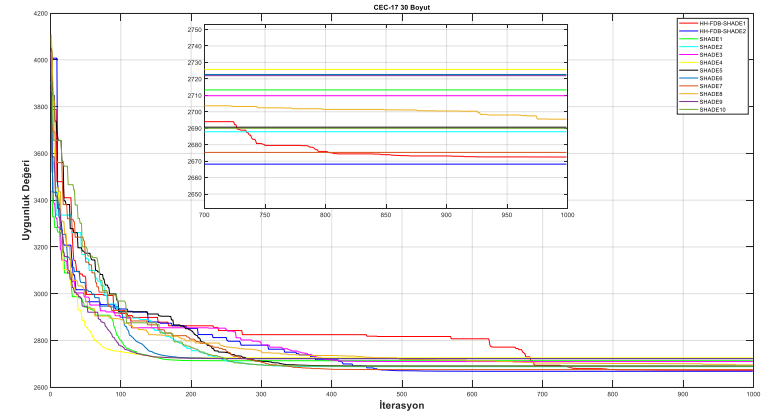
a



b

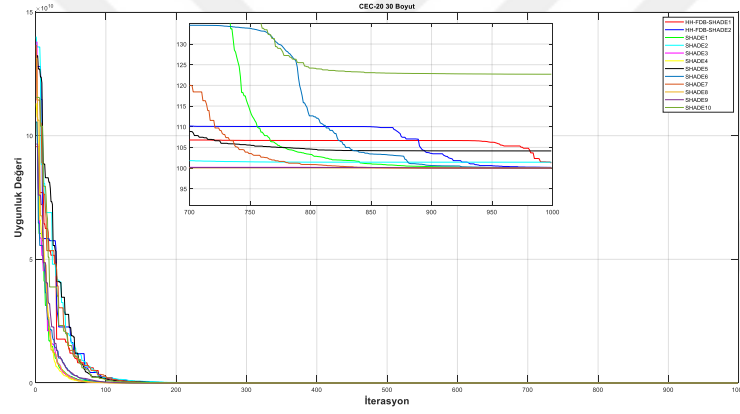


c

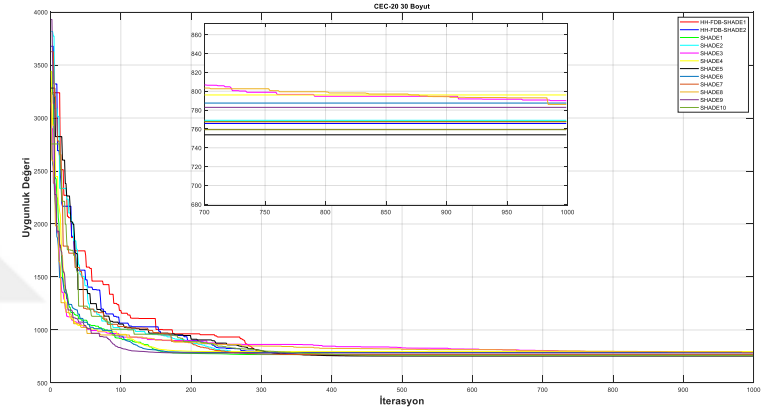


d

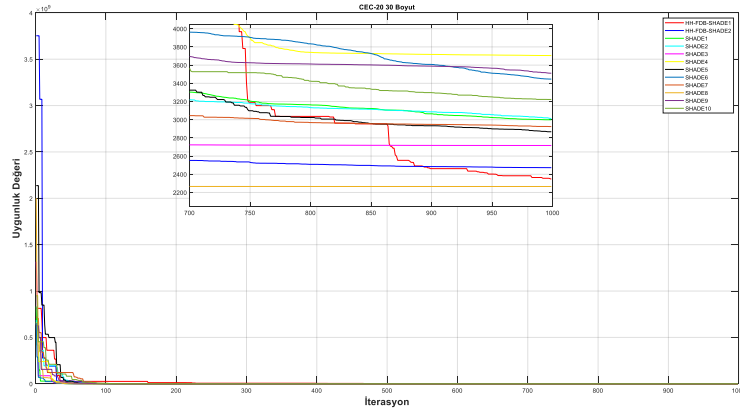
Şekil 5.3. CEC-17 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için yakınsama eğrileri (a) F1, (b) F4, (c) F11, (d) F22.



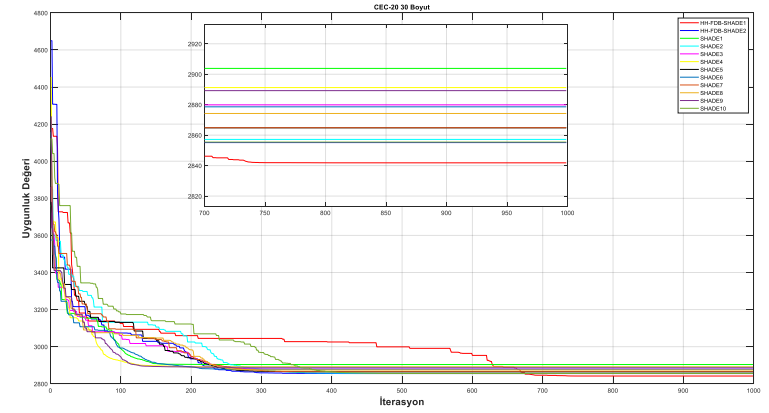
a



b



c



d

Şekil 5.4. CEC-20 30 boyutlu kıyaslama fonksiyonları için HH-FDB-SHADE varyantları ve on LLH algoritması için yakınsama eğrileri (a) F1, (b) F3, (c) F5, (d) F9.

5.2. OPTİMAL OGR PROBLEMİNDE HH-FDB-SHADE ALGORİTMASININ TEST EDİLMESİ

Bu bölümde, önerilen algoritmanın farklı mühendislik problemleri üzerindeki etkisini test etmek için optimal OGR tasarım problemi HH-FDB-SHADE algoritmasıyla çözülmüştür. HH-FDB-SHADE algoritması kullanılarak PID, PIDF, FOPID ve PIDD² denetleyicileri ile tasarlanan OGR sisteminin adım tepkisi, Uygunluk-Mesafe Dengesi Lévy Uçuş Dağılımı (FDB-LFD), Diferansiyel Evrim (DE), Harris Hawks Optimizasyonu (HHO), Midye Çiftleşme Optimizatörü (BMO) ve Güve Alevi Optimizasyonu (MFO) ile karşılaştırılmıştır. FDB-LFD, DE, HHO, BMO ve MFO algoritmalarının tüm özgül ve değişken parametreleri [38], [44]-[47]'den alınmıştır.

Bu denetleyicilerin dahil edildiği OGR sisteminin performansı iki etkili analizle değerlendirilmiştir. Bunlardan ilki, OGR sisteminin geçici tepki karakteristiklerinin birim adım referansına göre incelendiği zaman alanı analizidir. Diğeri ise bu denetleyicilerin parametre belirsizliği durumundaki performansını veren sağlamlık analizidir. OGR sisteminin zaman sabitleri (T_A , T_E , T_G , ve T_S) bu parametre belirsizliği durumunu yaratmak için değiştirilmiştir. Değişim miktarı, %25 adım boyutuyla -%50 ile %50 arasında olacak şekilde tasarlanmıştır. Algoritmaların çalışma koşullarında eşitlik sağlamak için, referans alınan makalede olduğu gibi, önerilen algoritmadaki maksimum yinleme sayısı 50, maksimum popülasyon boyutu ise 30 olarak belirlenmiştir. Denetleyiciler için kontrol değişkenlerinin üst ve alt kısıtları Çizelge 5.12'de sunulmuştur.

Çizelge 5.12. Denetleyiciler için kontrol değişkenlerinin kısıtlamaları.

Denetleyici	Parametreler						
	K_p	K_i	K_d	K_{d2}	λ	μ	NN
PID	[0,2; 2]	[0,2; 2]	[0,2; 2]	-	-	-	-
PIDF	[0,2; 2]	[0,2; 2]	[0,2; 2]	-	-	-	[200, 1000]
FOPID	[1, 2]	[0,1; 1]	[0,1; 0,4]	-	[1, 2]	[1, 2]	-
PIDD ²	[0,0001; 3]	[0,0001; 3]	[0,0001; 3]	[0,0001; 3]	-	-	-

5.2.1. PID Denetleyici Optimizasyonu

Optimizasyon sürecinde, OGR tasarımında kullanılan PID denetleyicisinin orantılı kazancı (K_p), integral kazancı (K_i) ve türev kazancı (K_d) olmak üzere üç kontrol değişkeninin optimum değerleri, Denklem (3.10)'daki amaç fonksiyonuna göre belirlenir. Buna göre, önerilen HH-FDB-SHADE algoritması, etkili bir OGR sistemi adım tepkisi

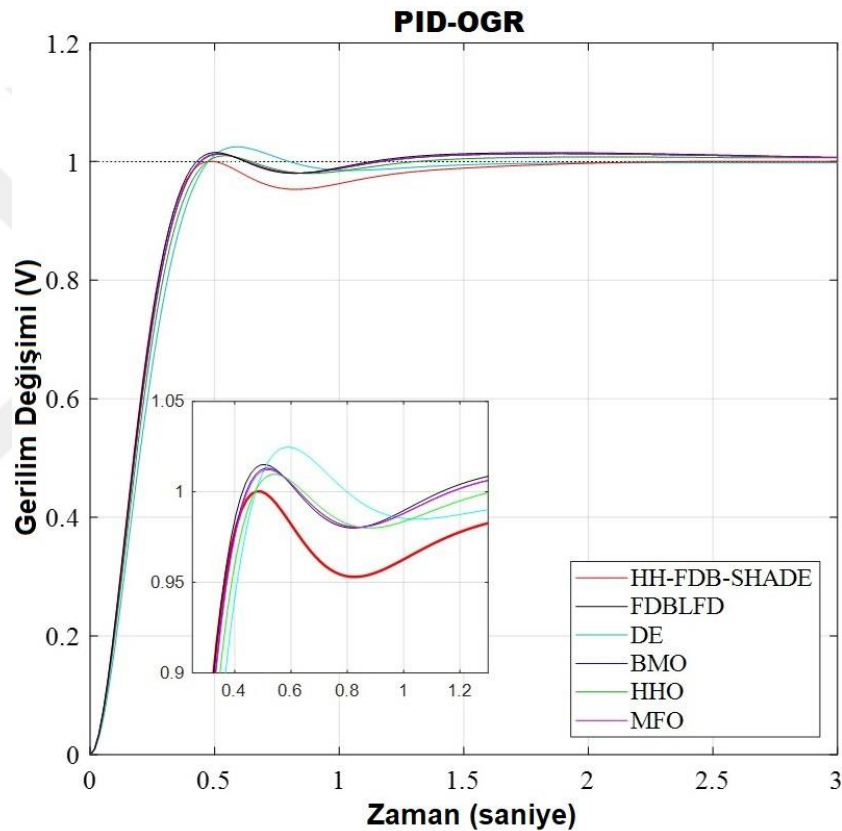
sağlamak için PID denetleyici parametrelerini optimize eder. Önerilen HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen OGR sisteminin PID denetleyici parametreleri ve geçici tepki özellikleri Çizelge 5.13'te verilmiştir. Bu arada, bu sonuçlar [38]'de verilen FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmalarının parametreleri ve geçici tepki özellikleri ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca, Denklem (3.10)'daki amaç fonksiyonuna göre, tüm algoritmaların uygunluk değerleri hesaplanmış ve Çizelge 5.13'e dahil edilmiştir.

Çizelge 5.13. PID denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.

Algoritmalar	K_p	K_i	K_d	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\pm\%5)$	OS (%)	Uygunluk Değeri
HH-FDB-SHADE	0,6689	0,449	0,2611	0,263	0,365	0,02	0,03754
FDB-LFD	0,669	0,5753	0,2566	0,263	0,362	1,51	0,04711
DE	0,6579	0,4466	0,2081	0,298	0,408	2,48	0,05813
BMO	0,6614	0,5544	0,2498	0,269	0,37	1,31	0,04652
HHO	0,6485	0,5028	0,2349	0,282	0,389	0,97	0,04614
MFO	0,6587	0,5517	0,2487	0,27	0,372	1,31	0,04683

Çizelge 5.13'te zaman alanı analizinin sonuçları gösterilmektedir. Bu sonuçlar detaylı olarak incelendiğinde algoritmalar arasında rekabetçi bir performans görülmektedir. Elde edilen sonuçlardan HH-FDB-SHADE ve FDB-LFD algoritmaları ile optimize edilmiş PID denetleyicilerin yükselme süresi (t_r) açısından 0,263 s değeri ile hem ilk sırada yer aldığı hem de diğer algoritmalarından üstün olduğu açıkça görülmektedir. Buna göre HH-FDB-SHADE algoritması kullanılarak optimize edilmiş PID denetleyici ile elde edilen yükselme süresi değeri FDB-LFD'ye eşit ve sırasıyla %13,3080, %2,2814, %7,2243 ve %2,6616 oranları ile DE, BMO, HHO ve MFO'dan düşüktür. Oturma süresine (t_s) göre karşılaştırmalar yapılırsa HH-FDB-SHADE algoritmasının DE, BMO, HHO ve MFO'ya göre üstün olduğu görülmektedir. Ancak FDB-LFD algoritması önerilen algoritmadan daha iyi sonuçlara sahiptir. HH-FDB-SHADE için elde edilen 0,365 oturma süresi değeri sırasıyla %2,5495, %11,7808, %1,3699, %6,5753 ve %1,9178 oranları ile DE, BMO, HHO ve MFO algoritmalarından daha düşüktür. HH-FDB-SHADE, yükselme ve oturma süreleri açısından etkili olmasının yanı sıra, maksimum aşım değeri açısından da tüm algoritmalar arasında açık ara en iyi algoritmadır. Bu karşılaştırmalar, karşılaştırılan yöntemler arasında en verimli algoritmayı belirlemek için şüphesiz çok önemlidir. Ancak, optimizasyon işlemi bir amaç fonksiyonu üzerinden yapıldığından, algoritmaların uygunluk değerlerinin karşılaştırılması, algoritmalar arasındaki rekabeti ortaya koyabilen en kritik değerlendirme yöntemidir. HH-FDB-SHADE algoritmasının uygunluk değeri,

FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları arasında en düşük uygunluk değeri olan 0,03754 olarak elde edilmiş olup, bu değerler sırasıyla 0,04711, 0,05813, 0,04652, 0,04614 ve 0,04683 değerleridir. Başka bir deyişle, HH-FDB-SHADE algoritması sırasıyla %25,4928, %54,8481, %23,9211, %22,9089 ve %24,7469 oranlarıyla FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmalarından daha düşüktür. Tüm algoritmalar tarafından optimize edilen PID denetleyiciyi de içeren OGR sisteminin adım tepki eğrileri Şekil 5.5'te verilmiştir. Buna göre, Senkron Generatörünün (SG) çıkış gerilimi nominal değerde sabitlenmiş ve tepe aşımı minimum olacak şekilde ayarlanarak, oturma süresinin minimum seviyelerde tutulması hedeflenmiştir.



