



**GÜÇ SİSTEMLERİNDE YENİLENEBİLİR ENERJİNİN MAKSİMUM
ENTEGRASYONU İLE EKONOMİK GÜÇ DAĞITIMININ YENİ
YAKLAŞIMLARLA OPTİMİZASYONU**

Tuğba AKMAN

**DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

KASIM 2024

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

İmza

Tuğba AKMAN

29/11/2024

GÜÇ SİSTEMLERİNDE YENİLENEBİLİR ENERJİNİN MAKSİMUM
ENTEGRASYONU İLE EKONOMİK GÜÇ DAĞITIMININ YENİ YAKLAŞIMLARLA
OPTİMİZASYONU

(Doktora Tezi)

Tuğba AKMAN

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Kasım 2024

ÖZET

Bu çalışma, küresel optimizasyon problemlerini ele almak için Kepler Optimizasyon Algoritmasının (KOA) geliştirilmiş bir versiyonunu sunmaktadır. KOA algoritmasının arama yeteneğini artırmak ve mutasyon operatörünü değiştirmek için Fitness Mesafe Dengesi (FDB) yeni seçim yöntemi kullanılmıştır. Ekonomik Çevresel Güç Dağıtımı (EED) problemi çağdaş güç sistemlerinde, hem tek hem de çok amaçlı, ayrıca doğrusal olmayan ve dışbükey olmayan, temel bir optimizasyon problemidir. Bu çalışmada, rüzgar santralleri, geleneksel termal güç generatörlerinden oluşan klasik güç sistemleriyle birleştirilmiş ve stokastik rüzgar gücü de dahil olmak üzere ekonomik çevresel güç dağıtım problemi çözülmüştür. Geliştirilen dFDB-KOA'nın başarısı, çeşitli amaç fonksiyonları içeren EED problemi kullanılarak farklı güç sistemi modellerinde test edilerek doğrulanmıştır. Ayrıca, geliştirilen dFDB-KOA varyantlarının performansını incelemek ve doğrulamak için kapsamlı bir deneysel araştırma yürütülmüştür. Bu amaçla, basitten karmaşığa kadar çeşitli zorlu problemleri içeren Congress on Evolutionary Computation (CEC 2020) karşılaştırma deney setleri kullanılmıştır. Bu çalışmada, geliştirilen algoritmanın performansını değerlendirmek için son zamanlarda güncellenen ve sıklıkla tercih edilen dokuz metasezgisel arama algoritması (MHS) incelenmiştir. Deneysel araştırmalardan elde edilen verilerin analizinde parametrik olmayan iki istatistiksel test yöntemi olan Wilcoxon ve Friedman test analizleri kullanılmıştır. Friedman ve Wilcoxon istatistiksel analiz sonuçları göz önüne alındığında, geliştirilen dFDB-KOA algoritması tüm yarışan algoritmalar arasında ilk sırayı almıştır. Analiz sonuçları, bu çalışmada geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının hem istatistiksel karşılaştırma deney setlerinde hem de ekonomik çevresel güç dağıtım optimizasyon problemlerinde rakiplerine karşı başarılı bir MHS algoritması olduğunu göstermiştir.

Bilim Kodu : 90513
Anahtar Kelimeler : Optimizasyon, ekonomik çevresel güç dağıtım, enerji, güç sistemleri, metasezgisel algoritmalar, dFDB-KOA algoritması, optimal güç akışı
Sayfa Adedi : 117
Danışman : Prof. Dr. Hasan Hüseyin SAYAN
İkinci Danışman : Prof. Dr. Yusuf SÖNMEZ

OPTIMIZATION OF ECONOMIC POWER DISPATCH WITH NEW APPROACHES
WITH MAXIMUM INTEGRATION OF RENEWABLE ENERGY IN POWER SYTEMS

(Ph. D. Thesis)

Tuğba AKMAN

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

November 2024

ABSTRACT

This study presents an improved version of Kepler Optimization Algorithm (KOA) for addressing global optimization problems. To enhance the search capability of the KOA algorithm, the Fitness Distance Balance (FDB) new choice method was employed to modify the mutation operator. The Economic Environmental Power Dispatch (EED) problem is a fundamental optimization problem in contemporary power systems. It is both single and multi-objective, as well as nonlinear and non-convex. In this study, wind power plants have been combined with ordinary power systems, which consist of conventional thermal power generators and the problem of economic environmental power dispatch, including stochastic wind power, has solved. The success of the developed dFDB-KOA has been verified using the EED problem containing various objective function conditions. Additionally, comprehensive experimental investigation was conducted to examine and substantiate the performance of the developed dFDB-KOA variants. For this intent, the Congress on Evolutionary Computation-CEC2020 benchmark experiment sets, which incorporate several variety of problems from simple to complicated, were used. In this study, nine recently updated and frequently preferred metaheuristic search algorithms (MHS) were examined in order to demonstrate the performance of the proposed algorithm. Wilcoxon and Friedman test analyses, two non-parametric statistical test methods, were employed in the analysis of data obtained from experimental investigations. Considering Friedman and Wilcoxon statistical analysis conclusions, the developed dFDB-KOA algorithm counted first within the all contending algorithms. Analysis results represented that the dFDB-KOA algorithm improved in this study is a successful MHS algorithm against its competitors both in the statistical comparison package and in the economic environmental power dispatch optimization problem and benchmark problems.

Science Code : 90513

Key Words : Optimization, economic environmental power dispatch, energy, power systems, metaheuristic search algorithms, dFDB-KOA algorithm, optimum power flow

Page Number : 117

Supervisor : Prof. Dr. Hasan Hüseyin SAYAN

Co-Supervisor : Prof. Dr. Yusuf SÖNMEZ

TEŞEKKÜR

Tez çalışma dönemim boyunca, kıymetli tecrübeleri, bilgi ve birikimleri ile bana hep yol gösteren ve destek olan, değerli zamanlarını ayırıp dikkatle, sabırla ve çok büyük bir ilgiyle çalışmalarımı yakından takip ederek, kıymetli düşüncelerini, bilgilerini ve samimiyetlerini benden esirgemeyen değerli danışman hocamlarım Sayın Prof. Dr. Hasan Hüseyin SAYAN'a ve Sayın Prof. Dr. Yusuf SÖNMEZ'e sonsuz teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım. Ayrıca tez çalışmalarım süresince yaşadığım her türlü sıkıntıda desteklerini esirgemeyen, tez izleme komitesinde bulunan kıymetli hocalarım Sayın Prof. Dr. Cemal YILMAZ ve Prof. Dr. Uğur GÜVENÇ'e teşekkürü bir borç bilirim. Tez çalışmalarım süresince beni her zaman destekleyen, güvenen ve her konuda destek olmaya çalışan sevgili arkadaşlarım ile hayatım boyunca maddi ve manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan, sabırla yanımda olan, bu hayattaki en büyük şansım olan aileme de sonsuz teşekkürleri sunarım.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	x
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	xii
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. GÜÇ SİSTEMLERİNDE YENİLENEBİLİR ENERJİNİN MAXİMUM ENTEGRASYONU İLE EKONOMİK DAĞITIM.....	15
2.1. Ekonomik Çevresel Dağıtım Probleminin Teorik Altyapısı ve Matematik Modeli	15
2.1.1. Ekonomik çevresel dağıtımın (EED) matematiksel modeli.....	17
2.2. Optimal Güç Akışının Teorik Altyapısı ve Matematiksel Modeli.....	20
2.2.1. Optimal güç akışının matematik modeli	21
2.2.2. Optimal güç akışı probleminin kısıtlamaları.....	21
2.3. Rüzgar Enerjisi Ve Karakteristik Özellikleri.....	25
2.3.1. Rüzgar gücü maliyet fonksiyonu	27
2.4. Stokastik Rüzgar Gücünün Modellemesi.....	29
2.4.1. Weibull dağılımı.....	31
2.4.2. Rayleigh dağılımı	33
2.4.3. Rüzgar gücü ve rüzgar gücü yoğunluğu.....	33
2.4.4. Metodoloji	35
2.4.5. Analiz çalışmaları ve sonuçlar	40
2.4.6. Sonuçlar.....	50

	Sayfa
2.5. Stokastik Rüzgar Enerjisi Entegreli Ekonomik Çevresel Dağıtım Probleminin Amaç Fonksiyonları	51
2.5.1. Termal ünitelerin yakıt maliyetlerinin ve rüzgar maliyetlerinin minimize edilmesi	51
2.5.2. Parçalı kuadratik fonksiyon rüzgar maliyetlerinin minimize edilmesi ...	52
2.5.3. Güç sistemlerinde gerilim kararlılığının artırılması	52
2.5.4. Güç kaybının minimize edilmesi	53
2.5.5. Valf nokta etkili termal ünitelerin yakıt maliyetinin ve rüzgar maliyetinin minimize edilmesi	53
2.5.6. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve emisyon miktarının minimize edilmesi	54
2.5.7. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve güç kaybının minimize edilmesi	55
2.5.8. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve gerilim sapmasının minimize edilmesi	55
2.5.9. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve gerilim kararlılığının minimize edilmesi	56
2.5.10. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, valf nokta etkisinin, rüzgar maliyetinin ve emisyon miktarının minimize edilmesi	56
2.5.11. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin, emisyon değerlerinin, gerilim sapmasının ve güç kaybının minimize edilmesi....	57
3. METODOLOJİ	59
3.1. Kepler Optimizasyon Algoritması (KOA)	59
3.2. Fitness Distance Balance (FDB)	66
3.3. Geliştirilen dFDB-KOA Algoritması	70
4. DENEYSEL ÇALIŞMALAR, YÖNTEMLERİN UYGULANMASI, SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ VE SAYISAL SONUÇLAR.....	75
4.1. Deneysel Sonuçlar ve Analiz Çalışması.....	75

Sayfa

4.2. Örnek Durum Çalışması A: CEC 2020 Karşılaştırma Test Fonksiyonlarının Sonuçları	79
4.3. Örnek Durum Çalışması B: Rüzgar Enerjisi Entegreli EED Probleminine Ait Elde Edilen Test Sonuçları.....	80
4.3.1. IEEE 30 baralı test sistemi	80
4.3.2. IEEE 57 baralı test sistemi	93
4.3.3. IEEE 118 baralı test sistemi	101
5. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRMELER	107
KAYNAKLAR	111
ÖZGEÇMİŞ	117

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. Aylık Weibull parametreleri ve hata değerleri	41
Çizelge 2.2. Aylık Rayleigh parametreleri ve hata değerleri	42
Çizelge 2.3. Yıllık Weibull parametreleri ve hata değerleri.....	43
Çizelge 2.4. Yıllık Rayleigh parametreleri ve hata değerleri	44
Çizelge 2.5. Aylık rüzgar hızı ve güç değerleri	45
Çizelge 2.6. Yıllık rüzgar hızı ve güç değerleri	46
Çizelge 3.1. Algoritma 1 KOA'nın sözde kodu	66
Çizelge 3.2. FDB seçim yönteminin adımları.....	70
Çizelge 3.3. Algoritma 3 dFDB-KOA'nın sözde kodu	72
Çizelge 4.1. dFDB-KOA'nın Friedman test sıralamaları ve karşılaştırılan algortimalar	75
Çizelge 4.2. dFDB-KOA ve karşılaştırılan algoritmalar için Wilcoxon test karşılaştırma sonuçları (CEC 2020)	76
Çizelge 4.3. Benchmark karşılaştırma test sistemlerine ilişkin bilgiler	77
Çizelge 4.4. CEC 2020 test problemleri için Formula 1 puanlama sistemi	77
Çizelge 4.5. dFDB-KOA yönteminin Formula 1 puanları ve diğer algoritmalarla karşılaştırılması (CEC 2020 test fonksiyonları D=30).....	78
Çizelge 4.6. Karşılaştırılan yöntemlerin genel toplam puanları ve sıralama değerleri...	78
Çizelge 4.7. 30 baralı IEEE güç sisteminde kullanılan test fonksiyonları	81
Çizelge 4.8. Test sistemi parametreleri	81
Çizelge 4.9. Test sistemi için rüzgar enerjisi parametreleri (IEEE 30 bus)	84
Çizelge 4.10. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler	84
Çizelge 4.11. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler	85

Çizelge	Sayfa
Çizelge 4.12. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler	86
Çizelge 4.13. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test modeli için önerilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması.....	88
Çizelge 4.14. 57 baralı IEEE güç sisteminde kullanılan test fonksiyonları.....	94
Çizelge 4.15. Test sistemi parametreleri (IEEE 57 bus).....	94
Çizelge 4.16. Test sistemi için rüzgar enerjisi parametreleri (IEEE 57 bus).....	96
Çizelge 4.17. Değiştirilmiş IEEE 57 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler	96
Çizelge 4.18. Değiştirilmiş IEEE 57 baralı test modeli için önerilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması.....	99
Çizelge 4.19. Generatörlerin maliyet ve emisyon katsayıları	101
Çizelge 4.20. Valf noktası etkisine sahip maliyet katsayıları	102
Çizelge 4.21. 118 baralı IEEE güç sisteminde kullanılan test fonksiyonları.....	102
Çizelge 4.22. Valf noktası etkisine sahip maliyet katsayıları	102
Çizelge 4.23. Test sistemi için rüzgar enerjisi parametreleri (IEEE 118 bus).....	104
Çizelge 4.24. Değiştirilmiş IEEE 118 baralı test sistemi için geliştirilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması	105
Çizelge 4.25. Generatörlerin maliyet katsayıları	106

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. 1.Aya ait Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları	47
Şekil 2.2. 2.Aya ait Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları	47
Şekil 2.3. 3.Aya ait Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları	48
Şekil 2.4. 1.Aya ait Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları.....	48
Şekil 2.5. 2.Aya ait Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları.....	49
Şekil 2.6. 3.Aya ait Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları.....	49
Şekil 2.7. Yıllık Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları.....	50
Şekil 2.8. Yıllık Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları	50
Şekil 4.1. Rüzgar gücü katkılı, değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi	83
Şekil 4.2. Rüzgar gücü katkılı, değiştirilmiş IEEE 57 baralı test sistemi	95

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler

Açıklamalar

m²

Metrekare

Kısaltmalar

Açıklamalar

ABC

Yapay arı kolonisi

AO

Yıldız arama algoritması

ACOR

Karınca kolonisi optimizasyonu

BPCDE

İki popülasyonlu kaotik diferansiyel evrim algoritması

BSO

Beyin fırtınası optimizasyon algoritması

BWO

Kara dul optimizasyonu

CEC

Competition on evolutionary computation

CLS

Kaotik alan arama

COA

Coyote optimizasyon algoritması

DE

Diferansiyel evrim algoritması

DPO

Difüzyon parçacık optimizasyonu

ED

Ekonomik dağıtım

EED

Çevresel ekonomik dağıtım

EPFM

Enerji Eğilim Faktörü Yöntemi

FBI

Adli bazlı soruşturma

FDB

Uygunluk mesafe dengesi

FPA

Çiçek tozlaşma algoritması

GA

Genetik algoritma

GABC

Rehberli yapay arı kolonisi algoritması

GSA

Yerçekimsel arama algoritması

HBMO

Bal arısı eşleşme optimizasyonu

Kısaltmalar**Açıklamalar****KOA**

Kepler optimizasyon algoritması

LSHADE

Doğrusal popülasyon boyutu azaltma başarı geçmişine dayalı uyarlanabilir diferansiyel evrim algoritması

MAE

Ortalama mutlak hata

MLM

Maksimum olasılık yöntemi

MHS

Metasezgisel algoritmalar

MOEAs

Çok amaçlı evrimsel algoritmalar

MSE

Ortalama karesel hata

NMPA

Doğrusal olmayan deniz avcısı algoritması

OLHBMO

Çevrimiçi öğrenme bal arısı çiftleşme optimizasyonu

OPF

Optimum güç akışı

PDF

Olasılık dağılım fonksiyonu

PSO

Parçacık sürüsü optimizasyon algoritması

RES

Rüzgar enerjisi santrali

RMSE

Kök ortalama kare hatası

RSA

Rivest-shamir-adleman algoritması

SOGWO

Seçici muhalefet tabanlı gri kurt optimizasyonu

SOS

Simbiyotik organizmalar arama

UNFCCC

Birleşmiş milletler iklim değişikliği çerçeve sözleşmesi

VPD

Çok yönlü olasılık dağılımı

YEK

Yenilenebilir enerji kaynakları

1. GİRİŞ

Enerjinin kullanımı insanlık tarihinin her döneminde etkisini koruyan bir uygulama olmuş ve ülkelerin ekonomik ve sosyal kalkınma konularında değişmez bir etken olmaya geçmişten günümüze sürdürmüştür. Tüm dünya ülkelerinde en kritik gereksinimlerden biri olarak kabul edilen enerji, bir ülkenin gelişmişlik seviyesinin bir göstergesi olarak kabul görmektedir. Zaman içerisinde ekonomik, sosyal, teknolojik ve endüstriyel alanlarda kaydedilen gelişmeler ülkelerin enerji ihtiyaçlarının artmasına yol açmıştır.