Şekil 5.5. PID denetleyicisi de dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.

Bu analizlere ve elde edilen sonuçlara göre, HH-FDB-SHADE ile optimize edilmiş PID denetleyicisi nominal çalışma koşulları altında etkili bir performans sağlasa da nominal olmayan koşullar için sistem üzerindeki etkiyi incelemek de son derece önemlidir. Bu nedenle, HH-FDB-SHADE ile optimize edilmiş PID denetleyicisinin sağlamlığı, OGR sisteminin zaman sabitleri ayarlanarak test edilebilir. Bu çalışmada, zaman sabitleri nominal değerlerin $[-\%50, +\%50]$ oranında ve %25'lik bir adım büyüklüğü ile değiştirilmiştir. Yapılan sağlamlık testinin sonuçları Çizelge 5.14'te verilmiştir.

Çizelge 5.14. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş PID denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.

Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\pm\%5)$	OS (%)	Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\pm\%5)$	OS (%)
T_A	-50	0,154	0,213	0,00	T_G	-50	0,190	0,262	3,01
	-25	0,211	0,293	0,00		-25	0,258	0,358	0,03
	+25	0,304	0,421	0,09		+25	0,264	0,366	0,01
	+50	0,334	0,463	0,32		+50	0,265	0,367	0,01
T_E	-50	0,197	0,274	1,16	T_S	-50	0,253	0,351	0,05
	-25	0,247	0,343	0,00		-25	0,258	0,358	0,06
	+25	0,271	0,375	0,02		+25	0,259	0,360	0,14
	+50	0,276	0,383	0,02		+50	0,269	0,373	0,04

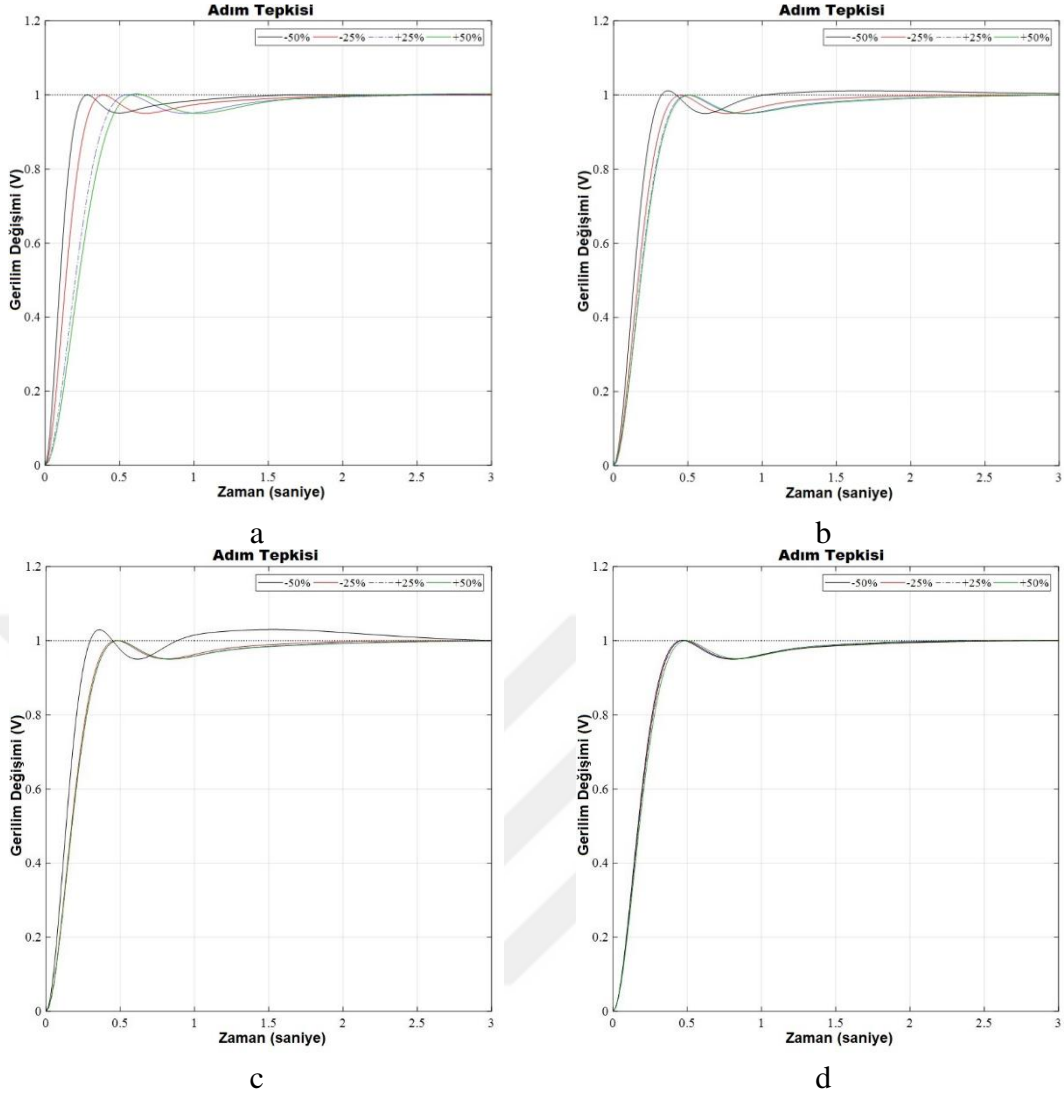
Çizelge 5.14'teki sonuçları daha detaylı değerlendirebilmek amacıyla, OGR sisteminin parametre belirsizliği altındaki adım tepki eğrileri Şekil 5.6'da verilmiştir. Buna göre, HH-FDB-SHADE tabanlı PID denetleyicisini bünyesinde barındıran OGR sistemi, nominal olmayan çalışma koşulları altında oturma süresi ve minimum aşım açısından etkili sonuçlar sağlamıştır.

5.2.2. PIDF Denetleyici Optimizasyonu

PIDF parametrelerinin optimizasyon sürecinde, PID denetleyicide optimize edilen değişkenlerin yanı sıra NN filtre kazancı da optimize edilir. PIDF denetleyici değişkenlerinin sınırları Çizelge 5.12'de sunulmuştur. Ayrıca, PIDF denetleyiciyi optimize etmek için PID denetleyicideki ile tamamen aynı olan amaç fonksiyonu kullanılmıştır. Önerilen HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen PIDF denetleyicinin parametreleri ve OGR sisteminin geçici tepki karakteristiklerinin özellikleri Çizelge 5.15'te verilmiştir. Bu arada, bu sonuçlar [38]'de verilen FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmalarının parametreleri ve geçici tepki özellikleri ile karşılaştırılmıştır. Tüm algoritmaların uygunluk değerleri Çizelge 5.15'e dahil edilmiştir.

Çizelge 5.15. PIDF denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.

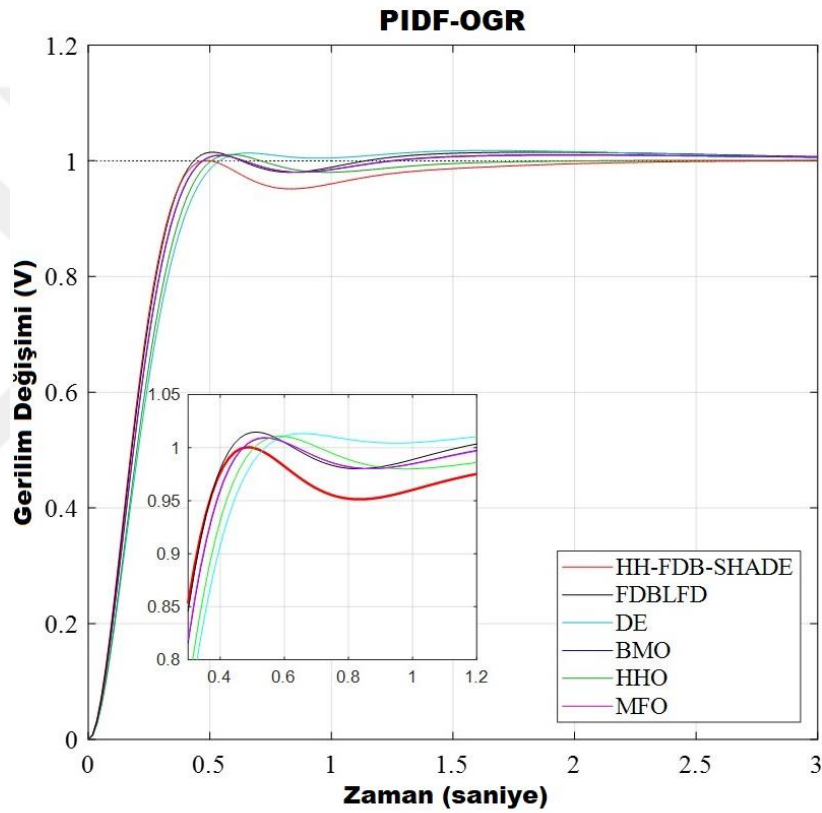
Algoritmalar	K_p	K_i	K_d	NN	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\pm\%5)$	OS (%)	Uygunluk Değeri
HH-FDB-SHADE	0,6653	0,4342	0,2576	985,1548	0,264	0,367	0,05	0,03827
FDB-LFD	0,6558	0,5627	0,2502	548,7605	0,266	0,368	1,48	0,04797
DE	0,5863	0,5051	0,2000	998,7587	0,321	0,443	1,78	0,05758
BMO	0,6374	0,5122	0,2344	597,1834	0,281	0,390	1,03	0,04715
HHO	0,6246	0,4344	0,2089	397,1185	0,302	0,419	1,08	0,05061
MFO	0,6429	0,5116	0,2358	981,1123	0,281	0,388	0,96	0,04630



Şekil 5.6. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) T_A , (b) T_E , (c) T_G , (d) T_S .

Çizelge 5.15'deki zaman alanı sonuçları göz önüne alındığında, HH-FDB-SHADE algoritmasının diğer algoritmalarla karşı etkili bir rakip olduğu söylenebilir. Yükselme süresi (t_r) açısından, HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş PIDF denetleyicisi 0,264 s değeriyle en iyi sonucu vermektedir. Bu değer, FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları ile elde edilen değerlerden sırasıyla %0,7576, %21,5909, %6,4394, %14,3939 ve %6,4394 oranında düşüktür. HH-FDB-SHADE algoritması, oturma süresi (t_s) ve maksimum aşım değerleri açısından da diğer algoritmalarından daha iyi performans göstermektedir. HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen 0,367'lik oturma zaman değeri, FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları ile elde edilen değerlerden sırasıyla %0,2725, %20,7084, %6,2670, %14,1689 ve %5,7221 oranlarında daha düşüktür. Ayrıca, önerilen algoritma en iyi aşım

değerini vermektedir. En önemli karşılaştırma kriteri olarak, HH-FDB-SHADE'nin uygunluk değeri 0,03827 olarak elde edilmiş olup, bu değer sırasıyla 0,04797, 0,05758, 0,04715, 0,05061 ve 0,04630 değerleriyle FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları arasında en düşük uygunluk değeridir. Başka bir deyişle, HH-FDB-SHADE algoritması FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmalarından sırasıyla %25,3462, %50,4573, %23,2036, %32,2446 ve %20,9825 oranında daha düşüktür. Tüm algoritmalar tarafından optimize edilen PIDF denetleyicisini içeren OGR sisteminin adım tepki eğrileri Şekil 5.7'de verilmiştir. Buna göre, SG'nin çıkış voltajı, oturma süresini minimum seviyelerde tutmayı hedefleyerek minimum tepe aşımı ile nominal değerde sabitlenmiştir.



Şekil 5.7. PIDF denetleyicisi de dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.

Nominal çalışma koşulları altında etkin sonuçlar veren HH-FDB-SHADE tabanlı PIDF denetleyicili OGR sisteminin etkinliğini görmek amacıyla, OGR sistemindeki yükseltici, uyarım sistemi, generatör ve sensörün zaman sabitinin nominal değerleri -%50 ile %50 aralığında değiştirilerek nominal olmayan çalışma koşulları oluşturulmuştur. Yapılan sağlamlık test sonuçları Çizelge 5.16'da verilmiştir.

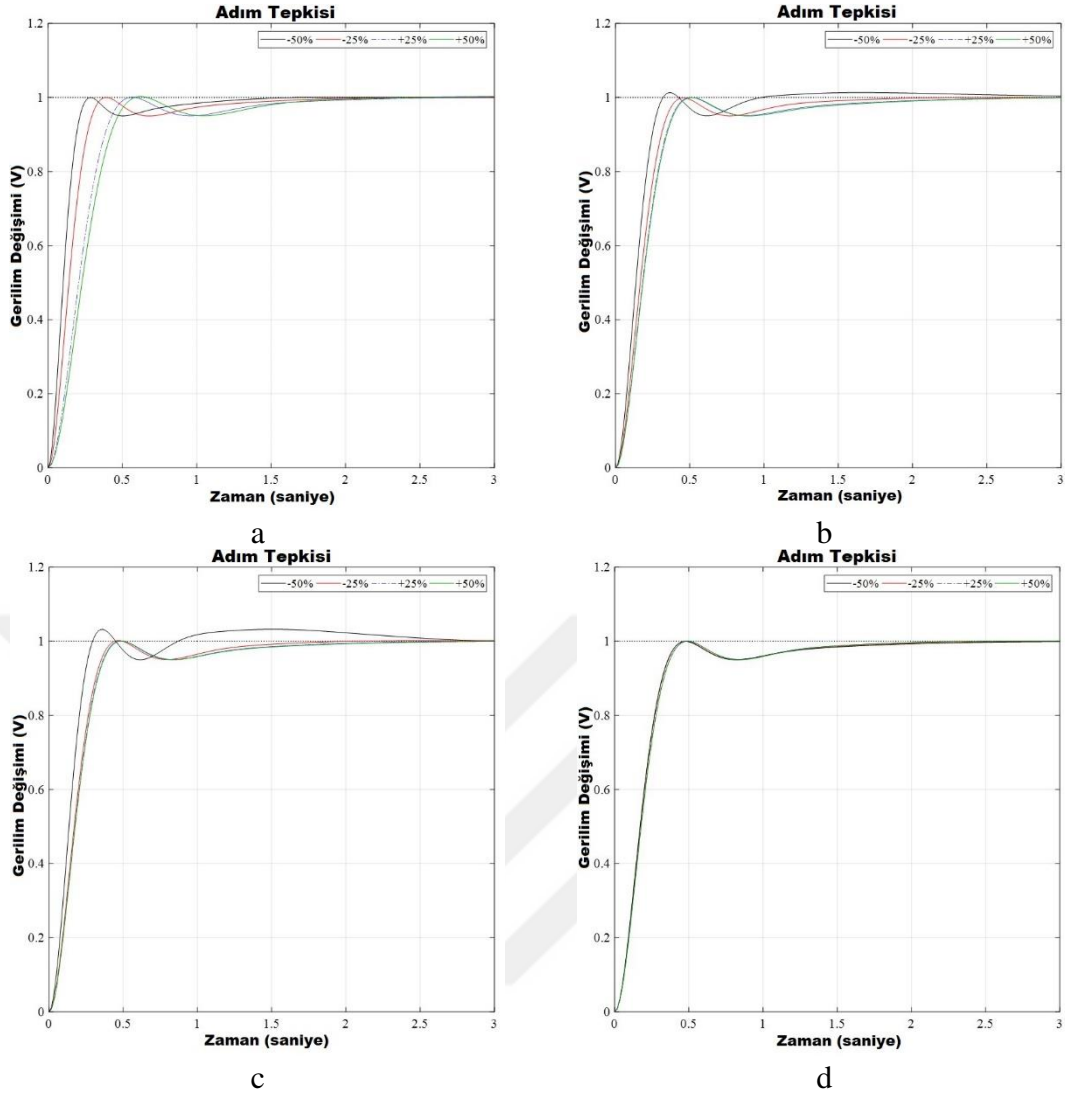
Çizelge 5.16. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş PIDF denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.

Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\pm\%5)$	OS (%)	Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\pm\%5)$	OS (%)
T_A	-50	0,155	0,215	0,01	T_G	-50	0,188	0,261	3,24
	-25	0,212	0,295	0,00		-25	0,253	0,352	0,21
	+25	0,307	0,428	0,04		+25	0,263	0,365	0,10
	+50	0,339	0,471	0,25		+50	0,266	0,369	0,04
T_E	-50	0,197	0,273	1,31	T_S	-50	0,258	0,359	0,00
	-25	0,249	0,346	0,00		-25	0,259	0,361	0,04
	+25	0,275	0,381	0,02		+25	0,267	0,372	0,02
	+50	0,279	0,387	0,01		+50	0,267	0,371	0,08

Şekil 5.8, bu tabloda yer alan sonuçların daha detaylı incelenebilmesi ve daha net anlaşılabilmesi için HH-FDB-SHADE kullanılarak optimize edilen PIDF denetleyicili OGR sisteminin nominal olmayan çalışma koşullarını göstermektedir. Hem tablodan hem de grafiklerden görülebileceği üzere önerilen HH-FDB-SHADE'nin zaman sabitlerindeki ani değişimlere karşı etkin performans sağladığı görülmüştür.

5.2.3. FOPID Denetleyici Optimizasyonu

FOPID denetleyicisinin optimizasyon sürecinde beş kontrol parametresi (K_p , K_i , K_d , λ , ve μ) optimize edilmiş ve Denklem (3.11)'deki ikinci amaç fonksiyonu, önceki iki denetleyiciden farklı olarak amaç fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Önerilen HH-FDB-SHADE algoritması, FOPID denetleyicili OGR tasarım problemine uygulanmış ve FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. HH-FDB-SHADE ve diğer algoritmalar kullanılarak FOPID denetleyici simülasyon sonuçlarından elde edilen parametrelerin karşılaştırması, bu parametrelere göre elde edilen geçici tepki özellikleriyle birlikte Çizelge 5.17'de sunulmuştur. Ayrıca, tüm algoritmaların uygunluk değerleri ve Zaman Mutlak Hatasının İntegrali (ITAE) değerleri Denklem (3.11)'deki amaç fonksiyonuna göre hesaplanmış ve Çizelge 5.17'ye dahil edilmiştir.



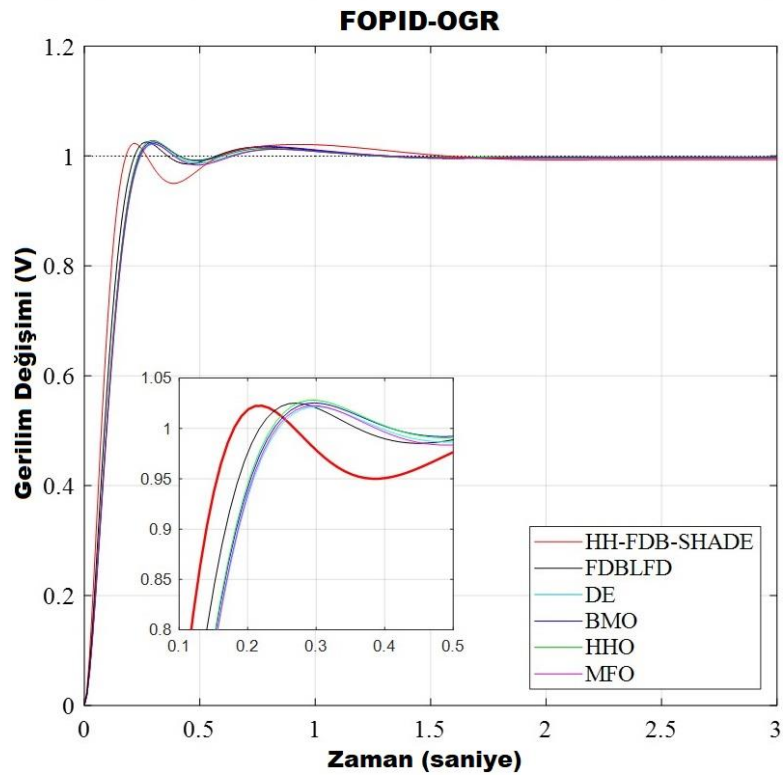
Şekil 5.8. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) T_A , (b) T_E , (c) T_G , (d) T_S .

Çizelge 5.17'de verilen sonuçlar detaylı olarak incelendiğinde, önerilen HH-FDB-SHADE algoritması, yükselme süresi açısından 0,116 değeriyle FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO'dan daha iyi sonuç vermektedir. Bu değer, FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmalarıyla elde edilen değerlerden sırasıyla %20,6897, %34,4828, %31,8966, %31,0345 ve %33,6207 oranında daha düşüktür. HH-FDB-SHADE algoritmasının oturma süresi için elde edilen 0,155 değeri, FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları ile elde edilen değerlerden %20,6452, %34,8387, %31,6129, %30,9677 ve %33,5484 oranlarında daha kısa sürede nominal çalışma değerine ulaşmaktadır.

Çizelge 5.17. FOPID denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.

Algoritma	K_p	K_i	K_d	λ	μ	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s(\pm\%5)$	OS (%)	ITAE	Uygunluk Değeri
HH-FDB-SHADE	1,9994	0,9897	0,3999	1,0627	1,3035	0,116	0,155	2,25	3,884	4,70610
FDB-LFD	1,9922	0,7527	0,3227	1,3927	1,2957	0,140	0,187	2,53	13,917	14,91524
DE	1,7428	0,6737	0,3016	1,3699	1,2664	0,156	0,209	2,15	14,481	15,58188
BMO	1,8108	0,7276	0,3024	1,3495	1,2743	0,153	0,204	2,54	13,348	14,43328
HHO	1,8336	0,7169	0,3044	1,4251	1,2730	0,152	0,203	2,81	17,486	18,57226
MFO	1,7139	0,6850	0,3085	1,3124	1,2588	0,155	0,207	2,26	11,632	12,72510

Aşım açısından bakıldığında HH-FDB-SHADE tüm algoritmalar arasında en etkili ikinci algoritmadır. Ancak aşım değeri açısından DE en etkili sonucu vermektedir. Belirlenen amaç fonksiyonuna göre karşılaştırılan tüm algoritmalarla elde edilen Zaman Mutlak Hatası (ITAE) ve uygunluk değerleri değerlendirildiğinde, HH-FDB-SHADE algoritmasının ITAE değeri bakımından FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları ile elde edilen sırasıyla 13,917, 14,481, 13,348, 17,486 ve 11,632 değerlerine göre 3,884 değeriyle daha düşük bir sonuç elde ettiği, ayrıca HH-FDB-SHADE algoritmasının 4,70610 değeriyle uygunluk değerleri için en iyi sonucu ve etkili performansı verdiği görülmektedir.



Şekil 5.9. FOPID denetleyicisi dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.

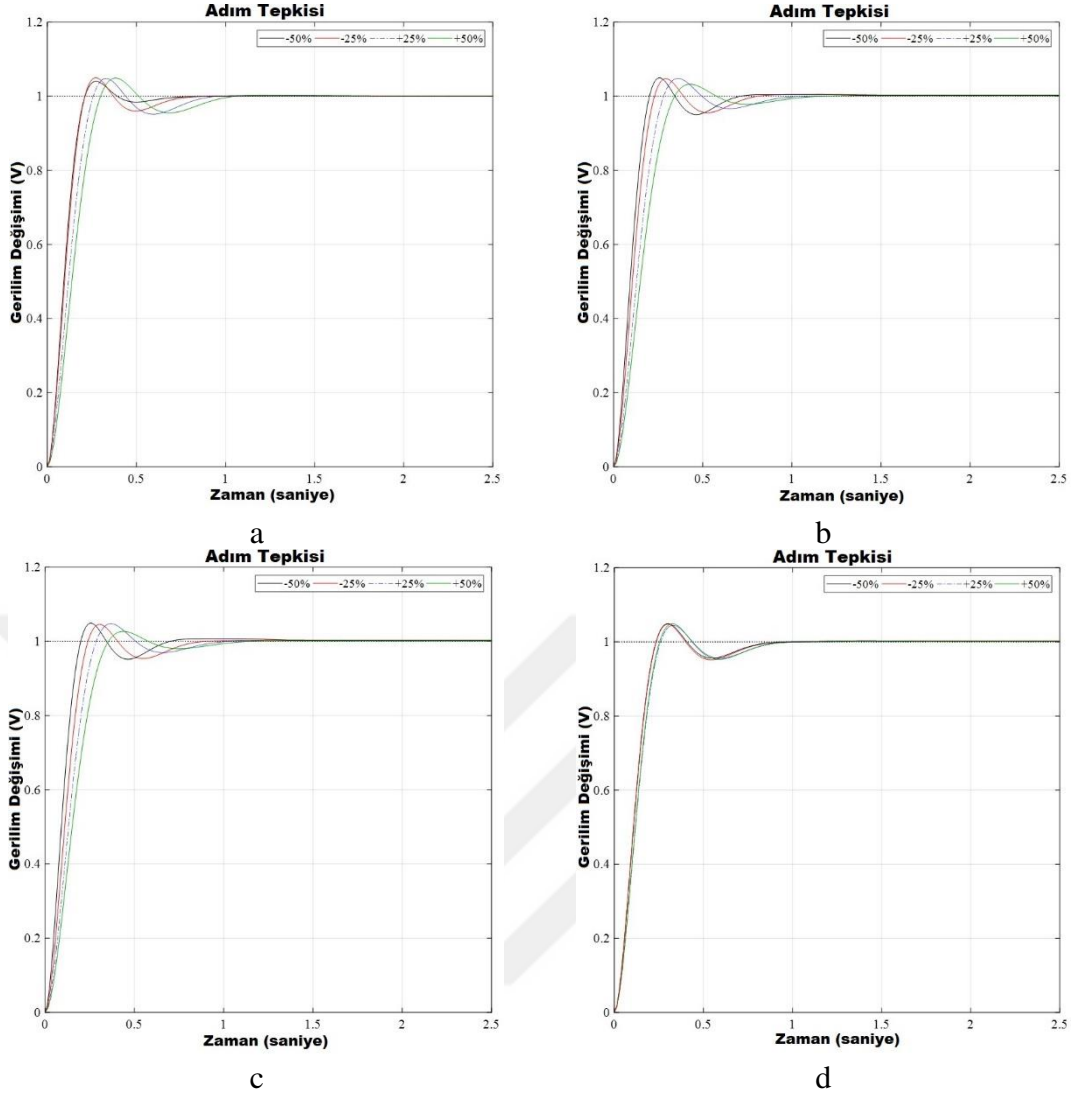
Tüm algoritmalar tarafından optimize edilen FOPID denetleyicisini de içeren OGR sisteminin adım tepki eğrileri, algoritmaların etkinliğini daha net bir şekilde incelemek için Şekil 5.9'da verilmiştir. Buna göre, SG'nin çıkış voltajı, tepe aşımı değerini minimum seviyelerde tutmayı amaçlayan minimum bir oturma süresiyle nominal değerde sabitlenmiştir.

Bir denetleyicinin performansını sağlamanın son adımı sağlamlık analizidir. Bu sağlamlık analizini gerçekleştirmek için, yükseltici, uyartım sistemi, generatör ve sensör bileşenlerinin zaman sabiti değerlerinin farklı nominal koşullardaki değişimleri dikkate alınarak HH-FDB-SHADE algoritması tarafından t_r , t_s , OS ve $ITAE$ bileşen değerleri elde edilmiştir. Elde edilen bu değerler Çizelge 5.18 ve Şekil 5.10'da ayrıntılı olarak görülebilir. Hem tablodan hem de grafiklerden görülebileceği gibi, önerilen HH-FDB-SHADE'nin zaman sabitlerindeki ani değişikliklere karşı etkili bir performans sağladığı görülmüştür.