Enerjinin insan yaşamını sürdürmedeki artan önemi tartışılmazdır. Son dönemlerde yaşanan mali krizlere rağmen enerji talebi artmaktadır. Dolayısıyla, enerji sektörünün verimli ve sağlıklı bir şekilde gelişmesi amacıyla enerji talebi, arzı, iletimi, dağıtımı ve fiyatlandırılması için enerji planlamaları yapılması oldukça zorunludur. Öncelikli olarak, en önemli planlama çalışmaları, mevcut artan enerji talebinin karşılaştırılması yoluyla yapılan gelecekteki talebin belirlenmesidir.

Enerjinin depolama teknolojisinin yeniliği, zorluğu ve enerji üretimiyle ilgili aşırı maliyetlerden dolayı, enerji üretimi ve tüketimi arasında işler bir denge olması kritik bir öneme sahiptir. Bu dengeyi koruma ihtiyacı, enerji talebi tahmininin doğru bir şekilde belirlenmesini daha da önemli hale getirir. Planlama çalışmalarının başarısı, aslında tahminlerin doğruluğuna dayanır. Enerji talebi tahmini çalışmaları, ülkemizde ve diğer ülkelerde uzun süredir öne çıkan stratejik konular arasındadır.

Dünyanın hızla büyümesi, gelişmesi ve ilerlemesi nedeniyle elektrik talebi her geçen gün artmaktadır. Ana hedef artık performansı iyileştirmek, çözüm maliyetini düşürmek ve güç sistemini güvenilir hale getirmek olmuştur. Artan elektrik yükü talebini karşılamak için yeni geleneksel ve geleneksel olmayan üretim sistemlerinin kurulması gerekmektedir. Modern dünyadaki hızlı değişimler nedeniyle enerji kıtlığı büyük bir sorundur. Zamanla mevcut geleneksel kaynakların tükenmesi nedeniyle enerji uzmanları bugün yenilenebilir enerji kaynaklarına daha fazla ilgi duymaktadır.

Petrol, kömür ve doğal gaz gibi yenilenemeyen konvansiyonel enerji tüketiminin giderek artmasıyla birlikte yenilenebilir enerjinin kullanımı, günümüzde ve gelecekteki enerji

krizini çözmek için tüm dünyada çok önemli bir strateji konusu haline gelmiştir. Rüzgar enerjisi, gelecek vaat eden bir yenilenebilir enerji kaynağı olarak büyük ilgi görmektedir. Emisyon miktarlarının azaltılmasında ve termal yakıt rezervlerinin tüketiminin azaltılması konusunda potansiyel faydaları vardır. Rüzgar enerjisi, oldukça popüler bir yenilenebilir enerji kaynağıdır ve temiz, yenilenebilir ve büyük rezervlere sahip olması avantajlarından dolayı dünya çapında enerji kaynağı olarak kullanılmaktadır. Küresel iklim değişikliğine ilişkin endişelerin artmasıyla birlikte, emisyon azaltma hedeflerini karşılamamanın bir yolu olarak, ağırlıklı olarak rüzgar enerjisi üretimi olmak üzere yenilenebilir enerji kaynakları teşvik edilmektedir.

Dünyadaki enerji santrallerinin çoğu, elektrik üretim generatörlerini çalıştırmak için birincil kaynak olarak doğal gaz, kömür veya petrol kullanarak elektrik üretir. İnsan kaynaklı sera gazı emisyonları, özellikle karbondioksit, küresel ısınmanın ana nedenidir. Karbon vergisi, sera gazlarının salınımını azaltmaya yardımcı olabilecek etkili teknolojiyi teşvik etmek için politika yapıcılarının kullanabileceği önlemlerden biridir. Bazı ülkeler, Birleşmiş Milletler İklim Değişikliği Çerçeve Sözleşmesi (UNFCCC) kapsamındaki taahhüde yanıt olarak yeşil gaz emisyonunu azaltmak için karbon vergisi uygulamaktadır.

Artan çevresel farkındalık, enerji sistem operatörlerinin tüketicilere mümkün olan en düşük maliyetle ve minimum emisyonla elektrik sağlamasını gerektirir. Enerji santrallerindeki emisyonları azaltmak için düşük emisyon potansiyeline sahip alternatif yakıtların kullanımı, aktif güç dağıtım stratejilerinde değişiklik, mevcut teknolojiler yerine enerji açısından verimli teknolojilerin benimsenmesi gibi çeşitli yaklaşımlar vardır. Bir diğer yaklaşım ise rüzgar veya diğer yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanılmasıdır. Ekonomik teşviklerin ve diğer politika mekanizmalarının mevcudiyetiyle birlikte, tüm dünyada rüzgar enerjisi tesislerine yönelik büyüyen bir eğilim vardır. Ancak rüzgar enerjisinin belirsiz doğası elektrik sektörü için bir zorluk olabilir.

Türkiye'nin öncelikli enerji tüketim kaynakları ise taş kömürü, linyit kömürü, hidroelektrik enerjisi, petrol, doğal gaz, güneş enerjisi, jeotermal enerji, rüzgar enerjisi ve hayvanların ve bitkilerin atıklarından oluşmaktadır. Ancak Türkiye, enerji talebinin büyük bir kısmını petrol ve doğal gaz gibi fosil yakıtlardan sağladığı için dış kaynaklara güvenmek ve bağlı kalmak zorunluluğu oluşmuştur. Türkiye ekonomisinde yaşanan önemli büyüme enerji

tüketiminde oldukça büyük bir artışa sebep olmuştur. Artan bu tüketim oranıyla, enerji kaynak ihtiyacının yaklaşık %70'ini ithalat yoluyla temin eden Türkiye'nin, büyüme ve sanayileşmede, bütçe planlamasında, enerji kaynaklarına erişimde ve yatırımlarda ortaya çıkabilecek olası sorunlara engel olmak için uzun dönem enerji talebinin büyüklüğünü doğru ve etkin bir şekilde tahmin edilmesi oldukça önemlidir.

Tahmini enerji talebi olması gereken enerji talebinden azsa, bu olay bir enerji krizine yol açabilir ve tersine, tahmini enerji talebi olması gereken enerji talebinden fazlaysa, bu durum kaynaklarda azalmaya sebep olur ve ekonomiye zarar verebilir. Doğal olarak, talep tahminlerinde makul sapma dereceleri beklenebilir. Ancak geçmişte yapılan birincil enerji talebi tahminleri ile gerçek talepler arasında %30'u aşan oranda önemli sapmalar olduğu bilinmektedir. Bu durum, Türkiye'nin ihtiyaç duyduğundan daha fazla sayıda doğal gaz ithalat anlaşmasıyla sonuçlanmıştır. Bu anlaşmalar nedeniyle Türkiye'nin enerjiye olan dışa bağımlılığı artmış ve kömür madenciliği faaliyetlerine ve kömür rezervlerine dayalı olarak çalışan enerji üretim birimlerine yüksek kapasite kısıtlamaları getirilmiştir. Birincil enerji talebine ilişkin tahmin çalışmalarının gerçek sonuçlara göre sapma oranı incelendiğinde, enerji talebinin daha doğru tahmin edilmesine izin veren yöntemlere ihtiyaç duyulduğu açıktır.

Güç sistemlerinde, istikrarı sağlamak için talep ve üretim dengelenmelidir. Bu nedenle, ekonomik yük dağıtım tekniği, bu ünitelerin minimum işletme yakıt maliyetlerinde üretim ünitelerinin çıkış gücü için optimum çözümü bulmak için kullanılır.

Problem tanımı

Ekonomik çevresel güç dağıtım problemi enerji güç sistemlerinde oldukça önemli çok amaçlı, doğrusal olmayan optimizasyon problemlerinden biridir. Klasik ekonomik güç dağıtım problemi sadece termal generatörleri içerirken, genellikle güç sistemi şebekelerinin güvenlik kısıtlamaları göz ardı edilir. Ancak emisyon miktarının azaltılması çevresel sürdürülebilirlik açısından çok önemlidir ve dolayısıyla elektrik şebekesine giderek daha fazla yenilenebilir enerji kaynaklarının dahil edilmesi teşvik edilmektedir.

Son zamanlarda yaygın olarak kullanılan yenilenebilir enerji kaynaklarından rüzgar enerjisi de ekonomik güç dağıtım problemi için dikkate alınmaya başlanmıştır. Bununla

birlikte yenilenebilir enerji kaynakları genel olarak kesintili ve belirsiz bir yapıya sahiptir. Bu kesikli enerji güç kaynaklarının eksik tahmin edilmesi durumunda ceza maliyeti ve fazla tahmin edilmesi durumunda ise rezerv maliyeti, uygun bir şekilde üretim maliyetine eklenir.

Günümüzde enerji tesislerinde elektrik enerjisi üretmek amacıyla kullanılan fosil yakıtlar tükenme durumuna gelmiştir. Aynı zamanda küresel ısınma sorunlarına yol açan CO_x , NO_x ve SO_x gibi gaz emisyonlarının neden olduğu sera etkisinden de fosil yakıtlar sorumludur. Son zamanlarda artan çevresel farkındalık ve ekonomik faktörler nedeniyle, emisyonların azaltılması ve yenilenebilir enerji kaynaklarının (YEK) kullanılması konusunda önemli adımlar atılmaktadır. Rüzgar enerjisi sürdürülebilir, çevre dostu ve ekonomik olduğu için önemli bir yenilenebilir enerji kaynağıdır. Yakıt maliyetlerinin ve emisyon miktarlarının minimuma indirilmesi açısından büyük avantajlara sahiptir.

Günümüzde araştırmacılar ekonomik güç dağıtım problemi için rüzgar enerjisini dahil etmektedirler. Rüzgar enerjisi gücünün tahmini, genellikle olasılık dağılım fonksiyonları (Probability Distribution Function: PDF) kullanılarak elde edilir. Böylece rüzgar enerjisinin belirsiz özelliğinden kaynaklanan riskler de ekonomik güç dağıtımında dikkate alınır.

Geleneksel güç sistemi problemlerinde, rüzgar enerjisinin entegrasyonunda rüzgar enerjisinin belirsiz durumlarını yansıtamayan deterministik modeller kullanılır. Güç sistemlerine bağlı rüzgar santralleri dinamik ve stokastik performans özelliklerine sahip olduğundan stokastik modeller daha uygundur. Geleneksel güç sistemlerine rüzgar enerjisi entegrasyonu için stokastik ve dağıtılamayan özellikleri nedeniyle rüzgar enerjisinin üretim kaynak yönetimi üzerindeki etkisini araştırmayı amaçlayan çeşitli çalışmalar vardır. Rüzgar enerjisi rüzgar türbinleri aracılığıyla üretilir. Bu nedenle, rüzgar gücünün doğru hesaplanması ve rüzgar türbinlerinin efektif tasarımı ve modellenmesi için rüzgar hızı ve rüzgar yönü özellikleri çok önemlidir.

Rüzgar gücü yoğunluğunu tahmin etmek ve en baskın rüzgar yönünü belirlemek için rüzgar hızı olasılık yoğunluk dağılımı kullanılabilir [1, 2, 3, 4 ve 5]. Rüzgar yönü ve rüzgar hızının ortak olasılık dağılımı rüzgar çiftliğinin yerleşimini optimize etmek için, yani farklı

rüzgar yönleri altında rüzgar hızı karakteristiklerini elde etmek için kullanılabileceğinden büyük ilgi görmektedir.

Rüzgar türbinlerinin düzenlenmesinde farklı rüzgar yönleri altındaki rüzgar hızı karakteristikleri önemli rol oynamaktadır. En yüksek frekansa sahip rüzgar hızı ile maksimum rüzgar enerjisini yakalayabilen rüzgar hızının farklı olduğunu belirtmek gerekir. Maksimum rüzgar enerjisi elde etmek için iki rüzgar hızının mümkün olduğu kadar yakın olması gerekir. Ayrıca, tahmin yönteminin oluşturulmasında ve yapısal rüzgar yükünün hesaplanmasında olasılık dağılımı önemlidir [6 ve 7]. Bu stokastik yaklaşım geleneksel güç sistemi modellerine olasılıksal özellikleri katarak optimizasyon problemlerinin çözümünde yerel çözüm tuzaklarına engel olur. Bu strateji, geleneksel modellerde ortaya çıkan olasılıksal fizibiliteyi ortadan kaldırır ve çözümlerin mevcut rüzgar gücünün olduğundan fazla tahmin edilmesinden kaynaklı rezerv maliyetine ve mevcut rüzgar gücünün olduğundan az tahmin edilmesinden kaynaklı ceza maliyetine bağımlılığını ortadan kaldırır. Rüzgar enerjisi üretimi dağıtılamaz olduğundan yani talebe göre üretim kısıp arttırılamadığından rüzgar enerji kaynaklarının planlaması tahminlere bağlıdır ve dolayısıyla stokastik özelliklere sahiptir.

Ekonomik çevresel güç dağıtım problemi literatürdeki çalışmalarda sıklıkla stokastik programlama problemi olarak modellenmiştir. Aynı zamanda, rastlantısal kısıtlama programı, Monte Carlo örnekleme teknikleri ve hiperküp örnekleme yöntemleri de rüzgar enerjisinin belirsiz yapısından kurtulmak için kullanılmıştır [8, 9, 10 ve 11]. Rüzgar enerjisi gücünün yapısal kısıtları [12]'de ekonomik dağıtım probleminde dikkate alınmış ve Gauss dağılımı ile deterministik kısıtlara dönüştürülmüştür. Bununla birlikte, rüzgar gücünün sıfır ile nominal güç arasında sınırlı olması ve tahmin doğruluğunun büyük ölçüde tahmin zaman ölçeğine bağlı olması nedeniyle, istatistiksel çarpıklık ve basıklık endeksi, rastgele rüzgar gücünün doğru şekilde modellenmesinde çok önemlidir. [13]'te çarpıklık ve basıklık endeksini yansıtan şekil parametrelerine sahip dağılımlar arasında Beta dağılımı ve Cauchy dağılımı kullanılmıştır. [14]'te ekonomik dağıtım probleminde rüzgar gücünün modellenmesi için histogram yöntemi, [15]'te Normal dağılım [16]'da Gama dağılımı ve [17], [18]'de ise senaryo bazlı yöntemler kullanılmıştır. [19], [20]'de, çok yönlü olasılık dağılımı (Versatile Probability Distribution: VPD) olarak adlandırılan, istatistiksel çarpıklık ve basıklık endeksini daha iyi yakalayabilen üç parametrelili bir dağılım

önerilmiştir. [21, 22, 23, 24 ve 25]'te, olasılıksal rastgele rüzgar gücünü modellemek için Weibull olasılık dağılım fonksiyonu kullanılmıştır.