Çizelge 5.18. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş FOPID denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.

Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s(\pm\%5)$	OS (%)	ITAE	Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s(\pm\%5)$	OS (%)	ITAE
T_A	-50	0,137	0,187	4,02	1,0430	T_G	-50	0,133	0,179	4,89	2,5104
	-25	0,139	0,189	4,97	1,7663		-25	0,158	0,214	4,57	2,3841
	+25	0,172	0,231	4,83	3,0336		+25	0,188	0,256	4,76	2,3764
	+50	0,199	0,268	4,94	3,3416		+50	0,226	0,308	2,71	2,6040
T_E	-50	0,133	0,180	4,96	1,9603	T_S	-50	0,155	0,210	4,96	2,1602
	-25	0,152	0,205	4,78	2,2936		-25	0,155	0,210	4,75	2,2719
	+25	0,185	0,251	4,85	2,4134		+25	0,171	0,232	4,51	2,4252
	+50	0,220	0,300	3,26	2,6339		+50	0,169	0,228	4,95	2,5351

Çizelge 5.18'deki değerlere göre çizilen Şekil 5.10'daki adım tepki eğrileri incelendiğinde, FOPID denetleyicinin t_r , t_s , ve OS değerleri dikkate alındığında, nominal olmayan her koşul için sistem kararlılığının sağlandığı görülmektedir.



Şekil 5.10. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) T_A , (b) T_E , (c) T_G , (d) T_S .

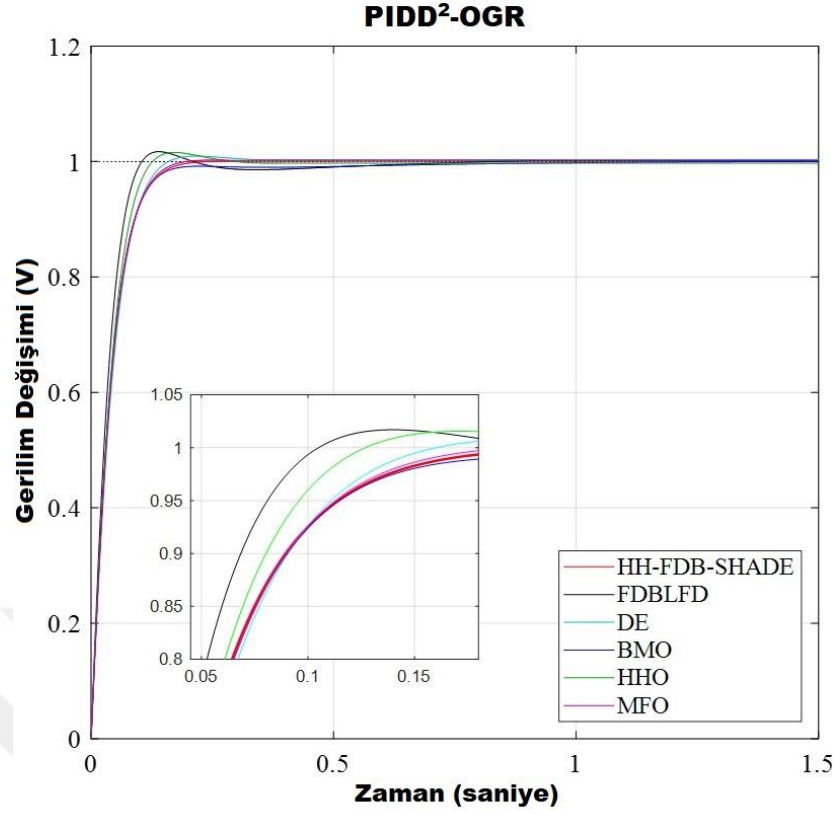
5.2.4. PIDD² Denetleyici Optimizasyonu

Başka bir denetleyici tipi olan PIDD²'de PID'den farklı olarak ikinci dereceden türev parametresi (K_{d2}) de bulunmaktadır. Dolayısıyla PIDD² denetleyicisinde orantılı (K_p), integral (K_i), türev (K_d) ve ikinci dereceden türev (K_{d2}) olmak üzere dört değişken bulunmaktadır. OGR'ye entegre edilen bu denetleyici parametreleri HH-FDB-SHADE, FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmaları ile optimize edilmiştir. Bu denetleyici için belirlenen amaç fonksiyonu FOPID'deki gibi Denklem (3.11)'de verilmiştir. Ayrıca parametrelerin minimum ve maksimum kısıtları Çizelge 5.12'de verilmiştir. Tüm algoritmalar tarafından optimize edilen denetleyici parametreleri, geçici tepki karakteristikleri, ITAE değerleri ve uygunluk değerleri Çizelge 5.19'da ayrıntılı olarak verilmiştir.

Çizelge 5.19. PIDD² denetleyicisinin parametre değerleri, geçici tepki karakteristikleri ve uygunluk değerleri.

Algoritmalar	K_p	K_i	K_d	K_{d2}	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\%5)$	$OS (\%)$	ITAE	Uygunluk Değeri
HH-FDB-SHADE	2,9927	1,9968	1,0754	0,0787	0,084	0,114	0,05	0,151	0,72183
FDB-LFD	3,0000	2,7469	1,4054	0,0851	0,064	0,081	1,70	1,913	2,35201
DE	3,0000	2,0335	1,0737	0,0729	0,085	0,111	0,92	0,239	0,81103
BMO	2,6912	1,7961	1,0850	0,0768	0,085	0,115	0,03	0,624	1,19911
HHO	3,0000	2,8541	1,2122	0,0758	0,075	0,096	1,56	1,779	2,28917
MFO	2,9999	2,0047	1,0747	0,0769	0,085	0,113	0,27	0,161	0,73028

Algoritmalar t_r , t_s , ve OS değerleri açısından incelendiğinde önerilen algoritmanın bazı algoritmalara göre daha iyi sonuçlar verirken, diğerlerine göre daha kötü sonuçlar verdiği görülmektedir. Ancak daha önce vurgulandığı gibi optimizasyon işlemi belirli bir amaç fonksiyonu ile yapılmaktadır. Bu amaç fonksiyonunun uygunluk değerlerine göre algoritma karşılaştırmaları yapıldığında önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının diğerlerinden daha iyi sonuçlar verdiği açıkça görülmektedir. Ayrıca, etkili bir optimizasyon işlemi yapabilmek için Denklem (3.11)'de görüldüğü gibi amaç fonksiyonu bileşenleri farklı ağırlık katsayıları (w_1 , w_2 , w_3 , w_4) ile dengelenmiş ancak optimizasyon sırasında ITAE bileşeni diğer bileşenlere göre daha baskındır. Dolayısıyla uygunluk değerine benzer şekilde önerilen HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen ITAE değeri diğer algoritmalarla karşı etkili sonuçlara sahiptir. HH-FDB-SHADE algoritmasının ITAE değeri 0,151 değeri ile diğer algoritmalarından etkili olmaktadır. Uygunluk değerlerine göre karşılaştırma yapılırsa, 0,72183 değerine sahip HH-FDB-SHADE algoritması, sırasıyla 2,35201, 0,81103, 1,19911, 2,28917 ve 0,73028 değerlerine sahip FDB-LFD, DE, BMO, HHO ve MFO algoritmalarına karşı en iyi sonuçları vermektedir. OGR sisteminin adım tepki eğrileri Şekil 5.11'de verilmiştir.



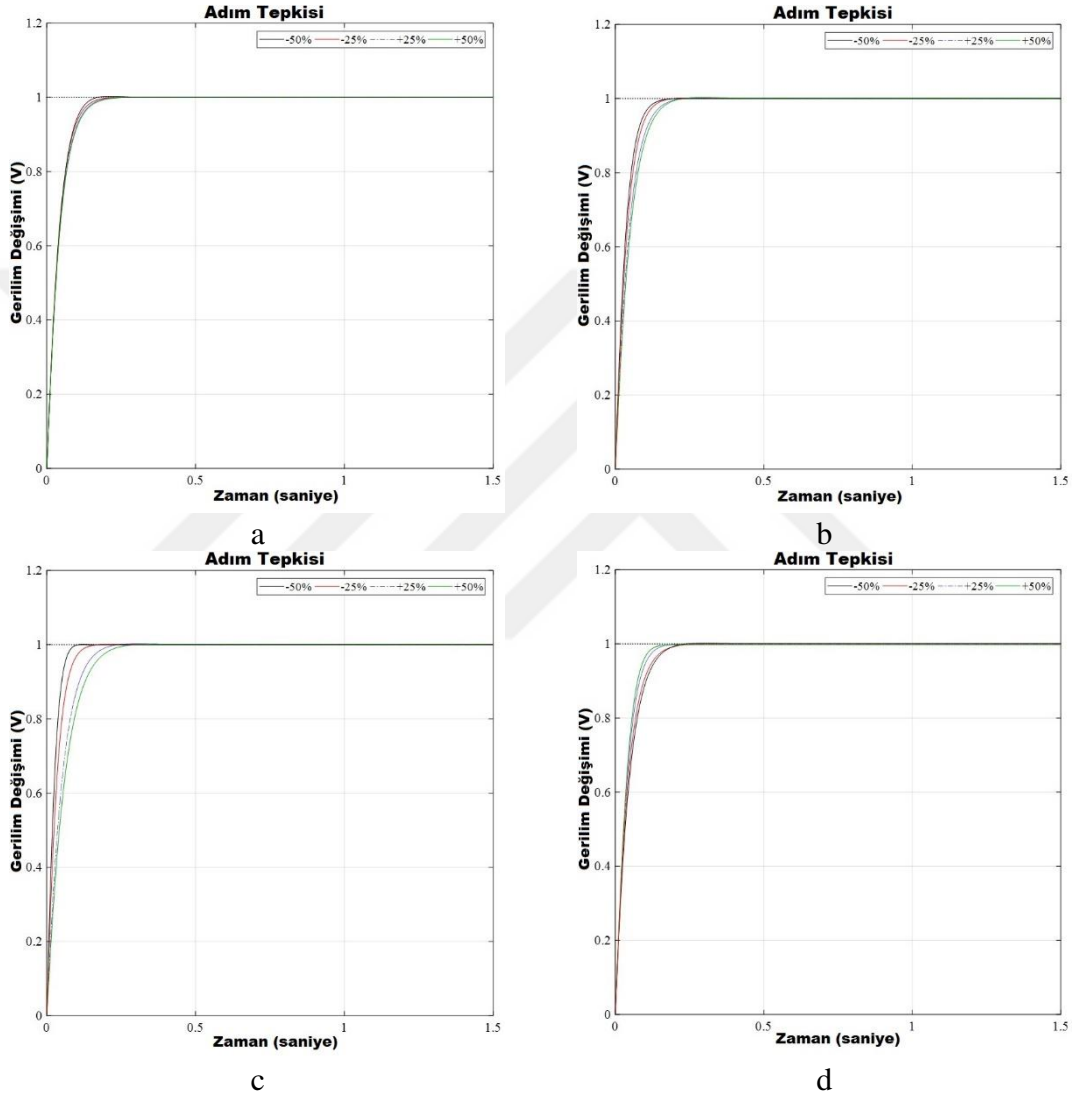
Şekil 5.11. PIDD² denetleyicisi de dahil olmak üzere OGR sisteminin adım tepki eğrileri.

Şekil 5.11, tüm algoritmalar tarafından optimize edilen PIDD² denetleyicisi içeren OGR sisteminin adım tepki eğrilerini göstermektedir. Şekil 5.11'e göre HH-FDB-SHADE algoritmasının sistem çıkış voltajını OS değeri, minimum t_r ve t_s değerleri açısından başarılı bir şekilde stabilize ettiği gözlemlenebilir.

Çizelge 5.20. HH-FDB-SHADE algoritması ile optimize edilmiş PIDD² denetleyicisi içeren OGR sisteminin farklı zaman sabitleri için sağlamlık analizinin test sonuçları.

Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s(\pm\%5)$	OS (%)	ITAE	Zaman Sabitleri	Değişim Oranı (%)	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s(\pm\%5)$	OS (%)	ITAE
T_A	-50	0,080	0,105	0,27	0,1415	T_G	-50	0,047	0,061	0,04	0,0482
	-25	0,082	0,110	0,00	0,1530		-25	0,066	0,088	0,06	0,0983
	+25	0,086	0,117	0,08	0,1610		+25	0,103	0,138	0,22	0,2297
	+50	0,088	0,119	0,00	0,1801		+50	0,121	0,162	0,13	0,3139
T_E	-50	0,069	0,093	0,00	0,1048	T_S	-50	0,098	0,132	0,19	0,2051
	-25	0,077	0,103	0,09	0,1300		-25	0,091	0,124	0,00	0,1826
	+25	0,092	0,123	0,12	0,1814		+25	0,077	0,103	0,00	0,1304
	+50	0,099	0,133	0,24	0,2258		+50	0,070	0,092	0,00	0,1223

Nominal koşullarda etkin bir performans gösteren HH-FDB-SHADE algoritmasının sağlamlık analizini test etmek için oluşturulan nominal olmayan koşulların sonuçları Çizelge 5.20’de detaylı olarak verilmiştir. Çizelgede yer alan t_r , t_s , OS ve $ITAE$ sonuçlarına bağlı olarak elde edilen grafikler ise Şekil 5.12’de verilmiştir. Hem tablonun hem de grafiklerin analizi sonucunda HH-FDB-SHADE ile optimize edilen PIDD² denetleyicisinin belirsiz koşullar için etkin sonuçlar verdiği sonucuna varılmıştır.



Şekil 5.12. HH-FDB-SHADE için -50% ile +50% arasındaki adım tepki eğrileri (a) T_A , (b) T_E , (c) T_G , (d) T_S .