Tüm bu çalışmalar boyunca açıkça görülen, ekonomik çevresel güç dağıtım problemi, doğrudan matematiksel yöntemlerle çözülmesi zor olan karmaşık bir optimizasyon problemi haline gelmiştir. Stokastik programlama yaklaşımları, bazı olası durumları veya rastgele oluşturulmuş senaryoları dikkate alarak optimum yönetimin gerçekleştirilmesine dayanır. Ekonomik çevresel güç dağıtım probleminde bu senaryolar yük talebinin, rüzgar enerjisi üretiminin ve arıza olaylarının stokastik davranışını temsil etmektedir.

Karmaşık yüksek boyutlu stokastik ekonomik çevresel güç dağıtım problemi, genellikle büyük ölçekli çok sayıda jeneratör, bara, planlama periyodu ve doğrusal olmayan stokastik değişkenleri içeren güç sistemleri olduğu için Sıralı Ardışık Doğrusal Programlama, İç Nokta, Newton Raphson, Lagrangian, Gaussian, Karhunen-Loève Expansion, Polynomial Chaos Expansion yöntemleri gibi çeşitli matematiksel yaklaşımlar ile çözümlenebilse de optimal noktayı aramada oldukça yavaştır ve çoğu zaman çözümler gerçekten uzaktır [26, 27, 28, 29, 30, 31 ve 32]. Ayrıca doğrusal olmayan özelliklerinden dolayı bu yöntemler emisyon miktarı ve valf noktası etkili ekonomik güç dağıtım problemlerinde etkili sonuçlar sağlayamamaktadır. Bu nedenle güç sistemi sorunlarının araştırmasında tercih edilen standart klasik matematiksel metotlar artık yerini buluşsal yöntemlere bırakmıştır.

Güç sistemleri problemlerinin çözümünde kullanılan sezgisel yöntemler, klasik yöntemlere göre daha hızlı ve optimum değerlere daha yakın etkili çözümler üretebilmektedir. Sezgisel yöntemler genellikle doğanın belirli yasalarından, biyolojik özelliklerden veya canlıların sergilediği kolektif davranışlardan ilham alır.

Son zamanlarda ekonomik çevresel güç dağıtım probleminin çözümünde Coyote Optimization Algorithm (COA) [33], Linear Population Size Reduction Success History Based Adaptive Differential Evolution Algorithm (LSHADE) [34], Gravitational Search Algorithm (GSA) [35], Diffusion Particle Optimization (DPO) [36], Bi-Population Chaotic Differential Evolution Algorithm (BPCDE) [37], Guided Artificial Bee Colony Algorithm (GABC) [38], Flower Pollination Algorithm (FPA) [39], Ant Colony Optimization for Continuous Domains Algorithm (ACOR) [40], Brain Storm Optimization Algorithm (BSO) [41], Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO) [42], Genetik

Algoritma (GA) [43], Multi-Objective Evolutionary Algorithms (MOEAs) [44], Honey Bee Mating Optimization (HBMO) [45] gibi çeşitli sezgisel yöntemler kullanılmaktadır.

Ekonomik çevresel güç dağıtımı ile ilgili ulusal ve uluslararası literatürde yer alan çalışmalardan bazılarına aşağıda yer verilmiştir.

[33]'te Güvenç ve Kaymaz ekonomik güç dağıtımı problemini etkin bir şekilde çözmek için Coyote Optimizasyon Algoritmasını probleme uygulamış ve termal jeneratör ve rüzgar enerjisi generatöründen oluşan çeşitli güç sistemlerinde test etmiş ve COA tarafından oluşturulan simülasyon sonuçlarını GA ve PSO gibi diğer sezgisel algoritmalarla karşılaştırmıştır.

[34]'te Özkaya ve diğerleri önerdikleri LSHADE algoritması ile doğrusal olmayan ve yüksek boyutlu problemler olan tek ve çok amaçlı ekonomik dağıtım problemlerini çözmek için kullanmıştır ve önerilen algoritmanın deneysel çalışmalardan elde edilen sonuçlarını analiz etmek için iki istatistiksel yöntem Wilcoxon ve Friedman testlerini kullanmıştır.

[35]'te Duman ve arkadaşları valf noktası etkisini göz önünde bulundurarak ekonomik dağıtım problemi çözümünü, Yerçekimi Arama Algoritması (GSA) olarak adlandırılan bir optimizasyon algoritması ile sunmaktadır. Önerilen yaklaşımı, valf noktası etkilerini dikkate alarak artan yakıt maliyeti fonksiyonuna sahip çeşitli test sistemlerine uygulamışlardır.

[36]'da Han ve diğerleri, karmaşık ekonomik güç dağıtımı problemini çözmek için Difüzyon Parçacık Optimizasyonu (DPO) olarak adlandırılan bir optimizasyon algoritması önermiştir. DPO'nun performansını test etmek için çeşitli karşılaştırma fonksiyonlarını ve örnek güç sistemi verileri kullanarak Parçacık Sürüsü Optimizasyonu ve Yapay Arı Kolonisi algoritması gibi ekonomik dağıtım optimizasyonu için kullanılan sezgisel algoritmalarla karşılaştırmıştır.

[37]'de Peng ve diğerleri, ekonomik güç dağıtımda olası maliyetleri dikkate alarak beklenen maliyeti en aza indirmek için rüzgar-termal güç sisteminin dinamik ekonomik dağıtımı için stokastik bir optimizasyon modeli kurmuştur ve bu karmaşık modeli çözmek

için İki Popülasyonlu Kaotik Diferansiyel Evrim (BPCDE) algoritmasını önermişlerdir. Geçerliliğini ve üstünlüğünü ise büyük ölçekli rüzgar santralleriyle entegre edilmiş bir güç sistemi üzerindeki simülasyon sonuçlarıyla göstermişlerdir.

[38]'de Jadhav ve Roy, rüzgar-termal güç sisteminin emisyonunu ve genel işletme maliyetini optimize etmek için yapay arı kolonisi algoritması (GABC) uygulamıştır. Rüzgar gücünün rastgele yapısını, Weibull olasılık dağılım fonksiyonunu kullanarak modellemişlerdir ve önerilen yöntemin etkinliğini doğrulamak için valf nokta etkisi, yasak bölgeler gibi farklı teknik kısıtlamaları dikkate alarak üç standart test sistemine uygulamışlardır.

[39]'da Velamuri ve diğerleri, rüzgar enerji kaynakları entegreli doğrusal olmayan ekonomik dağıtım problemini çiçek tozlaşma algoritmasını (FPA) kullanarak optimize etmiştir. Rüzgar enerjisinin stokastik yapısını çözmek için Weibull dağılım fonksiyonu kullanmışlar ve önerilen yöntemi standart bir güç sisteminde test etmiş ve doğrulanmışlardır.

[40]'ta Karakonstantis ve Vlachos, emisyon kontrollü ekonomik dağıtım problemini sürekli etki alanları için karınca kolonisi optimizasyon (ACOR) algoritmasını kullanmışlardır. Önerilen algoritmanın kısıtlamalara tabi sürekli optimizasyon problemlerine uygulanabildiğini ve yerel optimum noktalarından kaçarak çözümler gerçekleştirdiği test edilmiştir.

[41]'de Jadhav ve diğerleri, hem termal hem de rüzgar generatörlerinden oluşan güç sistemi için ekonomik yük dağıtım problemini, beyin fırtınası optimizasyon algoritması (BSO) ile çözmüşlerdir. Rüzgar enerji gücünün rastgele davranışını Weibull fonksiyonunu kullanarak modellemişler ve önerilen algoritmanın etkinliğini kanıtlamak için altı standart test fonksiyonuyla test etmişlerdir.

[42]'de Cheng ve Zhang, belirsiz kısıtlı programlamaya dayalı bir dinamik ekonomik güç dağıtım modeli sunarak ve sorunu çözmek için geliştirilmiş bir parçacık sürüsü optimizasyon (PSO) yaklaşımını önermişlerdir. Geliştirilmiş PSO algoritması ile farklı generatörlerle ait üç ayrı test sistemi altında simülasyonlar gerçekleştirilmiştir.

[43]'de Khosa ve diğerleri, termik ve rüzgar santralleri için ekonomik yük dağıtım modeli tasarlayarak geliştirilen ekonomik yük dağıtım probleminin çözümünde genetik algoritma tabanlı optimizasyon yaklaşımını kullanılmışlardır. Genetik algoritma ile mümkün olan en uygun çözüm aralığı bulunabildiği ve termal birimlerin çıkış gücü kısıtlanabildiği altı termal jeneratör ve bir rüzgar santralinden oluşan test sistemi üzerinde simüle edilmiştir.

[44]'te Qu, Zhu ve diğerleri, çevresel ekonomik güç dağıtım problemini çözmek için çok amaçlı evrimsel algoritmaların (MOEA) kullanılabileceğini önermiştir. MOEA'lar ile klasik dinamik rüzgar enerjisi içeren, elektrikli araçları içeren ve mikro şebekeler içindeki ekonomik çevresel güç dağıtım problemlerinin çözülmesini incelemiştir.

[45]'te Ghasemi ve diğerleri, rüzgar enerjisi etkili ekonomik güç dağıtım problemini çözmek için online öğrenme mekanizmasını kullanan yeni bir meta-sezgisel optimizasyon algoritması önermişlerdir. Önerilen Çevrimiçi Öğrenme Bal Arısı Çiftleşme Optimizasyon (OLHBMO) algoritmasının yerel arama yeteneğini geliştirmek için Kaotik Yerel Arama (CLS) operatörü kullanarak optimal çözüm kümesini belirlemişlerdir. Önerilen yöntemi farklı güç sistemlerinde test ederek problem üzerinde valf nokta etkisini incelemiştir.

Araştırmanın amacı, önemi ve katkısı

Mevcut sezgisel algoritmalar optimizasyon problemlerinin çözümünde oldukça etkili olmasına rağmen günümüzde araştırmacılar tarafından yeni sezgisel algoritmalar geliştirilmeye devam edilmektedir. Sezgisel bir algoritma herhangi bir problemi çözmeye başarılı olabilmesi için iki temel gereksinim vardır. Bunlar çeşitlilik ve komşuluk araması görevleridir. Çeşitlilik, algoritmanın çok çeşitli optimal çözümler sunabilmesi ve elde edilen aday çözümler için arama uzayındaki en iyi çözümü değiştirebilme kabiliyetidir. Aynı zamanda arama sürecinin yerel çözüm tuzaklarından kurtulması için yerine getirilmesi gereken işlemlerdir. Komşuluk araması görevi, referans konumların yakınlarında yani komşuluğunda yapılan hassas bir aramadır.

Optimizasyon problemlerinin çözülmesinde karşılaşılan en büyük problem yerel çözüm tuzaklarıdır. Sezgisel algoritmalar komşuluk arama görevini yerine getirirken yerel çözüm tuzaklarına yakalanmaktadırlar. Bu durumda algoritmaları bu tuzaklardan kurtaracak olan çeşitlilik operatörleridir. Üstelik optimizasyon problemlerinin karmaşıklık

düzeyi arttıkça sezgisel algoritmalar çeşitlilik görevini yerine getirmekte zorlanmaktadırlar. Tüm bu nedenlerden dolayı sezgisel algoritmaların arama sürecinin başarılı olarak tamamlanabilmesi güçlü bir çeşitlilik yeteneğine sahip olmayı gerektirir. Bu yüzden hibrit sezgisel algoritmaların geliştirilmesinde sıklıkla baz algoritmanın çeşitlilik yeteneğini güçlendirmek üzere çalışmalar yapılır.

Kepler Optimizasyon Algoritması (KOA) herhangi bir zamanda gezegenlerin konumunu ve hızını tahmin etmek için Kepler'in hareket yasalarından esinlenen bir metasezgisel optimizasyon algoritmasıdır. KOA, gezegenlerin birbirleri üzerindeki çekim kuvvetlerinden ve yörünge hareketlerinden ilham alarak çözüm alanını araştıran bir popülasyon ve fizik tabanlı optimizasyon algoritmasıdır. KOA, Basset, Mohamed ve Azeem tarafından 2023 yılında tanıtılmıştır. Gezegenlerin konumları ve hareketleri, çözümlerin arama alanını temsil eder. KOA'nın performansını değerlendirmek için fotovoltaiik güç sistemlerinin parametre tahmin problemine ek olarak Competition on Evolutionary Computation (CEC) 2014, CEC 2017, CEC 2020 ve CEC 2022 olmak üzere dört zorlu karşılaştırma ve sekiz kısıtlı mühendislik tasarım probleminde kullanılmıştır [46].

Uygunluk mesafe dengesi (FDB) metasezgisel algoritmalarının arama performansını iyileştirmek için 2020 yılında Kahraman ve arkadaşları tarafından geliştirilen bir seçim yöntemidir. Geliştirilen yöntem sayesinde, arama sürecini iyileştirme potansiyeli en yüksek olan çözüm adayları, popülasyondan etkin ve sürekli bir şekilde belirlenebilmektedir. Geliştirilen FDB seçim yöntemini test etmek ve doğrulamak için farklı tip ve karmaşıklık seviyelerinde deneysel çalışmalar yapılmıştır [47].

Bu sunulan tez çalışmasında rüzgar üniteleri, klasik termal generatörlerden oluşan konvansiyonel güç sistemlerine entegre edilmiş ve stokastik rüzgar gücünü de içeren ekonomik çevresel güç dağıtım problemi çözülmüştür. Tez çalışmasında, KOA'nın çeşitlilik arama yeteneğini FDB yöntemi kullanılarak geliştirilmiştir. Sonuç olarak, KOA algoritmasının geliştirilmiş versiyonu olarak yeniden tasarlanan bu hibrit algoritmaya dFDB-KOA adı verilmiştir. Önerilen dFDB-KOA'nın etkisi, çeşitli amaç fonksiyon koşullarını içeren ekonomik çevresel güç dağıtım problemi kullanılarak doğrulanmıştır. Ayrıca önerilen dFDB-KOA varyantlarının performansını değerlendirmek ve etkinliğini doğrulamak için detaylı bir deneysel çalışma yürütülmüştür. Bu amaçla, karşılaştırma test

paketlerinin basitten karmaşığa kadar farklı türde optimizasyon problemlerini içeren CEC 2020 karşılaştırma deney setleri kullanıldı [48].

Bu tez çalışmasında, önerilen algoritmanın performansını göstermek amacıyla son zamanlarda güncellenen ve sıklıkla tercih edilen 9 MHS algoritması incelenmiştir. Deneysel çalışmalardan elde edilen verilerin analizinde parametrik olmayan iki istatistiksel test yöntemi olan Wilcoxon ve Friedman test analizleri kullanılmıştır. Analiz sonuçları, bu çalışmada geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının, hem istatistiksel karşılaştırma paketinde hem de ekonomik çevresel güç dağıtım optimizasyon probleminde rakiplerine göre etkili bir MHS algoritması olduğunu göstermiştir.

Tez çalışmasında çözölen problemin spesifik özellikleri:

Ekonomik çevresel güç dağıtım probleminin tek ve çok amaçlı optimizasyonu, termal ve rüzgar enerjisini içermektedir.

Stokastik rüzgar enerji kaynaklarının modellenmesinde Weibull Olasılık Yoğunluk Fonksiyonları uygulandı. Weibull Olasılık Y

Ekonomik çevresel güç dağıtım probleminin stokastik rüzgar enerjisi ile çözümünde eşitlik ve eşitsizlik kısıtları dikkate alınmıştır.

Tez çalışmasının yenilikçi katkıları:

Optimum değeri artırmak ve yerel optimumlardan kaçınmak için dFDB-KOA adı verilen güçlü bir meta sezgisel algoritması geliştirildi. Çeşitlilik yeteneğini ve denge arama yeteneklerini güçlendirmek amacıyla KOA algoritmasında kullanılan mutasyon operatörünün yeniden tasarlanması için FDB seçim yöntemi kullanıldı.

Önerilen dFDB-KOA algoritması potansiyel olarak güçlü Metaheuristic (MHS) algoritmalarından biri olarak literatüre sunulmuştur. Bu tez çalışması, CEC 2020 karşılaştırma test paketlerini kullanarak önerilen dFDB-KOA algoritmasının performansını test etmek ve doğrulamak için yürütölen en kapsamlı çalışmalardan biri olarak literatüre katkıda bulunmaktadır. dFDB-KOA algoritmasının sonuçları, güncel ve en çok tercih

edilen MHS algoritmaları olan 9 rakip algoritma ile karşılaştırıldı. Deneysel çalışmalardan elde edilen sonuçların değerlendirilmesi amacıyla istatistiksel analiz yöntemlerinden yararlanılmıştır. Bunların sonuçları, önerilen algoritmanın rakiplerine göre üstün bir performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Doğrusal ve dışbükey olmayan ve yüksek boyutlu kısıtlı bir optimizasyon problemi olan stokastik ekonomik çevresel güç dağıtım problemi için farklı amaç fonksiyonlarının çözümleri KOA ve geliştirilen dFDB-KOA varyantları ve diğer sezgisel yöntemler kullanılarak çözüldü.

dFDB-KOA algoritmasının performansı hem karşılaştırma problemlerinde hem de kısıtlı mühendislik problemlerinde doğrulanmıştır. Dolayısıyla önerilen yöntem güçlü bir algoritma olduğundan ve araştırmacılar tarafından farklı mühendislik problemlerinde kullanılabilecektir.

Tez bölüm içerikleri

Çalışmanın birinci bölümünde, çalışmanın asıl konusu olan güç sistemlerinin planlanmasında ekonomik çevresel güç dağıtım probleminin önemi ve problemin çözümündeki yenilikler ve katkılar anlatılarak ve yerli ve yabancı literatürde benzer konu hakkında daha önceden çalışılan farklı akademik çalışmalar sunulmuştur.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde ekonomik çevresel güç dağıtım probleminin stokastik rüzgar enerjisi ile matematiksel modeli, ekonomik çevresel güç dağıtım matematiksel modeli, rüzgar enerjisinin maliyet fonksiyonu, rüzgar enerjisinin stokastik modellemesi, 18 farklı durum için amaç fonksiyonları ve kısıtlamalar yer almaktadır.

Tez çalışmasının üçüncü bölümünde, geliştirilen dFDB-KOA yöntemini ve bu yöntemin stokastik rüzgar enerjisiyle ekonomik çevresel güç dağıtım problemindeki uygulaması ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

Dördüncü bölümde, geliştirilen dFDB-KOA ve diğer yöntemler kullanılarak CEC 2020 karşılaştırma test fonksiyonları için elde edilen sonuçlar ve stokastik rüzgar enerjisi entegreli ekonomik çevresel güç dağıtım probleminin 18 farklı amaç fonksiyonuna

ilişkin çözümler sunulmaktadır. Elde edilen deneysel sonuçlar diğer akademik çalışmalar ve çalışmada kullanılan diğer yöntemlerle karşılaştırılmalara yer verilmiştir.

Tez çalışmasının beşinci ve son bölümünde ise çalışmanın dördüncü bölümünde elde edilen sonuçların değerlendirilmesi ve gelecek dönem yapılacak araştırmalar için öneriler sunulmuştur.

2. GÜÇ SİSTEMLERİNDE YENİLENEBİLİR ENERJİNİN MAKSİMUM ENTEGRASYONU İLE EKONOMİK DAĞITIM

Tez çalışmasının bu bölümünde ekonomik çevresel güç dağıtım probleminin stokastik rüzgar enerjisi ile matematiksel modeli, ekonomik çevresel güç dağıtım modeli, rüzgar enerjisinin maliyet fonksiyonu, rüzgar enerjisinin stokastik modellemesi, 18 farklı durum için amaç fonksiyonları ve kısıtlamalar yer almaktadır.

2.1. Ekonomik Çevresel Dağıtım Probleminin Teorik Altyapısı ve Matematik Modeli

Son zamanlarda, teknolojik gelişmeler nedeniyle artan enerji talebiyle birlikte, Ekonomik Dağıtım problemi güç sistemlerindeki en güncel optimizasyon sorunlarından biridir. Ekonomik dağıtım (ED), çeşitli sistem kısıtlamalarını karşılayarak güç talebinin üretim üniteleri arasında minimum toplam üretim maliyetiyle tahsis edilmesi olarak tanımlanabilir.

Günümüzde, artan çevre bilinciyle, ekolojik çevreyi korumak dünyada fikir birliği haline gelmiştir. Enerji üretim tesislerinde tercih edilen fosil yakıtlar, CO_x , NO_x ve SO_x gibi sera gazları yayarak hava kirliliğine ve küresel ısınmaya neden olur.

Ekonomik çevresel güç dağıtım (EED) problemi enerji güç sistemlerinde oldukça önemli çok amaçlı, doğrusal olmayan optimizasyon problemlerinden biridir. Klasik ekonomik güç dağıtım problemi sadece termal generatörleri içerirken, genellikle güç sistemi şebekelerinin güvenlik kısıtlamaları göz ardı edilir. Ancak emisyon miktarının azaltılması çevresel sürdürülebilirlik açısından çok önemlidir ve dolayısıyla elektrik şebekesine giderek daha fazla yenilenebilir enerji kaynaklarının dahil edilmesi teşvik edilmektedir.

Son zamanlarda yaygın olarak kullanılan yenilenebilir enerji kaynaklarından rüzgar enerjisi de ekonomik güç dağıtım problemi için dikkate alınmaya başlanmıştır. Bununla birlikte yenilenebilir enerji kaynakları genel olarak kesintili ve belirsiz bir yapıya sahiptir. Bu kesikli enerji güç kaynakların eksik tahmin edilmesi durumunda ceza maliyeti ve fazla tahmin edilmesi durumunda ise rezerv maliyeti, uygun bir şekilde üretim maliyetine eklenir.

Günümüzde enerji üretim tesislerinde elektrik enerjisi üretimi için kullanılan fosil yakıtlar tükenme durumundadır. Bununla birlikte küresel ısınma sorunlarına yol açan CO_x , NO_x ve SO_x gibi gaz emisyonlarının neden olduğu sera etkisinden de fosil yakıtlar sorumludur. Son zamanlarda artan çevresel farkındalık ve ekonomik faktörler nedeniyle, emisyonların azaltılması ve yenilenebilir enerji kaynaklarının (YEK) kullanılması konusunda önemli adımlar atılmaktadır. Rüzgar enerjisi sürdürülebilir, çevre dostu ve ekonomik olduğu için önemli bir yenilenebilir enerji kaynağıdır. Yakıt maliyetlerinin ve emisyon miktarlarının minimuma indirilmesi açısından büyük avantajlara sahiptir.

Günümüzde araştırmacılar ekonomik dağıtım probleminin çözümüne rüzgar enerjisini dahil etmektedirler. Rüzgar enerjisi gücünün tahmini, genellikle olasılık dağılım fonksiyonları kullanılarak elde edilir. Böylece rüzgar enerjisinin belirsiz özelliğinden kaynaklanan riskler de ekonomik dağıtımda dikkate alınır.

Son zamanlarda, elektrik enerjisine olan talebin artması, yakıt maliyetinin artması, kaynakların tükenmesi ve çevre kirliliğiyle ilgili küresel endişe nedeniyle yenilenebilir enerjinin kullanımı araştırmacılar ve güç sistemi işletmecileri için daha çekici hale gelmiştir.

Rüzgar enerjisi, yenilenebilir enerji kaynakları içerisinde en popüler olanlardan birisidir. Rüzgar enerjisi, atmosfere hava kirliliğine veya emisyonu yol açabilecek zararlı yan ürün içermediği için sürdürülebilir ve doğa dostudur. Rüzgar enerjisi üretimi uygun maliyetlidir ve termik konvansiyonel güç üretimine kıyasla yakıt maliyetlerinden tasarruf sağlamaktadır. Aynı zamanda, rüzgar enerjisi sisteminin sermaye ve ilk maliyet dışında hiçbir maliyeti yoktur. Rüzgar gücü, tüm bu avantajları nedeniyle ekonomik çevresel dağıtım problemine dahil edilebilir. Ancak, gelecekte herhangi bir zamanda doğadaki rüzgarın belirsizliği, rüzgar gücünün önemli dezavantajlarından biridir.

Hava koşulları ve doğadaki belirsizlik göz önüne alındığında, stokastik rüzgar gücü için olasılık yoğunluk fonksiyonları, rüzgar hızını tahmin etmek için kullanılmaktadır. Tez çalışmasında rüzgar hızı karakterizasyonu hakkında daha fazla bilgi Bölüm 2.3.'te ayrıntılı olarak verilmiştir. Ayrıca, olasılık yoğunluk fonksiyonları kullanılarak hesaplanan stokastik rüzgar gücü entegreli ekonomik çevresel dağıtım modellemesi Bölüm 2.4'te incelenerek ayrıntılı olarak yer verilmiştir. Böylece rüzgar gücünün aşırı tahmin ve

olduğundan az tahmin maliyetlerini içeren stokastik rüzgar gücü entegreli EED modeli sunulmuştur. Aynı zamanda, rezerv fazlası maliyet ve ceza maliyeti de optimizasyon amaç fonksiyonlarına eklenmiştir.

2.1.1. Ekonomik çevresel dağıtımın (EED) matematiksel modeli

Bu tez çalışmasındaki optimizasyon probleminin temel amacı, rüzgar enerjisi ve termik jeneratör ünitelerinden oluşan sistemdeki işletme maliyetlerini en aza indirmektir.

Termik konvansiyonel generatör ünitelerinin yakıt maliyet fonksiyonu

Konvansiyonel termik birimlerin maliyet fonksiyonu Eş. 2.1'de verildiği gibi hesaplanır:

$$f_1 = \sum_{i=1}^n F_i(P_i) \quad (2.1)$$

$$F_i(P_i) = \sum_{i=1}^n a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 \quad (2.2)$$

Burada f_1 yakıt maliyeti, n üretim ünitesi adedi, a_i, b_i, c_i ; i . generatörün yakıt fonksiyonu katsayıları, P_i i . jeneratörün aktif güç üretimi, $F_i(P_i)$ jeneratörün yakıt maliyeti fonksiyonudur.

Rüzgar enerjisinin maliyet fonksiyonu

Hem rüzgar generatörünün hem de termik generatörün birleştirildiği güç sistemlerinde, rüzgar enerjisi maliyeti hesaplanırken doğadaki rüzgar hızının belirsizliğinden kaynaklanan, rüzgar enerjisi maliyetinin yüksek veya düşük hesaplanması durumları göz önünde bulundurulmalıdır.

$$f_2 = \sum_{j=1}^m WP cost_{dir,j} + WP cost_{oe,j} + WP cost_{ue,j} \quad (2.3)$$

Burada, $WP cost_{dir,j}$ rüzgar enerjisi çıkışının doğrudan maliyetidir. $WP cost_{oe,j}$ ve $WP cost_{ue,j}$ sırasıyla rüzgar enerjisinin fazla ve eksik tahmin edilen durumlardaki maliyetlerini ifade eder. $WP cost_{dir}$ Eş. 2.4'teki gibi ifade edilir.

$$WPcost_{dir} = \sum_{j=1}^m [q_j \times w_j] \quad (2.4)$$

Burada q_j doğrudan rüzgar gücü maliyet katsayısıdır ve w_j j . rüzgar ünitesi tarafından üretilen güçtür.

$$WPcost_{oe,j} = \sum_{j=1}^m (C_{rwj} \times E(Y_{oe,j})) \quad (2.5)$$

j . rüzgar ünitesinde rüzgar enerjisi gücünün fazla tahmininin olası değeri $E(Y_{oe,j})$ aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\begin{aligned} E(Y_{oe,j}) = & w_j \left[1 - \exp\left(-\frac{V_{in,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) + \exp\left(-\frac{V_{out,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) \right] \\ & + \left(\frac{w_{r,j} V_{in,j}}{V_{r,j} - V_{in,j}} + w_j \right) \left[\exp\left(-\frac{V_{in,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) - \exp\left(-\frac{V_{1,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) \right] \\ & + \left(\frac{w_{r,j} C_j}{V_{r,j} - V_{in,j}} \right) \left[\Gamma\left(1 + \frac{1}{k_j}, -\left(\frac{V_{1,j}}{C_j}\right)^{k_j}\right) - \Gamma\left(1 + \frac{1}{k_j}, -\left(\frac{V_{in,j}}{C_j}\right)^{k_j}\right) \right] \end{aligned} \quad (2.6)$$

$$WPCost_{ue,j} = \sum_{j=1}^m (C_{pwj} \times E(Y_{ue,j})) \quad (2.7)$$

j . rüzgar ünitesinde rüzgar enerjisi gücünün eksik tahmininin olası değeri $E(Y_{ue,j})$ aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\begin{aligned} E(Y_{ue,j}) = & (w_{r,j} - w_j) \left[\exp\left(-\frac{V_{r,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) - \exp\left(-\frac{V_{out,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) \right] \\ & + \left(\frac{w_{r,j} V_{in,j}}{V_{r,j} - V_{in,j}} + w_j \right) \left[\exp\left(-\frac{V_{r,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) - \exp\left(-\frac{V_{1,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) \right] \\ & + \left(\frac{w_{r,j} C_j}{V_{r,j} - V_{in,j}} \right) \left[\Gamma\left(1 + \frac{1}{k_j}, \left(\frac{V_{1,j}}{C_j}\right)^{k_j}\right) - \Gamma\left(1 + \frac{1}{k_j}, -\left(\frac{V_{r,j}}{C_j}\right)^{k_j}\right) \right] \end{aligned} \quad (2.8)$$

Burada, C_{rwj} ve C_{pwj} sırasıyla j . rüzgar generatörünün fazla tahmini ve eksik tahmini için maliyet katsayılarıdır. $E(Y_{oe,j})$ ve $E(Y_{ue,j})$ j . rüzgar generatörü için rüzgar gücünün sırasıyla aşırı tahmini ve düşük tahmininin beklenen değeridir. c_j ve k_j sırasıyla j . rüzgar generatörü ünitesinin ölçek ve şekil faktörüdür ve Weibull PDF'sinde rüzgar hızının tahmininde kullanılırlar. V_r, V_{in}, V_{out} sırasıyla nominal rüzgar hızını, devreye girme rüzgar hızını ve devreden çıkma rüzgar hızını ifade eder. Bu referans hızlar kullanılarak, Eş. 2.9'da verildiği gibi bir ara parametre hesaplanır.

$$V_1 = V_{in} + (V_r - V_{in})W_1/W_r \quad (2.9)$$

Tez çalışmasında, stokastik rüzgar enerjisi entegreli ekonomik çevresel dağıtım problemini çözmek için önerilen amaç fonksiyonu:

$$\text{Min } C : f_1 + f_2 \quad (2.10)$$

şeklinde ifade edilmektedir.

Sistem kısıtlamaları

Tez çalışmasındaki stokastik rüzgar enerjisi entegreli EED minimizasyon problemi aşağıdaki kısıtlamaları içerir:

1) Yük-üretim dengesi:

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D + P_L \quad (2.11)$$

P_D ve P_L sırasıyla toplam yük ve toplam kayıptır.

$$P_L = \sum_{i=1}^{N_G} \sum_{j=1}^{N_G} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + P_{Gi} B_{i0} B_{00} \quad (2.12)$$

2) Gerçek güç üretim sınırı:

$$P_{i,min} \leq P_i \leq P_{i,max} \quad (2.13)$$

Eş. 2.13'te $P_{i,min}$ ve $P_{i,max}$ bir üretim ünitesinin minimum ve maksimum gerçek güç sınır değerleridir.

3) Yasak Çalışma Bölgesi:

$$P_i = \begin{cases} P_{i,min} \leq P_i \leq P_{i,1}^l \\ P_{i,j-1}^u \leq P_i \leq P_{i,j}^l \\ P_{i,POZ,i}^u \leq P_i \leq P_{i,max} \end{cases} \quad (2.14)$$

Eş. 2.14'te $P_{i,POZ,i}^u$ ve $P_{i,j}^l$ j. yasak bölgenin alt ve üst sınırlarıdır.