5.2.5. HH-FDB-SHADE ile Optimize Edilmiş Denetleyicilere Genel Bakış

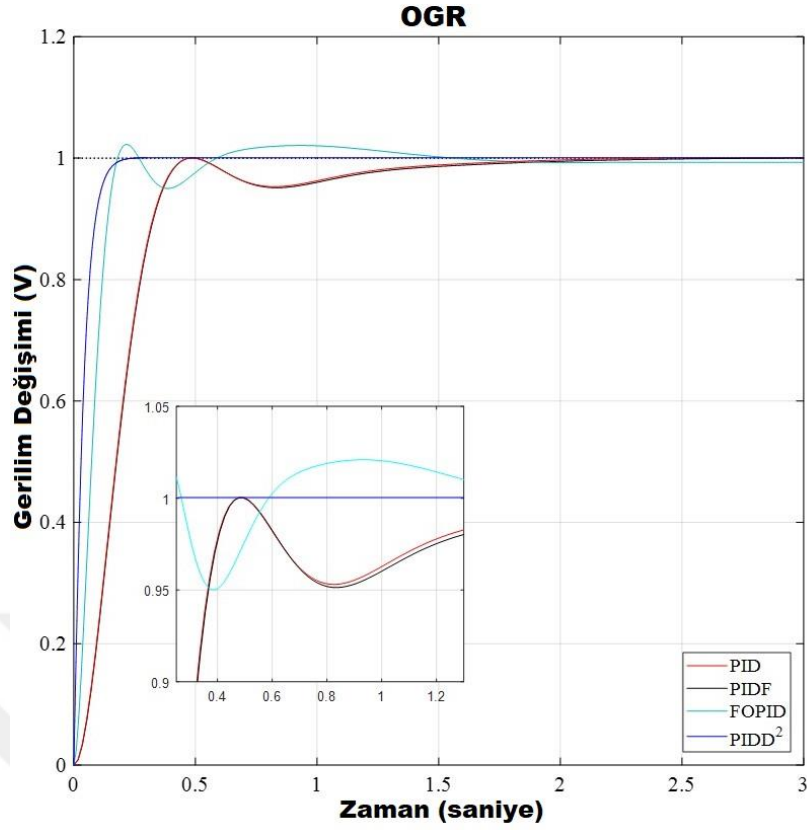
Bu alt bölümde, HH-FDB-SHADE algoritması kullanılarak optimize edilen tüm denetleyicilerin genel ve kapsamlı bir karşılaştırması yapılmıştır. Analizler sonucunda HH-FDB-SHADE algoritması temel alınarak optimize edilen dört farklı denetleyici ile

elde edilen geçici tepkilerin parametreleri, ITAE ve uygunluk değerleri Çizelge 5.21'de verilmiştir. ITAE bileşeni PID ve PIDF denetleyicilerin uygunluk fonksiyonlarında dikkate alınmadığından, PID ve PIDF denetleyicilerin ITAE değerleri aşağıdaki tabloda sunulmamıştır.

Çizelge 5.21. PID, PIDF, FOPID ve PIDD² denetleyicilerinin geçici tepki parametreleri, ITAE ve uygunluk değerleri.

Denetleyici	$t_r(0,1 \rightarrow 0,9)$	$t_s (\pm\%5)$	OS (%)	ITAE	Uygunluk Değeri
PID	0,263	0,365	0,02	-	0,03754
PIDF	0,264	0,367	0,05	-	0,03827
FOPID	0,116	0,155	2,25	3,884	4,70610
PIDD ²	0,084	0,114	0,05	0,151	0,72183

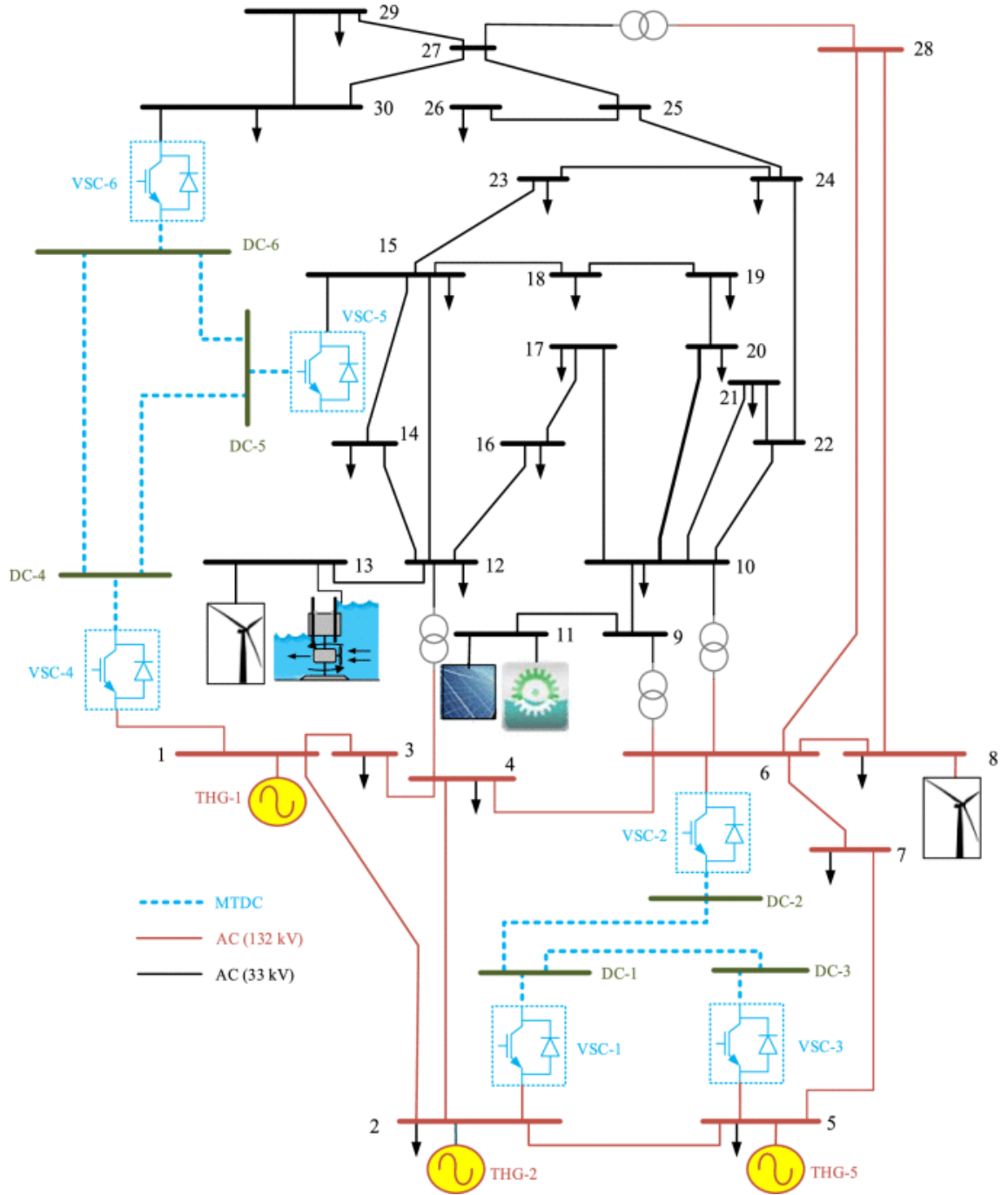
Çizelge 5.21'deki parametrelere göre yükselme süresi (t_r) açısından karşılaştırıldığında 0,084 s değeriyle en iyi sonucu veren denetleyici PIDD² olmuştur. PIDD² kullanılarak elde edilen yükselme süresi değeri PID denetleyiciden %213,09, PIDF denetleyiciden %214,28 ve FOPID denetleyiciden %38,09 daha iyi bulunmuştur. Yükselme süresinde olduğu gibi oturma süresi (t_s) değerine göre karşılaştırma yapıldığında PIDD² 0,114 s değeriyle en iyi sonucu vermiştir. Buna göre PIDD² sırasıyla %220,17, %221,92 ve %35,96 oranlarıyla PID, PIDF ve FOPID'ten daha düşük sonuçlar vermiştir. Aşım değerleri karşılaştırıldığında ise 0,02 değerine sahip PID diğerlerine göre en iyi sonucu veren denetleyici olmuştur. Bölüm 3'te belirtildiği gibi, optimizasyon işlemi PID ve PIDF için *OF1* amaç fonksiyonu ile, FOPID ve PIDD² için *OF2* amaç fonksiyonu ile yapıldığından, Çizelge 5.21'de verilen ITAE ve uygunluk değerlerinin karşılaştırılması kullanılan amaç fonksiyonlarına göre yapılmalıdır. Buna göre, ITAE açısından en iyi denetleyici 0,151 hata değeri ile PIDD² olmuştur. Elde edilen sonuçlar uygunluk değerleri açısından incelendiğinde, *OF1* amaç fonksiyonu için 0,03754 değerine sahip PID denetleyici, 0,03827 değerine sahip PIDF denetleyiciden daha iyi sonuçlar vermektedir. Öte yandan, 0,72183 değerine sahip PIDD² denetleyici, *OF2* amaç fonksiyonu için 4,70610 değerine sahip FOPID denetleyiciden çok daha etkili sonuçlar vermektedir. HH-FDB-SHADE ile optimize edilen PID, PIDF, FOPID ve PIDD² denetleyicileri tarafından elde edilen adım tepki eğrileri Şekil 5.13'te verilmiştir. Şekilden açıkça görülebileceği gibi, HH-FDB-SHADE ile optimize edilen PIDD² denetleyicisi OGR sistemine en iyi tepkiyi sağlamaktadır.



Şekil 5.13. PID, PIDF, FOPID ve PIDD² denetleyicileri tarafından elde edilen adım tepki eğrileri.

5.3. OPTİMAL AC/MTDC OPF PROBLEMİNDE HH-FDB-SHADE ALGORİTMASININ TEST EDİLMESİ

Bu bölümde, yenilenebilir enerji kaynakları ve VSC-MTDC iletim hatları ile modifiye edilmiş IEEE 30-baralı test sisteminin AC/MTDC OPF analizi gerçekleştirilmiştir. Modifiye edilmiş IEEE 30-baralı test sistemi Şekil 5.14’te sunulmuştur. Şekilden de görülebileceği üzere, 1., 2. ve 5. baralarda termal generatörler yer alırken, 8. barada rüzgar generatörü, 11. barada solar PV ve mini-hidro generatörler ve 13. barada ise rüzgar ve gelgit generatörleri yer almaktadır. Test sisteminde yer alan termal generatörlere ait maliyet ve emisyon katsayıları [90]’dan alınmış ve Çizelge 5.22’de verilmiştir. Ayrıca, yenilenebilir enerji kaynaklarına ait direkt, rezerv ve ceza maliyet katsayıları da Çizelge 5.23’te sunulmuştur [43], [90], [91].



Şekil 5.14. Modifiye edilmiş IEEE 30-baralı test sistemi [43].

Bunun yanı sıra, iki adet VSC tabanlı MTDC şebekesi AC güç sistemine bağlanmıştır. VSC-1, VSC-2 ve VSC-3'ten oluşan ilk MTDC şebekesi, sırasıyla AC taraftaki 2., 6. ve 5. baralara bağlanmışken, VSC-4, VSC-5 ve VSC-6'dan oluşan ikinci MTDC şebekesi de sırasıyla 1., 15. Ve 30. baralara bağlanmıştır [43].

Çizelge 5.22. Modifiye edilmiş IEEE 30-baralı test sistemindeki termal generatörlerin maliyet ve emisyon katsayıları.

Maliyet Katsayıları						
Bara No	Termal Generatör	a	b	c	d	e
1	T1	0,00375	2	0	18	0,037
2	T2	0,01750	1,75	0	16	0,038
8	T3	0,00834	3,25	0	12	0,045
Emisyon Katsayıları						
Bara No	Termal Generatör	α	β	γ	δ	μ
1	T1	4,091	-5,554	6,49	0,0002	6,667
2	T2	2,543	-6,047	5,638	0,0005	3,333
8	T3	5,326	-3,55	3,38	0,0020	2

Çizelge 5.23. YEK'lerin direkt, rezerv ve ceza maliyet katsayıları.

Bara No	Direkt Maliyet	Rezerv Maliyet	Ceza Maliyeti
8	$wp = 1,75$	$K_{RW} = 3,00$	$K_{PW} = 1,50$
11	$pv = 1,70, sh = 1,50$	$K_{Rpvsh} = 3,00$	$K_{Ppvsh} = 1,40$
13	$wp = 1,60, tdl = 1,80$	$K_{RW} = 3,00, K_{Rtdl} = 3,00$	$K_{PW} = 1,50, K_{Ptdl} = 1,60$

Bu başlık altında tanımlanan test sistemi, literatüre kazandırılması amaçlanan yeni HH-FDB-SHADE algoritmasının etkinliğini göstermek amacıyla çözümlenmiş ve daha önce literatürdeki AGDE [67], MPA [68] ve ASO [69], SFS [70], FDB-SFS [71] algoritmaları tarafından elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlarla adil bir karşılaştırma yapılabilmesi adına maksimum iterasyon sayısı 200 olarak belirlenmiş ve algoritmalar bağımsız 30 kere çalıştırılmıştır. Ayrıca algoritmalara ait parametre değerleri [43]'te verilmiştir.

5.3.1. Durum 1: Yakıt Maliyeti

Denklem (4.46), Durum 1 için amaç fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Bu durum için termal generatörlerin yanı sıra yenilenebilir enerji kaynaklarına ait maliyetler de amaç fonksiyonuna dahil edilmiştir. Belirlenen amaç fonksiyonuna ait simülasyon sonuç değerleri Çizelge 5.24'te yer almaktadır.

Çizelge 5.24. 5 farklı durum için tüm algoritmaların 30 çalıştırma ile elde edilen sonuçlarına ait minimum, ortalama, maksimum ve standart sapma değerleri.