Tez çalışmasındaki stokastik rüzgar enerjisi entegreli EED minimizasyon probleminde diğer kayıplar göz ardı edilerek çözüm gerçekleştirilmiştir.

2.2. Optimal Güç Akışının Teorik Altyapısı ve Matematiksel Modeli

Son yıllarda, teknolojik ve endüstriyel gelişmeler nedeniyle, dünya çapında elektrik gücü ve yük çeşitliliğine olan talep artmaktadır. Güç sistemlerinden elde edilen gücün yüksek kalitede olması ve kullanıcıya yüksek verimlilikle, aynı zamanda minimum maliyetle ve azaltılmış emisyon ve güç kayıplarıyla iletilmesi son derece önemlidir.

Modern elektrik güç sistemlerinin planlanmasında, optimum güç akışı (OPF), uzun yıllardır var olan ve günümüze kadar önemli bir konu olmaya devam eden temel optimizasyon problemlerinden biridir. OPF, bir güç sistemindeki çeşitli eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamalarını dikkate alarak yakıt maliyetini ve güç kayıplarını en aza indirmek için kontrol değişkenlerini optimum değerlere ayarlamayı amaçlayan önemli bir dışbükey olmayan ve doğrusal olmayan problemidir.

OPF probleminin temel amacı, yakıt maliyeti, parçalı ikinci dereceden maliyet fonksiyonu, valf noktası etkili yakıt maliyeti, voltaj profili iyileştirme, emisyon azaltma ve voltaj kararlılığı iyileştirme gibi tek veya çok amaçlı bir fonksiyonu eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamalarını dikkate alarak optimize etmektir.

OPF probleminde transformatörlerin kademe oranı, bara gerilimleri ve jeneratörlerin aktif veya reaktif güçleri kontrol değişkenlerini ifade ederken, durum değişkenleri jeneratör reaktif güç çıkışları, yük bara gerilimi ve iletim hattı akışlarından oluşur.

Tez çalışmasında OPF probleminin çözümünde, üç fazlı güç sisteminin sabit bir durumda olduğu varsayılmıştır. Baraların gerilim değerleri ve açıları bu varsayıma göre hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar daha sonra iletim hatlarındaki ve transformatörlerdeki aktif ve reaktif güç akışlarını ve kayıplarını hesaplamak için kullanılmıştır.

2.2.1. Optimal güç akışının matematiksel modeli

Stokastik ekonomik çevresel dağıtım probleminin çözümüne dahil edilen optimal güç akışı (OPF), eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamalarına bağlı olarak termal ve rüzgar ünitelerinden elde edilen gücün toplam maliyetini içeren amaç fonksiyonunu en aza indirecek en uygun çözümlerin bulunması olarak tanımlanır.

OPF probleminin matematiksel modeli şu şekilde ifade edilir:

$$\text{Minimize : } f(x, u) \quad (2.15)$$

$$\text{Subjectto : } g(x, u) = 0 \quad (2.16)$$

$$h(x, u) \leq 0 \quad (2.17)$$

Burada, x vektörü durum değişkenlerinden, u vektörü ise kontrol değişkenlerinden oluşur.

Minimize edilecek amaç fonksiyonu : $f(x, u)$, eşitlik kısıtları sırasıyla $g(x, u)$ olarak gösterilir ve $h(x, u)$ eşitsizlik kısıtlarını ifade eder. vektörü aşağıdaki durum değişkenlerinden oluşur:

$$x = P_{THG_1}, V_{L_1}, \dots, V_{L_{NL}}, Q_{THG_1}, \dots, Q_{THG_{NTHG}}, Q_{WS_1}, \dots, Q_{WS_{NW}}, S_{l_1}, \dots, S_{l_{NTL}} \quad (2.18)$$

Burada P_{THG_1} , salınım barasındaki generatörün aktif gücüne karşılık gelir ve V_L , yük barasındaki voltaj büyüklüklerini temsil eder; Q_{THG} ve Q_{WS} sırasıyla konvansiyonel termal generatörlerin ve rüzgar ünitelerinin reaktif güçleridir; S_l iletim hattı yükünü ifade eder; NL , $NTHG$ ve NTL sırasıyla yük barasının, termal generatörlerin ve iletim hatlarının sayılarıdır.

Benzer şekilde, u vektörü aşağıdaki kontrol değişkenlerinden oluşur:

$$u = P_{THG_2}, \dots, P_{THG_{NTHG}}, P_{W,S_1} \dots P_{W,S_{NW}}, V_{G_1}, \dots, V_{G_{NG}}, Q_{C_1}, \dots, Q_{C_{NC}}, T_1, \dots, T_{NT} \quad (2.19)$$

u kontrol değişkenleri, generatörün aktif gücü P_{THG} 'den, rüzgar ünitesi aktif gücü P_{WS} 'den, rüzgar ve termal üretim sistemleri dahil generatör bara gerilimi V_{G_1} 'den, şönt kapasitörlerin Q_C reaktif gücünden ve trafo kademe ayarları T 'den oluşur.

NC ve NG sırasıyla gerilim kontrollü jeneratör baralarının, şönt kapasitörlerinin ve kademe ayarlı transformatörlerin sayılarıdır.

2.2.2. Optimal güç akışı probleminin kısıtlamaları

OPF probleminin kısıtlamaları eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamaları olarak ikiye ayrılır. Eşitlik kısıtları olarak ifade edilen $g(x, u)$, Eş. 2.20 ve Eş. 2.21'deki gibi ifade edilir.

$$P_{Gi} - P_{Di} - V_i + \sum_{j=1}^{NB} V_j [G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)] = 0 \quad (2.20)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Di} - V_i + \sum_{j=1}^{NB} V_j [G_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)] = 0 \quad (2.21)$$

Burada P_{Gi} ve Q_{Gi} , i . generatörün aktif ve reaktif güçleridir; P_{Di} ve Q_{Di} , i . baranın aktif ve reaktif talep güçleridir; V_i ve V_j sırasıyla i . ve j . baranın gerilimleridir; G_{ij} , B_{ij} ve $\delta_i - \delta_j$, i . ve j . bara arasındaki kondüktans, süseptans ve faz farkıdır; NB sistemdeki toplam bara sayısıdır.

Eşitsizlik kısıtları, termal ve rüzgar güç ünitelerinden oluşan sistemdeki güç çıkışlarının minimum ve maksimum kısıtları ve gerilim büyüklükleri Eş. 2.22’de gibi ifade edilir.

$$\left. \begin{aligned} P_{THGi,min} &\leq P_{THGi} \leq P_{THGi,max} ; & \forall i \in NTHG \\ P_{WSi,min} &\leq P_{WSi} \leq P_{WSi,max} ; & \forall i \in NW \\ Q_{THGi,min} &\leq Q_{THGi} \leq Q_{THGi,max} ; & \forall i \in NTHG \\ Q_{WSi,min} &\leq Q_{WSi} \leq Q_{WSi,max} ; & \forall i \in NW \\ V_{Gi,min} &\leq V_{Gi} \leq V_{Gi,max} ; & \forall i \in NG \end{aligned} \right\} \quad (2.22)$$

Burada P_{THGi} ve Q_{THGi} sırasıyla i . termal generatörün aktif ve reaktif güç çıkışıdır. P_{WSi} ve Q_{WSi} sırasıyla i . rüzgar ünitesinin aktif ve reaktif güç çıkışıdır; V_{Gi} , generatör baralarının gerilim büyüklüğünü ifade eder ve NW sırasıyla rüzgar santrallerinin sayısını gösterir.

Yük barası gerilimi ve transformatör kademe ayarları belirtilen sınırlar içerisinde olmalıdır. İletim hattı yükleri ve şönt kapasitörleri kısıtları Eş. 2.23'te verilmiştir.

$$\left. \begin{aligned} T_{i,min} &\leq T_i \leq T_{i,max} & ; & \forall i \in NT \\ V_{Li,min} &\leq V_{Li} \leq V_{Li,max} & ; & \forall i \in NL \\ Q_{Ci,min} &\leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci,max} & ; & \forall i \in NC \\ S_{Li} &\leq S_{Li,max} & ; & \forall i \in NTL \end{aligned} \right\} \quad (2.23)$$

Burada $T_{i,min}$ ve $T_{i,max}$, transformatörün minimum ve maksimum kademe ayarlarını ifade eder ve $V_{Li,min}$ ve $V_{Li,max}$, minimum ve maksimum gerilim büyüklüğü değerleridir. Şönt kapasitörleri alt ve üst limitleri sırasıyla $Q_{Ci,min}$ ve $Q_{Ci,max}$ olarak gösterilmektedir ve S_{Li} ve $S_{Li,max}$ sırasıyla görünür güç ve maksimum değeridir.

Rüzgar gücü entegreli stokastik EED ve OPF probleminin çözümündeki uygunluk fonksiyonu genel olarak şu şekilde ifade edilir:

$$F_{fitness} = f(x, u) + \lambda_V \sum_{i=1}^{NL} (V_{Li} - V_{Li}^{lim})^2$$

$$\begin{aligned}
& + \lambda_P (P_{THG_1} - P_{THG_1}^{lim})^2 \\
& + \lambda_Q \sum_{i=1}^{NTHG} (Q_{THG_1} - P Q_{THG_1}^{lim})^2 \\
& + \lambda_W \sum_{i=1}^{NW} (Q_{WS_i} - Q_{WS_i}^{lim})^2 \\
& + \lambda_S \sum_{i=1}^{NTL} (S_{Li} - S_{Li}^{lim})^2
\end{aligned} \tag{2.24}$$

Burada λ_V , λ_P , λ_Q , λ_W ve λ_S ceza faktörleridir. x durum değişkenlerinin kısıt ihlalleri Eş. 2.25, Eş. 2.26, Eş. 2.27, Eş. 2.28, Eş. 2.29'da verilmektedir.

$$V_{Li}^{lim} = \begin{cases} V_{Li,min}; & V_{Li} < V_{Li,min} \\ V_{Li,max}; & V_{Li} > V_{Li,max} \end{cases} \tag{2.25}$$

$$P_{THG_1}^{lim} = \begin{cases} P_{THG_1,min}; & P_{THG_1} < P_{THG_1,min} \\ P_{THG_1,max}; & P_{THG_1} > P_{THG_1,max} \end{cases} \tag{2.26}$$

$$Q_{THG_1}^{lim} = \begin{cases} Q_{THG_1,min}; & Q_{THG_1} < Q_{THG_1,min} \\ Q_{THG_1,max}; & Q_{THG_1} > Q_{THG_1,max} \end{cases} \tag{2.27}$$

$$Q_{WS_i}^{lim} = \begin{cases} Q_{WS_i,min}; & Q_{WS_i} < Q_{WS_i,min} \\ Q_{WS_i,max}; & Q_{WS_i} > Q_{WS_i,max} \end{cases} \tag{2.28}$$

$$S_{Li}^{lim} = S_{Li,max}; \quad S_{Li} > S_{Li,max} \tag{2.29}$$

2.3. Rüzgar Enerjisi ve Karakteristik Özellikleri

Rüzgar; hız, yön ve frekans gibi özellikleri olan ve bu karakteristik durumundan kaynaklı elektrik enerjisi üretiminde tercih edilen bir iklim kaynağıdır. Rüzgarın hızını belirleyen faktörler, bölgeye ait coğrafi konum başta olmak üzere yüksekliği ve yerel yüzey yapısı olarak belirtilir. Bu nedenle rüzgar hızı bölgenin coğrafi yapısına bağlıdır. Herhangibir

bölgede kurulumu yapılacak rüzgar enerjisi santralının özellikleri bölgenin rüzgar durumuna bağlı olarak değişir.

Rüzgar gücünün spesifik durumunun bilinmesinde rüzgarın günlük ortalama hızı, saatlik ortalama hızı, aylık ortalama hızı ve mevsimsel ortalama hızı gibi bilgilere ihtiyaç vardır. Ayrıca kurulacak rüzgar türbininin yeri için bölgedeki baskın rüzgar yönü verileri gerekir. Bu bilgiler sayesinde türbülans, rüzgar hızı, en olası hız, standart sapma, hızların kümülatif dağılımı gibi değişkenler hesaplanabilir.

Rüzgar verilerini değerlendirmek için birçok istatistiksel yöntem tercih edilebilir. Bir bölgeye ait rüzgar hızına ait frekans dağılımının ifade edilmesinde olasılık yoğunluk fonksiyonları kullanılmaktadır. Rüzgar hızı analizlerinde birçok olasılık yoğunluk fonksiyonları elde etme yöntemleri kullanılır. Belirli bir bölgeye ait rüzgar rejimlerinin modellenerek frekans dağılımlarının ifade edilmesinde uygun istatistiksel modellerin oluşturulması önemlidir.

RES'lere ait rüzgar güçlerinin hesaplanması rüzgar hızının yanında hava yoğunluğu, rakım, yüzeyin pürüzlüğü gibi parametreler de etki etmektedir [49]. Olasılık yoğunluk fonksiyonlarının elde edilmesinde yaygın olarak Gama Dağılımı, İki Parametrelili Gama Dağılımı, Lognormal Dağılımı, Gaussian Dağılımı, Rayleigh Dağılımı, Weibull Dağılımı ve Hibrit Dağılımı gibi verilere dayalı istatistiksel dağılım metotları kullanılmaktadır [50, 51, 52, 53 ve 54]. Bu dağılım metotları rüzgar rejimlerinin modellenmesinde rüzgar hızı datası ile ilişkilendirilmiş olasılık yoğunluk fonksiyonları temeline dayanmaktadır. İki parametrelili Weibull dağılımı en sık kullanılan ve kabul gören istatistiksel model olarak ortaya çıkmaktadır [55, 56].

Literatürde iki parametrelili Weibull ve Rayleigh dağılımının belirli bir bölgeye ait rüzgar hızı ve rüzgar gücü potansiyelinin tahmin edilmesinden iyi sonuçlar elde edilmesi nedeniyle uygun bir dağılım metodu olduğu yer almaktadır. Bu dağılımlar sadece iki parametrenin hesaplanmasına ihtiyaç duyduğundan dolayı kolay olması, doğruluğunun kanıtlanabilir olması, rüzgar hızı dağılımlarının gözlemlenmesi için uygunluk sağlaması ve esneklik özelliklerinden dolayı yaygın olarak kullanılmaktadır.

Literatürde farklı dağılım metotları kullanılarak geçmiş yıllara ait rüzgar hızı bilgileri ile bölgesel olarak rüzgar enerjisi kapasitesinin teknik ve ekonomik değerlendirilmesi, enerji karakteristikleri, rüzgar türbini lokasyonu ve boyutlandırılması, seviyelendirilmiş birim enerji maliyetleri, çevresel etkiler gibi konularda çalışma yapılmaktadır. Bu konuda yerli ve yabancı literatürdeki çalışmalardan bazılarına aşağıda kısaca yer verilmiştir.

[57]'de M. K. Mridul ve arkadaşları tarafından Bangladeş, Faridpur için rüzgar enerjisi potansiyeli ve karakteristiği incelenmiştir. Bu amaç doğrultusunda bölgeye ait 50 m dikey yükseklikteki 2019 yılı için aylık rüzgar hızı verileri kullanılmıştır. Bölge için Weibull dağılımı metodu kullanılarak Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu (PDF) ve Weibull kümülatif dağılım fonksiyonu (CDF) hesaplanmıştır. Weibull PDF ve Weibull CDF kullanılarak en olası rüzgar hızı, maksimum enerji taşıyan rüzgar hızı, enerji ve güç yoğunlukları hesaplanmıştır.

[58]'de J. C. Lam ve diğerleri tarafından Hong Kong'ta üç farklı bölgeye ait uzun dönem geçmiş ortalama rüzgar hızı verileri kullanılarak üç bölge için Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu hesaplanmıştır. Hesaplanan fonksiyonlar kullanılarak her bölge için nümerik rüzgar hızı tahminleri elde edilmiştir.

[59]'da A. S. S. Dorvlo tarafından Umman'da dört bölgenin rüzgar hızı modellemesinde Weibull dağılımı kullanılmıştır.

[60]'ta A. Keyhani ve arkadaşları tarafından İran'ın Firouzkooch bölgesinin rüzgar hızı verilerinin analiz edilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla geçmiş 10 yıla ait 3 saatlik rüzgar hızı bilgileri kullanılarak bölgeye ait rüzgar hızı ve rüzgar gücü üretim potansiyelleri analiz edilmiştir.

[61]'de A.H. Shahirinia ve diğerleri tarafından OPF probleminde çözümlerin PDF'lerini bulmak için Monte Carlo simülasyon algoritması önerilmiştir.

[62]'de G.J. Osorio diğerleri tarafından ED probleminde çözümlerin PDF'lerini bulmak için Monte Carlo simülasyon yaklaşımı kullanılmıştır.

[63]'te M. Eladany ve diğerleri rüzgar hızı ve güneş ışıını rastgele değişkenler olduğundan, bunların stokastik doğasını temsil etmek için bir Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu kullanmıştır. Bu amaçla Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonuna dayalı stokastik rüzgar gücü olasılığı, önerdikleri modele bir kısıt olarak dahil edilmiş ve Weibull PDF faktörlerinin toplam maliyet değerlerine etkisi incelenmiştir.

[64]'te S. Nasser Keshmiri ve diğerleri tarafından çok amaçlı ED optimizasyon probleminin çözümünde rüzgar hızının kısa dönem ve uzun dönem karakterizasyon fonksiyonlarını hesaplamak için Weibull dağılım fonksiyonunu ve Normal dağılım fonksiyonu uygulanmıştır.

[65]'te J. Hetzer ve arkadaşları tarafından rüzgar gücü entegreli ED probleminin çözümünde stokastik rüzgar gücünün parametrelerinin hesaplanmasında Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu kullanılmıştır.

[66]'da A. Albani ve diğerleri Malezya'da farklı lokasyonlara ait rüzgar enerjisi potansiyelini ve karakteristiğini Weibull ve Rayleigh modellerine göre incelemiştir.

2.3.1 Rüzgar gücü maliyet fonksiyonu

Doğada herhangi bir zaman aralığında rüzgar hızının belirsiz olmasına rağmen, çeşitli yöntemler kullanılarak rüzgar hızının tahmin edilmesi mümkündür. Rüzgar hızının belirsizliği nedeniyle, termal ve rüzgar enerji üretim ünitelerinden oluşan bir güç sisteminde rüzgar enerjisinin maliyeti hesaplanırken maliyetlerin fazla veya az tahmin edilmesi dikkate alınmalıdır. Buna göre, rüzgar enerjisi maliyet hesaplaması Eş. 2.30'da verilmektedir.

$$C_W = [P_w cost_{dir,j} + P_w cost_{oe,j} + P_w cost_{ue,j}] \quad (2.30)$$

Burada $P_w cost_{dir,j}$ rüzgar enerjisi çıkışının doğrudan maliyetidir. $P_w cost_{oe,j}$ ve $P_w cost_{ue,j}$ sırasıyla rüzgar enerjisinin fazla ve eksik tahmin edilen durumlardaki maliyetlerini ifade eder. $P_w cost_{dir,j}$ Eş. 2.31'deki gibi ifade edilir [67].

$$P_{wcostdir,j} = \sum_{j=1}^{N_w} [q_j \times w_j] \quad (2.31)$$

Burada q_j doğrudan rüzgar enerjisi maliyet katsayısıdır ve w_j j . rüzgar üniteleri tarafından üretilen güçtür. Rüzgar gücünün fazla veya eksik tahmin durumunun etkilerini formüle eden bir yöntem geliştirilmiştir [67, 68 ve 69]. $P_{wcostoe,j}$ Eş. 2.32’de verilmiştir. Burada C_{rwj} ve $E(Y_{o,j})$ sırasıyla j . rüzgar ünitesinin yüksek tahmin edilen maliyet katsayısını ve olası değerini ifade eder. $E(Y_{o,j})$; değerini hesaplamak için Weibull Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu kullanılmıştır. Bu denklemler Bölüm 2.4.’te detaylı açıklanmıştır. $E(Y_{o,j})$; Eş. 2.33’deki gibi ifade edilebilir.

$$P_{wCostoe,j} = \sum_{j=1}^{N_w} (C_{rwj} \times E(Y_{o,j})) \quad (2.32)$$

$$\begin{aligned} E(Y_{o,j}) = & w_j \left[1 - \exp\left(-\frac{V_{in,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) + \exp\left(-\frac{V_{out,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) \right] \\ & + \left(\frac{w_{r,j} V_{in,j}}{V_{r,j} - V_{in,j}} + w_j \right) \left[\exp\left(-\frac{V_{in,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) - \exp\left(-\frac{V_{1,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) \right] \\ & + \left(\frac{w_{r,j} C_j}{V_{r,j} - V_{in,j}} \right) \left[\Gamma\left(1 + \frac{1}{k_j}, -\left(\frac{V_{1,j}}{C_j}\right)^{k_j}\right) - \Gamma\left(1 + \frac{1}{k_j}, -\left(\frac{V_{in,j}}{C_j}\right)^{k_j}\right) \right] \end{aligned} \quad (2.33)$$

Eksik tahmin maliyeti ise Eş. 2.34’te verilmiştir. Burada C_{pwj} ve $E(Y_{ue,j})$ sırasıyla j . rüzgar jeneratörünün eksik tahmin maliyet katsayısını ve beklenen değerini ifade eder. $E(Y_{ue,j})$ değeri hesaplanırken de Weibull Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu kullanılır. Buna göre $E(Y_{ue,j})$ Eş. 2.35’te verilmektedir.

$$P_{wCostue,j} = \sum_{j=1}^{N_w} (C_{pwj} \times E(Y_{ue,j})) \quad (2.34)$$

$$E(Y_{ue,j}) = (w_{r,j} - w_j) \left[\exp\left(-\frac{V_{r,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) - \exp\left(-\frac{V_{out,j}^{k_j}}{C_j^{k_j}}\right) \right]$$

$$\begin{aligned}
& + \left(\frac{w_{r,j} V_{in,j}}{V_{r,j} - V_{in,j}} + w_j \right) \left[\exp \left(-\frac{V_{r,j}^{k_j}}{c_j^{k_j}} \right) - \exp \left(-\frac{V_{1,j}^{k_j}}{c_j^{k_j}} \right) \right] \\
& + \left(\frac{w_{r,j} c_j}{V_{r,j} - V_{in,j}} \right) \left[\Gamma \left(1 + \frac{1}{k_j}, \left(\frac{V_{1,j}}{c_j} \right)^{k_j} \right) - \Gamma \left(1 + \frac{1}{k_j}, \left(\frac{V_{r,j}}{c_j} \right)^{k_j} \right) \right]
\end{aligned} \tag{2.35}$$

Burada c_j ve k_j sırasıyla j . rüzgar enerjisi üretim ünitesi için ölçek ve şekil katsayılarını ifade eder. V_r ; V_{in} ; V_{out} sırasıyla nominal rüzgar hızını, devreye girme rüzgar hızını ve devreden çıkma rüzgar hızını gösterir. w_j ve $w_{r,j}$, j . rüzgar güç ünitesinin üretilen ve nominal gücünü temsil eder.

2.4. Stokastik Rüzgar Gücünün Modellemesi

Tez çalışmasında, toplam rüzgar gücünün tek bir rastgele değişkenle karakterize edildiği varsayımını analitik olarak ortadan kaldırmak ve rüzgar gücü olasılık yoğunluk dağılımını hesaplamak için Weibull ve Rayleigh olasılık yoğunluk dağılımları kullanılmıştır. Böylece karmaşık ve belirsiz rüzgar özelliklerinin daha doğru ve etkin bir şekilde açıklanabilmesine olanak sağlanmıştır.

Aynı zamanda tez çalışmasında RES'lere ait güç çıktısının elde edilmesinde Weibull, Rayleigh ve Normal dağılımları ile hesaplamalar yapılmıştır. Dağılımlara ait şekil ve ölçek parametreleri farklı yöntemler ile hesaplanabilmektedir. Her ünite için belirlenen saatlik ortalama rüzgar hızı bilgileri ile Weibull ve Rayleigh şekil ve ölçek parametrelerine bağlı olarak ortalama hız, en olası hız, standart sapma, enerji akışına en fazla katkı yapan hız ve ortalama güç yoğunluğu hesaplamaları yapılmıştır.

Weibull fonksiyonlarının elde edilmesinde ölçek ve şekil parametrelerinin tahmin edilmesine ihtiyaç vardır. Weibull parametrelerinin elde edilmesi amacıyla da Grafıksel Metot, Maksimum Olasılık Metodu, Modifiye Edilmiş Maksimum Olasılık Metodu, Moment Metodu, Deneyisel Metot, Enerji Eğilimi Faktörü Metodu, Eşdeğer Enerji Metodu gibi istatistiksel metotlar kullanılmaktadır.

Tez çalışmasında Enerji Eğilim Faktörü yöntemi ve Maksimum Olasılık yöntemi ile hesaplanan Weibull ve Rayleigh parametrelerinin hangisinin gerçek rüzgar hızı verisine

uygun olacağının bulunması için hata analizlerinde kök ortalama kare hatası (RMSE) metodu kullanılmıştır. Tüm bu çalışmalar boyunca, stokastik rüzgar gücünün elde edilmesinin, doğrudan matematiksel yöntemlerle çözülmesi zor olan karmaşık bir optimizasyon problemi haline geldiği görülmüştür.

Karmaşık yüksek boyutlu stokastik rüzgar gücünün modellenmesinde, genellikle büyük ölçekli çok sayıda jeneratör, bara, planlama periyodu ve doğrusal olmayan stokastik değişkenleri içeren güç sistemleri olduğu için çeşitli matematiksel yaklaşımlar ile çözümlenebilse de optimal noktayı aramada oldukça yavaştır ve çoğu zaman çözümler gerçekten uzaktır. Ayrıca doğrusal olmayan özelliklerinden dolayı bu yöntemler etkili sonuçlar sağlayamamaktadır. Bu nedenle rüzgar gücü parametrelerinin elde edilmesinde kullanılan standart klasik matematiksel yöntemler artık yerini sezgisel yöntemlere bırakmıştır.

Sezgisel yöntemler, klasik yöntemlere göre daha hızlı ve optimum değerlere daha yakın etkili çözümler üretebilmektedir. Sezgisel yöntemler genellikle doğanın belirli yasalarından, biyolojik özelliklerden veya canlıların sergilediği kolektif davranışlardan ilham alır. Dolayısıyla tez çalışmasında rüzgar gücü parametre hesaplamalarının doğruluğunun araştırılması amacıyla başlıca metasezgisel algoritmalarından Symbiosis Organisms Search (SOS) ve Artificial Bee Colony (ABC) algoritmaları kullanılmıştır.

Elde edilen sonuçlara göre hata analizleri hesaplanarak yöntemlerin doğrulukları karşılaştırılmıştır. Böylece farklı Weibull parametre tahmin metotları kullanılarak elde edilen sonuçlar çerçevesinde metotların doğrulukları karşılaştırılmıştır.

Bu kısımda, stokastik rüzgar enerjisinin matematik modeli, rüzgar gücünün hesaplanmasına ait parametrelerin belirlenmesi, Weibull ve Rayleigh olasılık yoğunluk fonksiyonları, rüzgar enerjisinin stokastik modellemesi üzerinde durulmuştur. Bölüm 2.4.1. ve 2.4.2'de, Weibull ve Rayleigh parametrelerinin hesaplanması için kullanılan analiz çalışmaları ve kullanılan yöntemler ayrıntılı olarak açıklanmıştır. Bölüm 2.4.4.'te, farklı yöntemler kullanılarak elde edilen sonuçlar ve stokastik rüzgar gücüne ait çözümler sunulmuştur. Bölüm 2.4.5.'teki sonuç açıklamalarıyla sona ermektedir.

2.4.1. Weibull dağılımı

Rüzgar enerjisiyle entegre güç sistemlerinde en önemli sorun, herhangi bir andaki rüzgar hızının belirsizliğidir. Rüzgar hızı verilerinin dağılımını belirlemek için, istatistiksel yöntemler içerisinde sıklıkla kullanılan Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonudur.

Weibull dağılımı diğerlerine kıyasla hassasiyeti yüksektir ve esnekliği fazla ve kullanışlı bir dağılım yöntemidir. Weibull dağılımında iki parametre hesaplanan bir dağılım yöntemidir. Bu nedenle çalışmada rüzgar hızını tahmin etmek için Weibull PDF kullanılmıştır. Buna göre iki parametrelili Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu Eş. 2.36'da verilmiştir.

$$f_v(v) = \left(\frac{k}{c}\right) \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k}, \quad 0 < v < \infty \quad (2.36)$$

Burada v rüzgar hızı olasılığı, k ve c sırasıyla şekil ve ölçek katsayıları, $f_v(v)$ ise ölçülen rüzgar hızı olasılığıdır.

Eş. 2.36'daki rüzgarın esme sıklığını temsil eden k parametresi boyutsuz şekil parametresidir. Herhangibir bölgenin rüzgar hızında zaman içerisinde fazla dalgalanma gözlenmiyorsa şekil parametresi k daha büyük değere sahip olur. Rüzgâr hızında zaman içerisinde dalgalanmalar çoksa şekil parametresi daha küçük değere sahip olur.

Eş. 2.36'daki ölçek parametresi c rüzgâr hızıyla aynı birime sahip olup ortalama hıza göre değişiklik gösterir. Bu değişim doğru orantılıdır.

Weibull kümülatif dağılım fonksiyonu

$$F(v) = 1 - e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k}, \quad 0 < v < \infty \quad (2.37)$$

Şeklinde ifade edilir. Bu fonksiyon v hızından küçük rüzgar hızlarının oluşma olasılığını ifade etmektedir.

Bir rüzgar türbini yalnızca rüzgar hızı, devreye girme hızı olarak adlandırılan v_{in} belirli bir seviyeye ulaştığında güç üretmeye başlayabilir. Rüzgar türbini, rüzgar hızı devreye girme hızı seviyesinin altında olduğunda güç üretemez. Bir rüzgar türbininin belirli bir rüzgar hızında ulaşabileceği maksimum güce nominal güç adı verilir ve maksimum hıza da nominal hız (V_r) denir. Rüzgar hızının belirli değerleri aşması durumunda türbin sisteminin zarar görmesini önlemek için rüzgar ünitelerinin çalıştırılmaması durumundaki maksimum hıza ise devreden çıkma hızı (V_{out}) adı verilir.

Rüzgar hızına v bağlı olarak, bir rüzgar türbininin güç çıkışı Eş. 2.38'de ifade edildiği gibidir. Rüzgar hızı v değeri, v_{in} değerinden az veya V_{out} yüksek olduğunda santral çıkış gücü sıfırdır. Rüzgar türbini, nominal rüzgar hızı V_r ile devreden çıkma hızı V_{out} arasında nominal güç çıkışı P_{wr} 'yi verir. Eş. 2.39 ve Eş. 2.40'da bu kesikli bölgeler için olasılıklar verilmiştir.

$$P_w(v) = \begin{cases} 0 & ; \quad v < v_{in} \text{ ve } v > v_{out} \\ P_{wr} \left(\frac{v-v_{in}}{V_r-v_{in}} \right) & ; \quad v_{in} \leq v \leq v_r \\ P_{wr} & ; \quad v_r < v \leq v_{out} \end{cases} \quad (2.38)$$

$$f_w p(w) \{p_w = 0\} = 1 - \exp \left[- \left(\frac{v_{in}}{c} \right)^k \right] + \exp \left[- \left(\frac{v_{out}}{c} \right)^k \right] \quad (2.39)$$

$$f_w p(w) \{p_w = p_{wr}\} = \exp \left[- \left(\frac{v_r}{c} \right)^k \right] - \exp \left[- \left(\frac{v_{out}}{c} \right)^k \right] \quad (2.40)$$

Rüzgar türbini güç çıkışının, devreye girme hızı v_{in} ile nominal rüzgar hızı V_r arasında olduğu sürekli bölge için olasılık hesaplaması

$$f_w(p_w) = \frac{k(V_r-v_{in})}{c^k p_{wr}} \left[V_{in} + \frac{p_w}{p_{wr}} (V_r - V_{in}) \right]^{k-1} \exp \left[- \left(\frac{V_{in} + \frac{p_w}{p_{wr}} (V_r - V_{in})}{c} \right)^k \right] \quad (2.41)$$

ile verilir.