Algoritmalar		Durum 1	Durum 2	Durum 3	Durum 4	Durum 5
		F_{obj1} (\$/h)	F_{obj2} (\$/h)	F_{obj3} (\$/h)	F_{obj4} (p.u)	F_{obj5} (MW)
AGDE	min	787,2136	818,2524	823,0232	0,0018	9,9618
	ort	787,7019	819,6377	824,3109	0,0024	10,6355
	maks	788,1656	821,3296	826,1794	0,0031	11,4122
	std	0,332	0,6863	0,7607	0,0003	0,4359
MPA	min	787,2966	819,1832	822,8075	0,0015	10,7951
	ort	788,565	824,2339	827,5855	0,0020	11,8991
	maks	790,4987	830,3371	835,091	0,0031	13,2549
	std	0,788	3,0001	2,8772	0,0003	0,5813
ASO	min	787,5004	822,5533	822,8918	0,0018	11,599
	ort	788,8601	840,7578	837,4699	0,0033	13,3752
	maks	791,2265	878,5727	859,5992	0,0076	16,5724
	std	0,7476	15,7713	11,2188	0,0013	1,35
SFS	min	786,8016	816,7361	821,3648	0,0014	9,6873
	ort	786,9192	817,7648	822,2435	0,0017	10,3801
	maks	787,0643	819,535	823,2179	0,0021	11,3193
	std	0,0672	0,798	0,5334	0,0001	0,4863
FDB-SFS	min	786,5361	815,6644	820,5991	0,0012	9,034
	ort	786,6538	816,1878	820,9182	0,0012	10,1893
	maks	786,8568	817,7411	821,845	0,0014	11,0083
	std	0,088	0,632	0,3511	0,0000	0,7068
HH-FDB-SHADE	min	786,0255	815,3913	820,2834	0,001169	8,8852
	ort	786,2052	815,5710	820,4817	0,001181	8,9611
	maks	786,5692	815,7014	821,1689	0,001234	9,0673
	std	0,1244	0,09859	0,2018	1,4214E-05	0,05190

Çizelgede yer alan sonuçlar minimum değerlere göre incelendiğinde, önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının 786,0255 \$/h değeri ile sırasıyla 787,2136 \$/h, 787,2966 \$/h, 787,5004 \$/h, 786,8016 \$/h ve 786,5361 \$/h maliyet değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından çok daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Ayrıca sonuçlar ortalama değerlere göre incelendiğinde, önerilen algoritmanın 786,2052

\$/h değeri ile sırasıyla 787,7019 \$/h, 788,565 \$/h, 788,8601 \$/h, 786,9192 \$/h ve 786,6538 \$/h maliyet değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından bir kez daha etkili sonuç verdiği gözlemlenmektedir. Bir başka bakış açısıyla, HH-FDB-SHADE algoritması sırasıyla AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarının minimum maliyet değerlerinden %0,1509, %0,1615, %0,1873, %0,0986 ve %0,0649 oranlarında daha az maliyet değerine sahiptir. 30 bağımsız çalıştırma arasından, HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen minimum uygunluk değeri için optimize edilmiş değişken değerleri Çizelge 5.25'te verilmiştir.

5.3.2. Durum 2: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti

Denklem (4.50), Durum 2 için amaç fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Bu durum için termal generatörlerdeki valf-nokta etkisi göz önünde bulundurulmuştur. Belirlenen amaç fonksiyonuna ait, tüm algoritmalarla elde edilen minimum, ortalama, maksimum ve standart sapma değerleri Çizelge 5.24'te yer almaktadır. Çizelgede yer alan sonuçlar minimum değerlere göre incelendiğinde, önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının 815,3913 \$/h değeri ile sırasıyla 818,2524 \$/h, 819,1832 \$/h, 822,5533 \$/h, 816,7361 \$/h ve 815,6644 \$/h maliyet değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından çok daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Ayrıca sonuçlar ortalama değerlere göre incelendiğinde, önerilen algoritmanın 815,5710 \$/h değeri ile sırasıyla 819,6377 \$/h, 824,2339 \$/h, 840,7578 \$/h, 817,7648 \$/h ve 816,1878 \$/h maliyet değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından bir kez daha etkili sonuç verdiği gözlemlenmektedir. Sonuç olarak, HH-FDB-SHADE algoritması karşılaştırma yapılan AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarının minimum maliyet değerlerinden sırasıyla %0,4962, %1,051, %2,9957, %0,2683 ve %0,0756 oranlarında daha az maliyet değerine sahiptir. Durum 2 için 30 bağımsız çalıştırma arasından, HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen minimum uygunluk değeri için optimize edilmiş değişken değerleri Çizelge 5.25'te verilmiştir.

5.3.3. Durum 3: Valf-Nokta Etkili Yakıt Maliyeti ve Emisyon Maliyeti

Enerji üretiminde dikkat edilmesi ve üzerinde yoğunlaşılması gereken bir önemli konu da doğaya verilen zararın minimum düzeyde tutulmasıdır. Bu sebeple de termal generatörlerin enerji üretimi sırasında oluşan emisyonun da göz önünde bulundurulması ve optimize edilmesi gereken amaç fonksiyonlarına dahil edilmesi önem arz etmektedir.

Çizelge 5.25. Her durum için en iyi uygunluk değerine ait değişken değerleri.

Parametreler	Min	Maks	Durum 1	Durum 2	Durum 3	Durum 4	Durum 5
P_{tgh1} (MW)	50	200	167,4752	199,9695	142,9390	85,5356	50,0963
P_{tgh2} (MW)	20	80	45,9927	23,9114	56,5506	71,0367	61,1773
P_{tgh5} (MW)	15	50	19,9811	15,0148	19,8142	47,3509	49,9334
P_w (MW)	0	45	27,8122	25,7973	34,3089	44,1909	44,9406
P_{pvsh} (MW)	0	50	12,2860	11,7650	14,5568	48,4687	48,3470
P_{wtdl} (MW)	0	40	22,9310	21,4299	27,3965	0,1103	37,7905
V_1 (p.u)	0,95	1,10	1,0832	1,0861	1,0789	0,9928	1,0649
V_2 (p.u)	0,95	1,10	1,0664	1,0652	1,0653	0,9989	1,0611
V_5 (p.u)	0,95	1,10	1,0448	1,0428	1,0432	1,0150	1,0459
V_8 (p.u)	0,95	1,10	1,0477	1,0459	1,0484	1,0019	1,0509
V_{11} (p.u)	0,95	1,10	1,1000	1,0974	1,0995	1,0525	1,0968
V_{13} (p.u)	0,95	1,10	1,0736	1,0683	1,0785	1,0097	1,0792
t_{11} (p.u)	0,9	1,1	1,0251	0,9959	1,0268	1,0300	1,0079
t_{12} (p.u)	0,9	1,1	0,9049	0,9471	0,9002	0,9000	0,9184
t_{15} (p.u)	0,9	1,1	0,9939	0,9998	1,0049	1,0307	1,0173
t_{36} (p.u)	0,9	1,1	1,0011	1,0011	0,9941	0,9647	0,9946
Q_{tgh1} (MVar)	-20	150	-5,8944	-0,8026	-9,9872	-11,1242	-10,6862
Q_{tgh2} (MVar)	-20	60	8,3478	9,6680	7,1593	28,1035	1,6387
Q_{tgh5} (MVar)	-15	62,5	24,7616	25,4802	23,7262	52,7377	21,9736
Q_w (MVar)	-18	22,5	22,4187	22,1810	22,4146	22,2190	21,3382
Q_{pvsh} (MVar)	-16	20	23,6609	20,1187	23,4715	24,2734	21,8280
Q_{wtdl} (MVar)	-16	20	10,8157	11,0580	14,7118	5,6358	18,6326
P_{s2} (MW)	-100	100	6,7176	6,4282	5,2783	0,1418	0,4005
P_{s3} (MW)	-100	100	25,1812	26,4367	25,2238	0,6486	13,6458
P_{s5} (MW)	-100	100	12,4239	14,5504	10,4995	0,0003	2,3937
P_{s6} (MW)	-100	100	11,9844	12,7676	10,9098	0,0255	7,8738
Q_{s1} (MVar)	-100	100	9,8480	10,7175	10,3256	-26,9165	11,7431
Q_{s4} (MVar)	-100	100	9,2782	6,0365	10,4202	-27,2851	8,6050
V_{c2} (p.u)	0,9	1,1	1,0501	1,0485	1,0503	1,0035	1,0521
V_{c3} (p.u)	0,9	1,1	0,9074	1,0160	0,9177	0,9823	1,0971
V_{c5} (p.u)	0,9	1,1	1,0529	1,0482	1,0526	1,0130	1,0470
V_{c6} (p.u)	0,9	1,1	1,0600	1,0600	1,0595	0,9993	1,0582
$V_{dc,1}$ (p.u)	0,9	1,1	1,1000	1,0999	1,0988	1,0007	1,0995
$V_{dc,4}$ (p.u)	0,9	1,1	1,0998	1,0989	1,0989	1,0004	1,0751
P_{AC_loss} (MW)			4,7877	5,9869	4,0467	4,9356	1,6661
P_{DC_loss} (MW)			0,4676	0,5291	0,4313	0,0051	0,1274
P_{VSC_loss} (MW)			7,8230	7,9718	7,6882	8,3524	7,0917
Toplam Maliyet (\$/h)			786,0255	815,3913	820,2834	973,5000	964,1306
VD (p.u)			0,1056	0,0984	0,1059	0,001169	0,0947
P_{loss} (MW)			13,0782	14,4878	12,1662	13,2931	8,8852

Denklem (4.51), Durum 3 için amaç fonksiyonu olarak kullanılmış ve C_{tax} katsayısı yardımı ile emisyon maliyeti amaç fonksiyonuna eklenmiştir. Bir önceki durumda olduğu gibi termal generatörlerdeki valf-nokta etkisi göz önünde bulundurulmuştur. Belirlenen

amaç fonksiyonuna ait, tüm algoritmalarla elde edilen minimum, ortalama, maksimum ve standart sapma değerleri Çizelge 5.24'te yer almaktadır. Çizelgede yer alan sonuçlar minimum değerlere göre incelendiğinde, önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının 820,2834 \$/h değeri ile sırasıyla 823,0232 \$/h, 822,8075 \$/h, 822,8918 \$/h, 821,3648 \$/h ve 820,5991 \$/h maliyet değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından çok daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Ayrıca, sonuçlar ortalama değerlere göre incelendiğinde, önerilen algoritmanın 820,4817 \$/h değeri ile sırasıyla 824,3109 \$/h, 827,5855 \$/h, 837,4699 \$/h, 822,2435 \$/h ve 820,9182 \$/h maliyet değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından daha etkili sonuç verdiği de gözlemlenmektedir. Sonuç olarak, HH-FDB-SHADE algoritması karşılaştırma yapılan AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarının minimum maliyet değerlerinden sırasıyla 2,7398 \$/h, 2,5241 \$/h, 2,6084 \$/h, 1,0814 \$/h ve 0,3157 \$/h daha az maliyet değerine sahiptir. Durum 3 için 30 bağımsız çalıştırma arasından, HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen minimum uygunluk değeri için optimize edilmiş değişken değerleri Çizelge 5.25'te verilmiştir.

5.3.4. Durum 4: Gerilim Sapması

Durum 4 için amaç fonksiyonu, Denklem (4.52)'de verildiği üzere AC ve DC şebekelerde yer alan yük baralarındaki gerilim sapmalarını minimum seviyeye getirmektir. Tüm algoritmalarla elde edilen minimum, ortalama, maksimum ve standart sapma değerleri Çizelge 5.24'te yer almaktadır. Çizelgede yer alan sonuçlar minimum değerlere göre incelendiğinde, önerilen HH-FDB-SHADE algoritması, 0,001169 p.u. minimum değeri ve 0,001181 p.u. ortalama değeri ile diğer algoritmalarından daha etkili sonuç vermiştir. Durum 4 için 30 bağımsız çalıştırma arasından, HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen minimum uygunluk değeri için değişken değerleri Çizelge 5.25'te sunulmuştur.

5.3.5. Durum 5: Aktif Güç Kaybı

Enerji üretiminde dikkat edilmesi ve üzerinde yoğunlaşılması gereken bir diğer önemli konu da verimliliği de artırmak adına aktif güç kaybını minimum düzeyde tutmaktır. Denklem (4.53), Durum 5 için amaç fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Belirlenen amaç fonksiyonuna ait, tüm algoritmalarla elde edilen minimum, ortalama, maksimum ve standart sapma değerleri Çizelge 5.24'te yer almaktadır. Çizelgede yer alan sonuçlar minimum değerlere göre incelendiğinde, önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının 8,8852 MW değeri ile sırasıyla 9,9618 MW, 10,7951 MW, 11,599 MW, 9,6873 MW ve

9,034 MW güç değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından daha düşük aktif güç kaybı sağladığı görülmektedir. Ayrıca sonuçlar ortalama değerlere göre incelendiğinde, önerilen algoritmanın 8,9611 MW değeri ile sırasıyla 10,6355 MW, 11,8991 MW, 13,3752 MW, 10,3801 MW ve 10,1893 MW güç değerlerine sahip AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarından daha etkili sonuç verdiği gözlemlenmektedir. Sonuç olarak, HH-FDB-SHADE algoritması karşılaştırma yapılan AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarının minimum güç kaybı değerlerinden sırasıyla 1,0766 MW, 1,9099 MW, 2,7138 MW, 0,8021 MW ve 0,1488 MW daha az güç kaybı değerine sahiptir. Ayrıca, önerilen algoritma AGDE, MPA, ASO, SFS ve FDB-SFS algoritmalarının minimum güç kaybı değerlerinden sırasıyla %10,8073, %17,6923, %23,3968, %8,2799 ve %1,6471 oranlarında daha az güç kaybı değerine sahiptir. Durum 5 için 30 bağımsız çalıştırma arasından, HH-FDB-SHADE algoritması ile elde edilen minimum uygunluk değeri için optimize edilmiş değişken değerleri Çizelge 5.25'te verilmiştir.