2.4.2. Rayleigh dağılımı

Rüzgar hızı karakteristik dağılımının belirlenmesi için kullanılan farklı bir istatistiksel yöntem ise Rayleigh olasılık dağılımıdır. Rayleigh olasılık dağılımı, Weibull dağılımının şekil değişkeninin belirli olarak “2” olduğu durumu temsil eder. Rayleigh dağılımının en büyük avantajı sadece ortalama rüzgâr hızı ile dağılımın belirlenmesidir. Bu durumda Rayleigh olasılık yoğunluk fonksiyonu

$$f_R(v) = \left(\frac{2v}{c^2}\right) e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^2}, \quad 0 < v < \infty \quad (2.42)$$

şeklinde ifade edilir.

Rayleigh kümülatif dağılım fonksiyonu ise Eş. 2.43 ile ifade edilir.

$$F_R(v) = 1 - e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^2}, \quad 0 < v < \infty \quad (2.43)$$

2.4.3. Rüzgar gücü ve rüzgar gücü yoğunluğu

Rüzgar gücü matematiksel olarak Eş. 2.44’teki gibi ifade edilebilir:

$$P_w(v) = \frac{1}{2} \rho A v^3 \quad (2.44)$$

Burada P_w üretilen rüzgar gücünü (W), ρ belirli bir yükseklikteki hava yoğunluğunu (kg/m^3), A rotor kanadının süpürme alanını (m^2) ve v rüzgar hızını (m/s) ifade etmektedir. 15.55 C ve 1 atm atmosfer basıncında deniz seviyesindeki hava yoğunluğu $\rho_0 = 1.225 kg/m^3$ dir. Yüksekliğe bağlı olarak basınç ve sıcaklık değişmekte olup belirli bir yükseklikte ölçülen hava yoğunluğu (ρ_h) deniz seviyesindeki hava yoğunluğuna eşit değildir. Deniz seviyesindeki hava yoğunluğuna bağlı olarak h yüksekliğindeki düzeltilmiş hava yoğunluğu (ρ_h)

$$\rho_h = \rho_0 - (1.194 \cdot 10^{-4} h) \quad (2.45)$$

şeklinde hesaplanır.

Rüzgar gücü yoğunluğu ise her bir m^2 alana düşen güç olarak ifade edilir ve Eş. 2.46'daki gibi hesaplanabilir.

$$P_{wpd} = \frac{1}{2} \rho V^3 = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{2} \rho V^3}{N} \quad (2.46)$$

Burada P_{wpd} her bir m^2 alandaki rüzgar güç yoğunluğunu ifade ederken, v_i i . saatte ölçülen rüzgar hızını, N ise seride ölçülen toplam rüzgar hızını ifade etmektedir.

Ekstrapolasyon

Rüzgar hızı ile yükseklik arasında doğru orantılı bir ilişki olup gerçekte rüzgar hızları rüzgar türbinin yüksekliğine göre daha alçaktan ölçülmektedir. Bu nedenle ölçülen rüzgar hızları türbin gövde yüksekliğine göre yeniden elde edilmelidir. Ekstrapolasyon için Eş. 2.47 kullanılmaktadır.

$$v_h = v_r \left(\frac{Z_h}{Z_r} \right)^\alpha \quad (2.47)$$

Burada v_h , belirlenmek istenen Z_h yüksekliğindeki rüzgar hızını ifade ederken v_r , Z_r yüksekliğinde ölçülen rüzgar hızını, α ise yüzey pürüzlülük katsayısı olan Helman katyasını belirtir. Belirli koşullarda bu değer 0.143 olarak kabul edilmektedir.

2.4.4. Metodoloji

Bu kısımda istatistiksel yöntemlerden Enerji Eğilim Faktörü yöntemi ve Maksimum Olasılık yöntemleri ile belirlenen Weibull ve Rayleigh parametrelerinin hangisinin gerçek rüzgar hızı verisine uygun olacağının belirlenmesi için hata analizlerinde kök ortalama kare hatası (Root Mean Square Error-RMSE) metodu kullanılmıştır. Diğer taraftan, tüm bu çalışmalar boyunca, stokastik rüzgar gücünün elde edilmesinin, doğrudan matematiksel yöntemlerle çözülmesi zor olan karmaşık bir optimizasyon problemi haline geldiği açıkça görülmüştür.

Karmaşık yüksek boyutlu stokastik rüzgar gücünün modelleri, genellikle büyük ölçekli çok sayıda jeneratör, bara, planlama periyodu ve doğrusal olmayan stokastik değişkenleri içeren güç sistemleri olduğu için çeşitli matematiksel yaklaşımlar ile çözümlenebilse de optimal noktayı aramada oldukça yavaştır ve çoğu zaman çözümler gerçekten uzaktır. Ayrıca doğrusal olmayan özelliklerinden dolayı bu yöntemler etkili sonuçlar sağlayamamaktadır. Bu nedenle rüzgar gücü parametrelerinin elde edilmesinde kullanılan standart klasik matematiksel yöntemler artık yerini sezgisel yöntemlere bırakmıştır.

Sezgisel yöntemler, klasik yöntemlere göre daha hızlı ve optimum değerlere daha yakın etkili çözümler üretebilmektedir. Sezgisel yöntemler genellikle doğanın belirli yasalarından, biyolojik özelliklerden veya canlıların sergilediği kolektif davranışlardan ilham alır. Dolayısıyla bu çalışmada rüzgar gücü parametre hesaplamalarının doğruluğunun araştırılması amacıyla başlıca metasezgisel algoritmalarından Symbiosis Organisms Search (SOS) ve Artificial Bee Colony (ABC) algoritmaları kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre hata analizleri hesaplanarak yöntemlerin doğrulukları karşılaştırılmıştır. Böylece farklı Weibull parametre tahmin metotları kullanılarak elde edilen sonuçlar çerçevesinde metotların doğrulukları karşılaştırılmıştır.

Meta sezgisel optimizasyon algoritmaları

Meta-heuristic search (MHS) algoritmalarının başarılı olabilmeleri için yerine getirmeleri gereken iki temel gereksinim vardır. Bunlar komşuluk araması (exploitation) ve çeşitlilik (exploration) görevleridir. Exploitation görevi, referans konumların yakınlarında yani komşuluğunda yapılan hassas bir aramadır. İnce ayar olarak nitelendirilen bu görev literatürde intensification olarak da adlandırılmaktadır. Referans bir konumun komşuluğunda arama yapmak için basit ve etkili matematiksel yöntemler vardır. Bu yüzden intensification, MHS algoritmalarının başarılı bir şekilde yerine getirdikleri bir gereksinimdir.

MHS algoritmalarının performansları üzerinde asıl belirleyici olan ise exploration yetenekleridir. Exploration, arama sürecinin yerel çözüm tuzaklarından kurtulması için yerine getirilmesi gereken işlemlerdir. Optimizasyon problemlerinin çözümlenmesinde karşılaşılan en büyük problem yerel çözüm tuzaklarıdır. Özellikle nonconvex tipli ve çok boyutlu arama uzaylarında çok sayıda yerel çözümler bulunmaktadır. MHS algoritmaları

exploitation görevini yerine getirirken bu yerel çözüm tuzaklarına yakalanmaktadırlar. Bu durumda algoritmaları bu tuzaklardan kurtaracak olan exploration operatörleridir. Diversification yani çeşitlilik arama görevinin yerine getirilmesinde komşuluk aramasında olduğu gibi iyi bilenen ve güçlü matematiksel yöntemler bulunmamaktadır. Üstelik optimizasyon problemlerinin karmaşıklık düzeyi arttıkça MHS algoritmaları exploration görevini yerine getirmekte zorlanmaktadırlar.

Tüm bu nedenlerden dolayı MHS sürecinin başarılı olarak tamamlanabilmesi güçlü bir exploration yeteneğine sahip olmayı gerektirir. Bu nedenle çalışmada, parametre tahmin yöntemleri için literatürde başarılı olan MHS algoritmalarından SOS ve ABC algoritmaları kullanılarak deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiştir.

SOS (Symbiosis Organisms Search) algoritma:

SOS algoritması diğer popülasyon tabanlı algoritmalara benzer olarak arama uzayındaki genel en iyi çözümü bulmak için popülasyon-tabanlı bir iteratif yöntemdir. SOS algoritmasında popülasyona verilen isim ekosistemdir. Popülasyonun ilk oluşturulması aşamasında arama uzayında bir grup organizma rastgele olarak başlatılır. Her bir organizma problem için bir aday çözümü temsil etmektedir. Ekosistem içerisindeki her bir organizma arzu edilen hedefle uyum derecesini gösteren belirli bir uygunluk değerine sahiptir.

Genel olarak tüm meta-sezgisel algoritmalar her bir iterasyon sonunda elde ettikleri çözümleri bir sonraki adım da üretecekleri yeni nesilleri belirlemek için yer değiştirme işlemine tabi tutarlar.

SOS algoritmasında yeni jenerasyon, ekosistemde iki organizma arasındaki biyolojik etkileşim örnek alınarak oluşturulur. Gerçek yaşamdaki biyolojik etkileşime benzeyen ve üç evreden oluşan aşama: faydalanan-faydalanan evresi, faydalanan-nötr kalan (tek taraflı faydalanma) evresi ve faydalanan-zarar gören (biri faydalananırken diğeri zarar gören) evresi olarak modellenmektedir.

Etkileşimin karakteri her evrenin ana prensibini tanımlamaktadır. Mutualizm (karşılıklı faydalanma) evresinde etkileşimler her iki tarafa da kazanç sağlar. Kommensalizm (tek

tarafli birliktelik) evresinde bir taraf kazanç saglarken digerine bir etkisi olmaz. Parazitlik evresinde ise bir taraf kazanç saglarken diger taraf bundan zarar gorur. Tum evrelerde her bir organizma digerleriyle rastgele bir sekilde etkilesimde bulunur. Surec, sonlandirma kriteri karşilanincaya kadar devam ettirilir.

ABC (Artificial Bee Colony) algoritma:

Suru zekası temeline dayanan algoritmalarından birisi olan yapay arı kolonisi algoritmasında, arı kolonisinin iş bölümü yapabilme ve kendi kendine organize olabilme yeteneği vardır. ABC algoritması arama uzayını komşuluk aramasına göre inceler. Arılar kolonide üç türe göre ifade edilir:

1. İşçi arılar: İşçi arılar komşuluk prensibine dayanarak daha fazla nektarın olduğu besin kaynaklarını incelerler.
2. Gözcü arılar: Gözcü arılar kovanda bekleyerek ve diğer arıların besin kaynakları ile bilgileri dansla kendileriyle paylaştıktan sonra nektarın fazla olduğu besin kaynağına dağılırlar.
3. Kaşif arılar: Kaşif arılar yiyecek arama sürecinin başlangıcında rastgele dağılır ve yiyecek arama sürecine başlarlar.

Algoritma adımları:

1. Algoritmanın başlatılması: Bu süreç çevrede rastgele besin kaynakları üretilmesi sürecidir.
2. Yeni kaynakların belirlenmesi: Yeni kaynakların belirlenmesi aşaması komşuluk prensibine göre gerçekleşmektedir.
3. Kaynağın kalitesinin belirlenmesi: Yeni bir kaynağı temsil eden v_i parametre vektörleri için bir uygunluk değeri atanır ve açgözlü bir seçme işlemi uygulanır.

4. Kaynağın seçilmesi: İşçi arılar kovana döndüklerinde gözcü arılara kaynağın kalitesi ile ilgili dans yoluyla bilgi aktarırlar. Nektar kalitesi yüksek olan kaynakların seçilme olasılığı daha yüksektir.

İstatiksel yöntemler

Bu çalışmada, Weibull ve Rayleigh dağılımlarının parametrelerinin bulunmasında istatiksel yöntemlerden enerji eğilim faktörü metodu ve maksimum olasılık metodu kullanılmıştır.

Enerji eğilim faktörü yöntemi

Enerji Eğilim Faktörünün ortalama rüzgar hızı verilerine bağlı olarak matematiksel ifadesi

$$E_{pf} = \frac{\bar{V}^3}{(\bar{V})^3} \quad (2.48)$$

şeklinde tanımlanır.

Burada E_{pf} enerji eğilim faktörü olup hızın küpünün ortalaması ile hızın ortalamasının küpü kullanılarak hesaplanır. E_{pf} hesaplandıktan sonra aşağıdaki eşitlikler kullanılarak şekil (k) ve ölçek (c) parametreleri Eş. 2.49 ve Eş. 2.50 ile kolayca hesaplanabilir.

$$k = 1 + \frac{3,69}{(E_{pf})^2} \quad (2.49)$$

$$c = \frac{\bar{V}}{\Gamma(1+\frac{1}{k})} \quad (2.50)$$

Maksimum olasılık yöntemi

Maksimum Olasılık Yöntemi ile şekil (k) ve ölçek (c) parametreleri Eş. 2.51 ve Eş. 2.52 kullanılarak hesaplanabilir.

$$k = \left(\frac{\sum_{j=1}^N V_j^k \ln(V_j)}{\sum_{j=1}^N V_j^k} - \frac{\sum_{j=1}^N \ln(V_j)}{N} \right)^{-1} \quad (2.51)$$

$$c = \left(\frac{\sum_{j=1}^N V_j^k}{N} \right)^{\frac{1}{k}} \quad (2.52)$$

Burada N , toplam rüzgar hızı verisini ifade ederken, V_j j . saat için ölçülen rüzgar hızını ifade etmektedir.

Hata analizi

Enerji eğilim faktörü yöntemi ve maksimum olasılık yöntemi ile hesaplanan Weibull parametrelerinin hangisinin gerçek rüzgar hızı verisi için uygun olacağının bulunması için hata analizlerinin yapılması gerekmektedir. Hata analizlerinde kök ortalama kare hatası (RMSE), ortalama kare hatası (MSE), ortalama mutlak hatası (MAE), ki kare, belirleme katsayısı gibi bilinen analiz yöntemleri bulunmaktadır. Bu tez çalışmasında Eş. 2.53'te verilen RMSE metodu kullanılmıştır.

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (y_{i,m} - x_{i,w})^2 \right]^{1/2} \quad (2.53)$$

2.4.5. Analiz çalışmaları ve sonuçlar

Bu bölümde, RES'lere ait güç çıktısı elde etmek amacıyla Weibull ve Rayleigh dağılımı yöntemi kullanılarak örnek rüzgar hızı verileri için rüzgar hızı dağılımının değerlendirilmesi yapılmıştır.

Bu amaçla örnekleme amacıyla geçmiş yıllara ait (2018-2023) 10 m yükseklik için saatlik periyotta ölçülen rüzgar hızı verileri kullanılmıştır. Örnekleme sayısının artırılması amacıyla her bir yıla ait aylık çözünürlükteki veriler çalışma yapılacak ayın analizi için kullanılmıştır. Böylelikle her bir ay için yaklaşık (30 x 7) toplamda 210 örnek elde edilmiştir. Ayrıca çalışmada, yıllık rüzgar hızı yoğunluğu analizi yapmak için her bir yıl için yaklaşık (12 x 30 x 7) toplamda 2520 örnek elde edilmiştir. Tez çalışmasında

belirlenen RES'lere ait gövde yüksekliği 60 m'dir. İlk olarak 10 m'de ölçülen rüzgar hızları Eş. 2.47 kullanılarak ekstrapolasyon ile 60 m yükseklik için elde edilmiştir.

Weibull ve Rayleigh dağılımı parametrelerinin hesaplanmasında istatistiksel yöntemlerden enerji eğilim faktörü yöntemi (EPFM) ve maksimum olasılık yöntemi (MLM) kullanılmıştır. Ayrıca parametre hesaplamalarının doğruluğunun araştırılması amacıyla başlıca metasezgisel hibrit algoritmalarından SOS ve ABC algoritmaları kullanılmıştır. Böylece farklı Weibull parametre tahmin metotları kullanılarak elde edilen sonuçlara göre hata analizleri hesaplanarak yöntemlerin doğrulukları karşılaştırılmıştır.

Çizelge 2.1'de örnek hız verileri için 12 aya ait Weibull parametreleri ve hata değerleri yer almaktadır. Çizelge 2.2'de örnek hız verileri için 12 aya ait Rayleigh parametreleri ve hata değerleri yer almaktadır. Ayrıca Çizelge 2.3 ve 2.4'te örnek hız verileri için tüm yıllara ait Weibull ve Rayleigh dağılım parametreleri ve hata değerleri yer almaktadır.

Çizelge 2.1. Aylık Weibull parametreleri ve hata değerleri

Month	Method	k	c (m/s)	Total Absolute Error (PDF)
1	EPFM	1,717411459	8,67863556	1,057163145
	MLM	1,893688801	8,780044354	1,072190066
	SOS	1,93790154	8,426067466	1,029933202
	ABC	1,93790154	8,426067466	1,029933202
2	EPFM	1,664487508	8,485753366	1,217339419
	MLM	1,839293457	8,601385704	1,221227883
	SOS	1,772402485	7,731485147	1,187690659
	ABC	1,772402485	7,731485147	1,187690229
3	EPFM	1,660331232	8,526912911	1,200393361
	MLM	1,848815707	8,633043177	1,209073163
	SOS	2,535576968	7,24714609	1,020983218
	ABC	2,535576968	7,24714609	1,020980205
4	EPFM	2,28637684	7,504895939	1,161691776
	MLM	2,400027209	7,501433401	1,186059408
	SOS	2,991909833	6,798685873	0,904142669
	ABC	2,991909833	6,798685873	0,904141737
5	EPFM	2,154721077	8,065113452	1,079968581
	MLM	2,26397308	8,073843755	1,074433314
	SOS	3,057083425	7,161685369	0,877583603
	ABC	3,057083425	7,161685369	0,877581742

Çizelge 2.1. (Devamı) Aylık Weibull parametreleri ve hata değerleri

Month	Method	k	c (m/s)	Total Absolute Error (PDF)
6	EPFM	2,636954789	8,941351355	1,02255627
	MLM	2,72188761	8,939281583	1,036578088
	SOS	2,938431072	8,249564957	1,022011556
	ABC	2,93843212	8,249566059	0,982279277
7	EPFM	2,824861796	10,47225927	0,869551938
	MLM	2,969093713	10,47311463	0,889549484
	SOS	2,803249784	10,16567707	0,860841843
	ABC	2,803249659	10,16567742	0,860841848
8	EPFM	2,757587495	11,72821533	0,982064225
	MLM	2,885180007	11,73811724	1,007545094
	SOS	2,500539326	11,37318236	0,942404509
	ABC	2,494763278	11,40699189	0,942525427
9	EPFM	2,061162654	9,019482043	1,11356985
	MLM	2,171788742	9,049960909	1,113006916
	SOS	2,523388861	8,571365917	1,021959869
	ABC	2,523525868	8,571404076	1,021959871
10	EPFM	1,716321095	7,848924512	0,959466217
	MLM	1,763831225	7,887966999	0,960614025
	SOS	1,686378108	8,131140252	0,946971951
	ABC	1,615935565	8,413819769	0,947260968
11	EPFM	1,390579972	6,858483495	1,404128669
	MLM	1,523624512	6,976649336	1,371037576
	SOS	1,644921194	6,192311987	1,342020413
	ABC	1,645575281	6,194206006	1,342043041
12	EPFM	1,547648146	7,588513891	1,023703576
	MLM	1,601892705	7,640100392	1,023121314
	SOS	1,527209518	8,037642206	1,023142593
	ABC	1,527749909	8,038734949	1,023142626

Çizelge 2.2. Aylık Rayleigh parametreleri ve hata değerleri

Month	Method	k	c (m/s)	Total Absolute Error (PDF)
1	EPFM	2	8,731662084	1,047152591
	MLM	2	6,300343352	1,366081151
	SOS	2	5,84163526	1,212501768
	ABC	2	8,275893334	1,032868932
2	EPFM	2	8,556390518	1,238829739
	MLM	2	6,226544481	1,497560071
	SOS	2	7,610389021	1,206364316
	ABC	2	7,610389021	1,206326739
3	EPFM	2	8,599539774	1,128228634
	MLM	2	6,240416653	1,399599897
	SOS	2	7,708630802	1,102799364
	ABC	2	7,708630802	1,102799364
4	EPFM	2	7,50176564	1,24470644
	MLM	2	5,118123337	1,43945807
	SOS	2	6,48436174	1,150452937
	ABC	2	6,48436174	1,150452937
5	EPFM	2	8,059460861	1,147406513
	MLM	2	5,564677206	1,456989053
	SOS	2	7,784568174	1,14330202
	ABC	2	7,784568079	1,14330202
6	EPFM	2	8,965232692	1,125957118
	MLM	2	6,027069385	1,472964291
	SOS	2	9,271317852	1,119462978
	ABC	2	9,271317852	1,119462978
7	EPFM	2	10,52574397	0,984574222
	MLM	2	7,020762202	1,124358562
	SOS	2	10,15707544	0,971734021
	ABC	2	10,15707544	0,971734021
8	EPFM	2	11,777429	1,035611668
	MLM	2	7,883916162	1,198967896
	SOS	2	11,92195684	1,034259069
	ABC	2	11,92195684	1,034259069
9	EPFM	2	9,015531887	1,133806407
	MLM	2	6,286225309	1,439087393
	SOS	2	8,227730338	1,103912681
	ABC	2	8,227730338	1,103912681

Çizelge 2.2. (Devamı) Aylık Rayleigh parametreleri ve hata değerleri

Month	Method	k	c (m/s)	Total Absolute Error (PDF)
10	EPFM	2	7,897205394	1,066779905
	MLM	2	5,763936027	1,535197342
	SOS	2	8,034220489	1,06405699
	ABC	2	8,034220489	1,06405699
11	EPFM	2	7,061048885	1,40451224
	MLM	2	5,410238036	1,585324399
	SOS	2	6,322905066	1,352756353
	ABC	2	6,322905066	1,352756353
12	EPFM	2	7,702498833	1,099015125
	MLM	2	5,768359904	1,473046301
	SOS	2	7,724976848	1,098921919
	ABC	2	7,724976848	1,098921919

Çizelge 2.3. Yıllık Weibull parametreleri ve hata değerleri

Year	Method	k	c (m/s)	Total Error (PDF)
2018	EPFM	2,250149	8,534181	0,897163043
	MLM	2,358513	8,543171	0,9145299
	SOS	2,821013	7,843502	0,808812755
	ABC	2,821013	7,843502	0,808812755
2019	EPFM	1,857433	9,614972	0,980346637
	MLM	1,994699	9,694583	1,04043706
	SOS	1,809924	8,065538	0,810631753
	ABC	1,809924	8,065538	0,810631753
2020	EPFM	2,142101	9,59528	1,054014657
	MLM	2,237293	9,639677	1,071148791
	SOS	1,938589	9,258395	1,028914645
	ABC	1,938628	9,258457	1,02891552
2021	EPFM	2,140984	9,285866	1,072734491
	MLM	2,250454	9,326096	1,124340203
	SOS	1,887262	8,528088	1,002346029
	ABC	1,888214	8,529815	1,002355878
2022	EPFM	1,991107	8,7342	0,808026101
	MLM	2,089238	8,767511	0,833448118
	SOS	2,413021	7,580767	0,680924857
	ABC	2,413021	7,580767	0,680924857
2023	EPFM	1,324577	6,438738	0,794619966
	MLM	1,413673	6,544893	0,818395018
	SOS	1,391989	5,695548	0,769080567
	ABC	1,388009	5,732565	0,769250984

Çizelge 2.4. Yıllık Rayleigh parametreleri ve hata değerleri

Year	Method	k	c (m/s)	Total Absolute Error (PDF)
2018	EPFM	2	8,529405	0,953625763
	MLM	2	5,848135	1,085541793
	SOS	2	8,008161	0,93396745
	ABC	2	8,008161	0,93396745
2019	EPFM	2	9,635003	1,003059886
	MLM	2	6,859567	1,220425539
	SOS	2	7,911173	0,8375703
	ABC	2	7,911173	0,8375703
2020	EPFM	2	9,588652	1,042193133
	MLM	2	6,660969	1,333532937
	SOS	2	9,307622	1,031107434
	ABC	2	9,307622	1,031107434
2021	EPFM	2	9,279463	1,049004291
	MLM	2	6,434743	1,300527507
	SOS	2	8,47798	1,009771258
	ABC	2	8,47798	1,009771258
2022	EPFM	2	8,734933	0,80703664
	MLM	2	6,139414	1,138353325
	SOS	2	7,968295	0,750608413
	ABC	2	7,968295	0,750608413
2023	EPFM	2	6,68556	1,153322329
	MLM	2	5,247191	1,401980124
	SOS	2	5,841635	1,056066522
	ABC	2	5,841635	1,056066522

Çizelge 2.1, 2.2, 2.3 ve 2.4 incelendiğinde istatistiksel yöntemlere göre metasezgisel algoritmaların daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Bu kapsamda olasılık yöntemi ile elde edilen parametreler kullanılarak saatlik ortalama hız (Vort), enolası hız (Venolası), maksimum hız (Vmaks) ve rüzgar güç yoğunluğu (WPD) hesaplanmıştır. Çizelge 2.5 ve 2.6'da ortalama hız, en olası hız (en fazla esen rüzgar hızı), Vmaks ve rüzgar güç yoğunluğu değerleri verilmiştir.

Çizelge 2.5. Aylık rüzgar hızı ve güç değerleri

Month	Vavg (m/s)	Vmls (m/s)	Vmax (m/s)	Standard Deviation (σ)	Power Density (P/A)	Turbine Power Output (W)
1	7,738234	4,585011516	30,9488277	4,428751217	58,66914426	294 871,12
2	7,582904	4,96709581	24,0713105	4,489829158	74,59265622	374 902,69
3	7,621144	5,731264396	29,0384063	4,462153762	114,5881724	575 920,15
4	6,648267	4,96709581	20,6325518	2,869962061	74,59265622	374 902,69
5	7,142511	6,495432982	21,7788047	3,31282396	166,8064269	838 369,10
6	7,945231	5,731264396	16,8117089	3,094777948	114,5881724	575 920,15
7	9,328198	5,731264396	18,7221304	3,410198699	114,5881724	575 920,15
8	10,43747	6,495432982	20,2504675	3,931218476	166,8064269	838 369,10
9	7,989807	5,731264396	22,9250576	3,909109217	114,5881724	575 920,15
10	6,998716	4,585011516	20,2504675	4,190261331	58,66914426	294 871,12
11	6,257692	3,82084293	25,9817319	4,414853274	33,95205108	170 643,01
12	6,826162	3,438758637	26,7459005	4,478762328	24,75104523	124 398,75

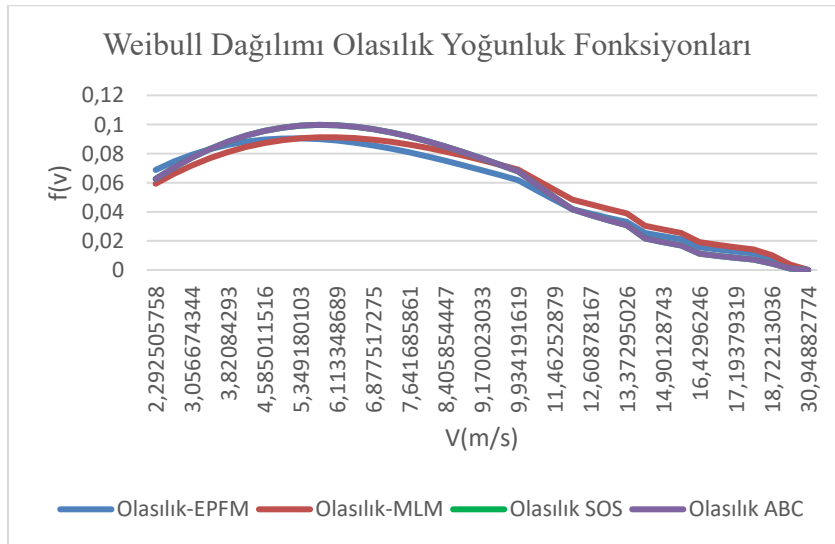
Çizelge 2.6. Yıllık rüzgar hızı ve güç değerleri

Month	Vavg (m/s)	Vmls (m/s)	Vmax (m/s)	Standard Deviation (σ)	Power Density (P/A)	Turbine Power Output (W)
2018	7,55898816	5,731264396	26,74590051	3,360655982	114,5881724	575 920,15
2019	8,53879884	5,731264396	30,94882774	4,610257326	114,5881724	575 920,15
2020	8,49772171	6,113348689	25,98173193	4,070751859	139,0676012	698 953,76
2021	8,22371015	7,259601568	22,54297329	3,901810491	232,8771183	1 170 440,40
2022	7,74113246	6,495432982	24,07131046	3,937277433	166,8064269	838 369,10
2023	5,92492356	3,82084293	29,03840627	4,473940855	33,95205108	170 643,01

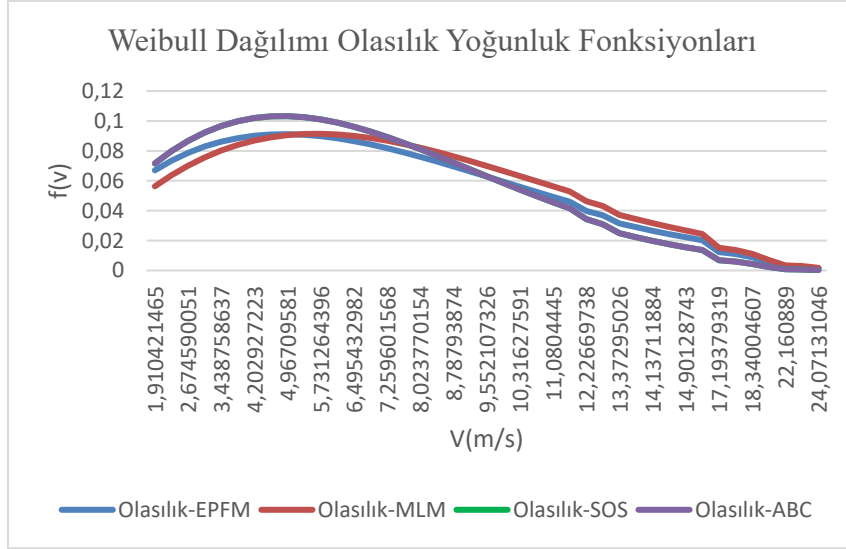
Bu çalışmada örnek veriler kullanılarak elde edilen 12 aya ait ortalama hız için rüzgar gücünün elde edilmesinde örnek olması amacıyla Türkiye’de en çok kullanılan türbin tiplerinden biri olan Nordex N60 modeli kullanılmıştır. Nordex N60 türbinin anma gücü 1300 kW, gövde uzunluğu 60 m, kanat çapı 60 m olup bu teknik özellikler dikkate alınarak 1.3 MW kurulu güce sahip bir RES’e ait güç çıktısı Eş. 2.43 kullanılarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuç Çizelge 2.5 ve 2.6’da verilmiştir.

Herhangi bir anda V hızının gözlenme olasılığını, olasılık yoğunluk fonksiyonu $f(V)$, herhangi bir anda gözlenen hızın V hızına eşit veya daha küçük olma olasılığını ise kümülatif dağılım fonksiyonu $F(V)$