6. SONUÇ

Bu tezde, Hiper-Sezgisel yaklaşımdan esinlenerek geliştirilen Hiper-Sezgisel Uygunluk-Mesafe Dengesi Başarı-Tarih Temelli Uyarlanabilir Diferansiyel Evrim (HH-FDB-SHADE) algoritması yeni bir optimizasyon yöntemi olarak geliştirilmiştir. SHADE algoritmasına dayalı önerilen optimizasyon yönteminde, Hiper-Sezgisel'in iki temel ögesinden biri olan Hiper Seçim Arayüzü için Uygunluk-Mesafe Dengesi yöntemi kullanılmıştır. Bir diğer temel öge olan Düşük Seviye Sezgisel havuzunu oluşturmak için toplam on farklı operatör kullanılmıştır. HH-FDB-SHADE algoritmasının etkinliğini analiz etmek için CEC-17 ve CEC-20 kıyaslama fonksiyonları analiz edilmiş ve sonuçlar havuzdaki yöntemlerle istatistiksel olarak karşılaştırılmıştır. Ayrıca literatürde sıkça kullanılan Otomatik Gerilim Regülatörü sistemine entegre edilmiş Orantılı İntegral Türev (PID), türev filtreli PID (PIDF), kesir dereceli PID (FOPID) ve ikinci dereceden türev operatörlü PID denetleyici (PIDD²) denetleyicilerin optimizasyonu yapılarak önerilen algoritmanın gerçek yaşam problemlerindeki performansı gösterilmiştir. Elde edilen sonuçlar literatürde yer alan Uygunluk-Mesafe Dengesi Lévy Uçuş Dağılımı, Diferansiyel Evrim, Harris Hawks Optimizasyonu, Barnacles Çiftleşme Optimizasyonu ve Güve Alevi Optimizasyonu algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Önerilen HH-FDB-SHADE algoritmasının etkinliğini test etmek amacıyla kullanılan bir diğer mühendislik problemlerinden birisi de Alternatif Akım/Çok Terminalli Doğru Akım Entegreli Optimal Güç Akışıdır. Bu problem içerisinde yakıt maliyeti, valf-nokta etkili yakıt maliyeti, valf-nokta etkili yakıt ve emisyon maliyetleri, gerilim sapması ve aktif güç kaybı amaç fonksiyonları için optimizasyon işlemleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, Uyarlamalı Yönlendirilmiş Diferansiyel Evrim, Deniz Yırtıcıları Algoritması, Atom Arama Optimizasyonu, Stokastik Fraktal Arama ve Uygunluk-Mesafe Dengesi tabanlı Stokastik Fraktal Arama algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Çalışmalar genel olarak değerlendirildiğinde önerilen algoritma hem kıyaslama fonksiyonlarının hem de gerçek dünya mühendislik problemlerinin çözümünde etkili sonuçlar sağlamakta olduğu söylenebilir.

7. KAYNAKLAR

- [1] L. Abualigah, D. Yousri, M. A. Elaziz, A. A. Ewees, M. A. A. Al-qaness, ve A. H. Gandomi, “Aquila Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm”, *Comput. Ind. Eng.*, c. 157, s. 107250, 2021.
- [2] B. Akay ve D. Karaboga, “A survey on the applications of artificial bee colony in signal, image, and video processing”, *Signal, Image Video Process.*, c. 9, ss. 967–990, 2015.
- [3] B. Morales-Castañeda, D. Zaldívar, E. Cuevas, F. Fausto, ve A. Rodríguez, “A better balance in metaheuristic algorithms: Does it exist?”, *Swarm Evol. Comput.*, c. 54, s. 100671, May. 2020, doi: 10.1016/J.SWEVO.2020.100671.
- [4] J. Xu ve J. Zhang, “Exploration-exploitation tradeoffs in metaheuristics: Survey and analysis”, *Proc. 33rd Chinese Control Conf. CCC 2014*, ss. 8633–8638, Eyl. 2014, doi: 10.1109/CHICC.2014.6896450.
- [5] E. K. Burke, M. R. Hyde, G. Kendall, G. Ochoa, E. Özcan, ve J. R. Woodward, “A Classification of Hyper-Heuristic Approaches: Revisited”, *Handbook of Metaheuristics*, 2019, ss. 453–477.
- [6] R. A. Gonçalves, C. P. Almeida, S. M. Venske, J. N. Kuk, L. M. Pavelski, ve M. R. Delgado, “A Hyper-Heuristic for the Environmental/Economic Dispatch Optimization Problem”, *2015 Brazilian Conference on Intelligent Systems (BRACIS)*, Natal, Brezilya, 2015, ss. 7–12.
- [7] M. H. Sulaiman ve Z. Mustaffa, “Hyper-heuristic strategies for optimal power flow problem with FACTS devices allocation in wind power integrated system”, *Results Control Optim.*, c. 14, s. 100373, 2024.
- [8] L. Yang, D. He, ve B. Li, “A Selection Hyper-Heuristic Algorithm for Multiobjective Dynamic Economic and Environmental Load Dispatch”, *Complexity*, c. 2020, ss. 1–18, Oca. 2020.
- [9] L. Kanagasabai, “Real power loss reduction by Q-learning and hyper-heuristic method”, *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, c. 13, sayı 4, ss. 1607–1622, 2022.
- [10] S. Chatterjee ve V. Mukherjee, “PID controller for automatic voltage regulator using teaching–learning based optimization technique”, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, c. 77, ss. 418–429, May. 2016.

- [11] S. Ekinçi ve B. Hekimoğlu, “Improved Kidney-Inspired Algorithm Approach for Tuning of PID Controller in AVR System”, *IEEE Access*, c. 7, ss. 39935–39947, 2019.
- [12] W. K. Ho, C. C. Hang, ve L. S. Cao, “Tuning of PID controllers based on gain and phase margin specifications”, *Automatica*, c. 31, sayı 3, ss. 497–502, Mar. 1995.
- [13] J. G. Ziegler ve N. B. Nichols, “Optimum Settings for Automatic Controllers”, *Trans. Am. Soc. Mech. Eng.*, c. 64, sayı 8, ss. 759–765, 2022.
- [14] N. Farouk ve T. Bingqi, “Application of self-tuning fuzzy PID controller on the AVR system”, *2012 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation ICMA 2012*, Çengdu, Çin, 2012, ss. 2510–2514.
- [15] A. J. H. Al Gizi, M. W. Mustafa, N. A. Al-geelani, ve M. A. Alsaedi, “Sugeno fuzzy PID tuning, by genetic-neutral for AVR in electrical power generation”, *Appl. Soft Comput.*, c. 28, ss. 226–236, Mar. 2015.
- [16] Z. L. Gaing, “A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system”, *IEEE Trans. Energy Convers.*, c. 19, sayı 2, ss. 384–391, Haz. 2004.
- [17] V. Mukherjee ve S. P. Ghoshal, “Intelligent particle swarm optimized fuzzy PID controller for AVR system”, *Electr. Power Syst. Res.*, c. 77, sayı 12, ss. 1689–1698, Eki. 2007.
- [18] H. Zhu, L. Li, Y. Zhao, Y. Guo, ve Y. Yang, “CAS algorithm-based optimum design of PID controller in AVR system”, *Chaos, Solitons & Fractals*, c. 42, sayı 2, ss. 792–800, Eki. 2009.
- [19] H. Gozde ve M. Cengiz Taplamacioglu, “Comparative performance analysis of artificial bee colony algorithm for automatic voltage regulator (AVR) system”, *J. Franklin Inst.*, c. 348, ss. 1927–1946, 2011.
- [20] U. Güvenç, T. Yiğit, A. H. Işık, ve I. Akkaya, “Performance analysis of biogeography-based optimization for automatic voltage regulator system”, *Turkish J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, c. 24, sayı 3, ss. 1150–1162, Oca. 2016.
- [21] S. Anbarasi ve S. Muralidharan, “Enhancing the transient performances and stability of AVR system with BFOA tuned PID controller”, *J. Control Eng. Appl. Informatics*, c. 18, sayı 1, ss. 20–29, 2016.
- [22] Z. Bingul ve O. Karahan, “A novel performance criterion approach to optimum design of PID controller using cuckoo search algorithm for AVR system”, *J. Franklin Inst.*, c. 355, sayı 13, ss. 5534–5559, Eyl. 2018.

- [23] E. Çelik, “Incorporation of stochastic fractal search algorithm into efficient design of PID controller for an automatic voltage regulator system”, *Neural Comput. Appl.*, c. 30, sayı 6, ss. 1991–2002, 2018.
- [24] E. Kose, “Optimal Control of AVR System with Tree Seed Algorithm-Based PID Controller”, *IEEE Access*, c. 8, ss. 89457–89467, 2020.
- [25] M. Issa, “Enhanced Arithmetic Optimization Algorithm for Parameter Estimation of PID Controller”, *Arab. J. Sci. Eng.*, c. 48, sayı 2, ss. 2191–2205, 2023.
- [26] J. Y. Cao, J. Liang, ve B. G. Cao, “Optimization of Fractional Order PID controllers based on genetic algorithms”, *2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics ICMMLC 2005*, Guangzhou, Çin, 2005, ss. 5686–5689.
- [27] M. Zamani, M. Karimi-Ghartemani, N. Sadati, ve M. Parniani, “Design of a fractional order PID controller for an AVR using particle swarm optimization”, *Control Eng. Pract.*, c. 17, sayı 12, ss. 1380–1387, Ara. 2009.
- [28] X. Liu, “Optimization design on fractional order PID controller based on adaptive particle swarm optimization algorithm”, *Nonlinear Dyn.*, c. 84, sayı 1, ss. 379–386, 2016.
- [29] D. Izci, S. Ekinçi, H. L. Zeynelgil, ve J. Hedley, “Fractional Order PID Design based on Novel Improved Slime Mould Algorithm”, *Electr. Power Components Syst.*, c. 49, sayı 9–10, ss. 901–918, 2021.
- [30] M. A. Sahib, “A novel optimal PID plus second order derivative controller for AVR system”, *Eng. Sci. Technol. an Int. J.*, c. 18, sayı 2, ss. 194–206, 2015.
- [31] M. Micev, M. Calasan, ve M. Radulovic, “Optimal design of real PID plus second-order derivative controller for AVR system”, *2021 25th International Conference on Information Technology (IT)*, Žabljak, Karadağ, 2021, ss. 1–4.
- [32] M. Sharma, R. K. Bansal, S. Prakash, ve S. Dhundhara, “Frequency Regulation in PV integrated Power System using MFO tuned PIDF controller”, *2018 IEEE 8th Power India International Conference (PIICON)*, Kurukshetra, Hindistan, 2018, ss. 1–6.
- [33] M. E. Ortiz-Quisbert, M. A. Duarte-Mermoud, F. Milla, R. Castro-Linares, ve G. Lefranc, “Optimal fractional order adaptive controllers for AVR applications”, *Electr. Eng.*, c. 100, sayı 1, ss. 267–283, 2018.
- [34] B. Ozgenc, M. S. Ayas, ve I. H. Altas, “Performance improvement of an AVR system by symbiotic organism search algorithm-based PID-F controller”, *Neural Comput. Appl.*, c. 34, sayı 10, ss. 7899–7908, May. 2022.

- [35] M. Micev, M. Čalasan, Z. M. Ali, H. M. Hasanien, ve S. H. E. Abdel Aleem, “Optimal design of automatic voltage regulation controller using hybrid simulated annealing – Manta ray foraging optimization algorithm”, *Ain Shams Eng. J.*, c. 12, sayı 1, ss. 641–657, 2021.
- [36] S. M. A. Altbawi, A. S. Bin Mokhtar, T. A. Jumani, I. Khan, N. N. Hamadneh, ve A. Khan, “Optimal design of Fractional order PID controller based Automatic voltage regulator system using gradient-based optimization algorithm”, *J. King Saud Univ. - Eng. Sci.*, Ağu. 2021, doi: 10.1016/J.JKSUES.2021.07.009.
- [37] D. Izci, S. Ekinici, ve S. Mirjalili, “Optimal PID plus second-order derivative controller design for AVR system using a modified Runge Kutta optimizer and Bode’s ideal reference model”, *Int. J. Dyn. Control*, c. 11, sayı 3, ss. 1247–1264, 2023.
- [38] H. Bakir, U. Guvenc, H. Tolga Kahraman, ve S. Duman, “Improved Lévy flight distribution algorithm with FDB-based guiding mechanism for AVR system optimal design”, *Comput. Ind. Eng.*, c. 168, sayı February, s. 108032, 2022.
- [39] E. Kaymaz. “Güç sistemleri denetleyici parametrelerinin uygunluk mesafe dengesi tabanlı sosyal ağ arama algoritması kullanılarak belirlenmesi”. Doktora Tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Düzce Üniversitesi, Düzce, Türkiye, 2023.
- [40] S. Duman, J. Li, ve L. Wu, “AC optimal power flow with thermal–wind–solar–tidal systems using the symbiotic organisms search algorithm”, *IET Renew. Power Gener.*, c. 15, sayı 2, ss. 278–296, Şub. 2021.
- [41] U. Guvenc, S. Duman, H. T. Kahraman, S. Aras, ve M. Katı, “Fitness–Distance Balance based adaptive guided differential evolution algorithm for security-constrained optimal power flow problem incorporating renewable energy sources”, *Appl. Soft Comput.*, c. 108, s. 107421, Eyl. 2021.
- [42] L. H. Pham, B. H. Dinh, ve T. T. Nguyen, “Optimal power flow for an integrated wind-solar-hydro-thermal power system considering uncertainty of wind speed and solar radiation”, *Neural Comput. Appl.*, c. 34, sayı 13, ss. 10655–10689, Tem. 2022.
- [43] H. Bakir, U. Guvenc, S. Duman, ve H. T. Kahraman, “Optimal Power Flow for Hybrid AC/DC Electrical Networks Configured With VSC-MTDC Transmission Lines and Renewable Energy Sources”, *IEEE Syst. J.*, c. 17, sayı 3, ss. 3938–3949, Eyl. 2023.
- [44] G. Castanon, A. M. Sarmiento, A. F. Martinez-Herrera, A. Aragon-Zavala, F. Lezama, ve Z. Vale, “Comparative Analysis of Metaheuristics for Solving the Optimal Power Flow With Renewable Sources and Valve-Point Constraints”, *IEEE Access*, c. 12, ss. 99422–99438, 2024.

- [45] A. A. Mohamed, S. Kamel, M. H. Hassan, ve J. L. Domínguez-García, “Optimal Power Flow Incorporating Renewable Energy Sources and FACTS Devices: A Chaos Game Optimization Approach”, *IEEE Access*, c. 12, ss. 23338–23362, 2024.
- [46] R. Roy ve H. T. Jadhav, “Optimal power flow solution of power system incorporating stochastic wind power using Gbest guided artificial bee colony algorithm”, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, c. 64, ss. 562–578, Oca. 2015.
- [47] C. Mishra, S. P. Singh, ve J. Rokadia, “Optimal power flow in the presence of wind power using modified cuckoo search”, *IET Gener. Transm. Distrib.*, c. 9, sayı 7, ss. 615–626, Nis. 2015.
- [48] I. U. Khan, N. Javaid, K. A. A. Gamage, C. James Taylor, S. Baig, ve X. Ma, “Heuristic Algorithm Based Optimal Power Flow Model Incorporating Stochastic Renewable Energy Sources”, *IEEE Access*, c. 8, ss. 148622–148643, 2020.
- [49] M. H. Sulaiman ve Z. Mustaffa, “Solving optimal power flow problem with stochastic wind–solar–small hydro power using barnacles mating optimizer”, *Control Eng. Pract.*, c. 106, s. 104672, Oca. 2021.
- [50] A. Maheshwari, Y. R. Sood, ve S. Jaiswal, “Flow direction algorithm-based optimal power flow analysis in the presence of stochastic renewable energy sources”, *Electr. Power Syst. Res.*, c. 216, s. 109087, Mar. 2023.
- [51] A. B. Barnawi, “Development and analysis of AC optimal power flow optimization algorithms for minimization of cost and emissions with stochastic renewables”, *Energy Reports*, c. 11, ss. 2059–2076, Haz. 2024.
- [52] N. Mohd Zainuddin vd., “Review of Thermal Stress and Condition Monitoring Technologies for Overhead Transmission Lines: Issues and Challenges”, *IEEE Access*, c. 8, ss. 120053–120081, 2020.
- [53] J. Cao, W. Du, H. F. Wang, ve S. Q. Bu, “Minimization of transmission loss in meshed AC/DC grids with VSC-MTDC networks”, *IEEE Trans. Power Syst.*, c. 28, sayı 3, ss. 3047–3055, 2013.
- [54] E. E. Elattar, A. M. Shaheen, A. M. Elsayed, ve R. A. El-Sehiemy, “Optimal power flow with emerged technologies of voltage source converter stations in meshed power systems”, *IEEE Access*, c. 8, ss. 166963–166979, 2020.
- [55] D. T. Abdul-hamied, A. M. Shaheen, W. A. Salem, W. I. Gabr, ve R. A. El-sehiemy, “Equilibrium optimizer based multi dimensions operation of hybrid AC/DC grids”, *Alexandria Eng. J.*, c. 59, sayı 6, ss. 4787–4803, Ara. 2020.

- [56] A. M. Shaheen, A. M. Elsayed, ve R. A. El-Sehiemy, “Optimal Economic-Environmental Operation for AC-MTDC Grids by Improved Crow Search Algorithm”, *IEEE Syst. J.*, c. 16, sayı 1, ss. 1270–1277, Mar. 2022.
- [57] S. Sarhan, A. M. Shaheen, R. A. El-Sehiemy, ve M. Gafar, “Enhanced Teaching Learning-Based Algorithm for Fuel Costs and Losses Minimization in AC-DC Systems”, *Math.*, c. 10, sayı 13, s. 2337, Tem. 2022.
- [58] R. Tanabe ve A. Fukunaga, “Success-history based parameter adaptation for Differential Evolution”, *2013 IEEE Congr. Evol. Comput. CEC 2013*, sayı 3, ss. 71–78, 2013.
- [59] J. Zhang ve A. C. Sanderson, “JADE: Adaptive Differential Evolution With Optional External Archive”, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, c. 13, sayı 5, ss. 945–958, 2009.
- [60] H. T. Kahraman, S. Aras, ve E. Gedikli, “Fitness-distance balance (FDB): A new selection method for meta-heuristic search algorithms”, *Knowledge-Based Syst.*, c. 190, s. 105169, 2020.
- [61] N. H. Awad, M. Z. Ali, J. J. Liang, B. Y. Qu, ve P. N. Suganthan, “Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2017 Special Session and Competition on Single Objective Bound Constrained Real-Parameter Numerical Optimization”, Nanyang Technological University, Singapur, 2016.
- [62] C. T. Yue vd., “Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2020 Special Session and Competition on Single Objective Bound Constrained Numerical Optimization”, Computational Intelligence Laboratory, Zhengzhou, Çin, 2019.
- [63] R. Storn ve K. Price, “Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces”, *J. Glob. Optim.*, c. 11, sayı 4, ss. 341–359, 1997.
- [64] M. H. Sulaiman, Z. Mustaffa, M. M. Saari, ve H. Daniyal, “Barnacles Mating Optimizer: A new bio-inspired algorithm for solving engineering optimization problems”, *Eng. Appl. Artif. Intell.*, c. 87, s. 103330, 2020.
- [65] A. A. Heidari, S. Mirjalili, H. Faris, I. Aljarah, M. Mafarja, ve H. Chen, “Harris hawks optimization: Algorithm and applications”, *Futur. Gener. Comput. Syst.*, c. 97, ss. 849–872, 2019.
- [66] S. Mirjalili, “Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm”, *Knowledge-Based Syst.*, c. 89, ss. 228–249, 2015.

- [67] A. W. Mohamed ve A. K. Mohamed, “Adaptive guided differential evolution algorithm with novel mutation for numerical optimization”, *Int. J. Mach. Learn. Cybern.*, c. 10, sayı 2, ss. 253–277, Şub. 2019.
- [68] A. Faramarzi, M. Heidarinejad, S. Mirjalili, ve A. H. Gandomi, “Marine Predators Algorithm: A nature-inspired metaheuristic”, *Expert Syst. Appl.*, c. 152, s. 113377, 2020.
- [69] W. Zhao, L. Wang, ve Z. Zhang, “Atom search optimization and its application to solve a hydrogeologic parameter estimation problem”, *Knowledge-Based Syst.*, c. 163, ss. 283–304, Oca. 2019.
- [70] H. Salimi, “Stochastic Fractal Search: A powerful metaheuristic algorithm”, *Knowledge-Based Syst.*, c. 75, ss. 1–18, Şub. 2015.
- [71] S. Aras, E. Gedikli, ve H. T. Kahraman, “A novel stochastic fractal search algorithm with fitness-Distance balance for global numerical optimization”, *Swarm Evol. Comput.*, c. 61, s. 100821, Mar. 2021.
- [72] J. Derrac, S. García, D. Molina, ve F. Herrera, “A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms”, *Swarm Evol. Comput.*, c. 1, sayı 1, ss. 3–18, Mar. 2011.
- [73] S. García, A. Fernández, J. Luengo, ve F. Herrera, “Advanced nonparametric tests for multiple comparisons in the design of experiments in computational intelligence and data mining: Experimental analysis of power”, *Inf. Sci. (Ny)*, c. 180, sayı 10, ss. 2044–2064, May. 2010.
- [74] R. Storn, “On the usage of differential evolution for function optimization”, *Bienn. Conf. North Am. Fuzzy Inf. Process. Soc. - NAFIPS*, ss. 519–523, 1996.
- [75] J. Qiang ve C. Mitchell, “A Unified Differential Evolution Algorithm for Global Optimization”, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, c. 7, ss. 1–8, 2014.
- [76] F. Peng, K. Tang, G. Chen, ve X. Yao, “Multi-start JADE with knowledge transfer for numerical optimization”, *2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Trondheim, Norveç, May. 2009, ss. 1889–1895.
- [77] P. Cowling, G. Kendall, ve E. Soubeiga, “A hyperheuristic approach to scheduling a sales summit”, *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, c. 2079 LNCS, ss. 176–190, 2001.
- [78] E. Özcan, B. Bilgin, ve E. E. Korkmaz, “A comprehensive analysis of hyper-heuristics”, *Intell. Data Anal.*, c. 12, ss. 3–23, 2008.

- [79] D. Zaharie, “Influence of crossover on the behavior of Differential Evolution Algorithms”, *Appl. Soft Comput. J.*, c. 9, sayı 3, ss. 1126–1138, 2009.
- [80] E. Çelik ve R. Durgut, “Performance enhancement of automatic voltage regulator by modified cost function and symbiotic organisms search algorithm”, *Eng. Sci. Technol. an Int. J.*, c. 21, sayı 5, ss. 1104–1111, 2018.
- [81] G. Q. Zeng, J. Chen, Y. X. Dai, L. M. Li, C. W. Zheng, ve M. R. Chen, “Design of fractional order PID controller for automatic regulator voltage system based on multi-objective extremal optimization”, *Neurocomputing*, c. 160, ss. 173–184, 2015.
- [82] A. Sikander, P. Thakur, R. C. Bansal, ve S. Rajasekar, “A novel technique to design cuckoo search based FOPID controller for AVR in power systems”, *Comput. Electr. Eng.*, c. 70, ss. 261–274, 2018.
- [83] A. K. Bhullar, R. Kaur, ve S. Sondhi, “Optimization of Fractional Order Controllers for AVR System Using Distance and Levy-Flight Based Crow Search Algorithm”, *IETE J. Res.*, c. 68, sayı 5, ss. 3900–3917, Eyl. 2022.
- [84] M. Micev, M. Čalasan, ve D. Oliva, “Design and robustness analysis of an Automatic Voltage Regulator system controller by using Equilibrium Optimizer algorithm”, *Comput. Electr. Eng.*, c. 89, sayı December 2020, s. 106930, Oca. 2021.
- [85] S. Duman, N. Yörükeren, ve I. H. Altaş, “Gravitational search algorithm for determining controller parameters in an automatic voltage regulator system”, *Turkish J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, c. 24, sayı 4, ss. 2387–2400, Oca. 2016.
- [86] M. S. Ayas ve E. Sahin, “FOPID controller with fractional filter for an automatic voltage regulator”, *Comput. Electr. Eng.*, c. 90, s. 106895, Mar. 2021.
- [87] A. M. Elsayed, A. M. Shaheen, M. M. Alharthi, S. S. M. Ghoneim, ve R. A. El-Sehiemy, “Adequate operation of hybrid AC/MT-HVDC power systems using an improved multi- objective marine predators optimizer”, *IEEE Access*, c. 9, ss. 51065–51087, 2021.
- [88] P. P. Biswas, P. N. Suganthan, ve G. A. J. Amaratunga, “Optimal power flow solutions incorporating stochastic wind and solar power”, *Energy Convers. Manag.*, c. 148, ss. 1194–1207, 2017.
- [89] P. P. Biswas, P. N. Suganthan, B. Y. Qu, ve G. A. J. Amaratunga, “Multiobjective economic-environmental power dispatch with stochastic wind-solar-small hydro power”, *Energy*, c. 150, ss. 1039–1057, May. 2018.
- [90] S. Duman, H. T. Kahraman, U. Guvenc, ve S. Aras, “Development of a Lévy flight and FDB-based coyote optimization algorithm for global optimization and real-

world ACOPF problems”, *Soft Comput.*, c. 25, sayı 8, ss. 6577–6617, Nis. 2021.

- [91] S. Duman, M. Akbel, ve H. T. Kahraman, “Development of the Multi-Objective Adaptive Guided Differential Evolution and optimization of the MO-ACOPF for wind/PV/tidal energy sources”, *Appl. Soft Comput.*, c. 112, s. 107814, Kas. 2021.
- [92] P. P. Biswas, P. Arora, R. Mallipeddi, P. N. Suganthan, ve B. K. Panigrahi, “Optimal placement and sizing of FACTS devices for optimal power flow in a wind power integrated electrical network”, *Neural Comput. Appl.*, c. 33, sayı 12, ss. 6753–6774, Haz. 2021.



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Yunus HINISLIOĞLU

Yabancı Dili : İngilizce

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Doktora	Elektrik Elektronik Müh.	Düzce Üniversitesi	2024
Y. Lisans	Elektrik Elektronik ve Bilgisayar Müh.	Düzce Üniversitesi	2019
Lisans	Elektrik Elektronik Müh.	Melikşah Üniversitesi	2015
Lise		Kırıkkale Fen Lisesi	2010

TEZDEN ÇIKAN YAYINLAR

- Y. HINISLIOĞLU ve U. GÜVENÇ, “A novel hyper-heuristic algorithm: an application to automatic voltage regulator”, Neural Comput. Appl., c. 36, sayı 34, ss. 21321–21364, Ara. 2024, doi: 10.1007/S00521-024-10313-Z.

DİĞER YAYINLAR

- Y. HINISLIOĞLU, E. KAYMAZ, U. GÜVENÇ, “Fitness Distance Balance Based Kepler Optimization Algorithm”, Innovative Methods in Computer Science and Computational Applications in the Era of Industry 5.0. ICAIAME 2024. 10.1007/978-3-031-56322-5_10
- E. KAYMAZ, Y. HINISLIOĞLU, U. GÜVENÇ, “Optimal güç akışı probleminin kır kurdu algoritması ile çözümü,” Uluslararası Marmara Fen ve Sosyal Bilimler Kongresi (IMASCON-2019-Bahar), Kocaeli, Türkiye, 2019.
- Y. HINISLIOĞLU, E. KAYMAZ, U. GÜVENÇ, “Ekonomik yük dağıtımı probleminin kaotik güve sürüşü algoritması ile çözümü,” Uluslararası Marmara Fen ve Sosyal Bilimler Kongresi (IMASCON-2019-Bahar), Kocaeli, Türkiye, 2019
- U. GÜVENÇ, S. DUMAN, Y. HINISLIOĞLU, “Escape Velocity based

Gravitational Search Algorithm for Solving the Optimal Power Flow Problem Integrated with Wind Power,” IV. International Academic Research Congress, Antalya, Türkiye, 2018

5. U. GÜVENÇ, S. DUMAN, Y. HINISLIOĞLU, “Moth Swarm Algorithm for Combined Heat and Power Economic Dispatch,” IV. IMCOFE International Multidisciplinary Congress of Eurasia, Roma, İtalya, 2017
6. U. GÜVENÇ, S. DUMAN, Y. HINISLIOĞLU, “Chaotic Moth Swarm Algorithm,” IEEE International Conference on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA), Gdynia, Polonya, 2017
7. Y. HINISLIOĞLU, U. GÜVENÇ, “Ekonomik Yük Dağıtım Probleminin Stokastik Fraktal Arama Algoritması ile Çözümü,” Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu, Düzce, Türkiye, 2016

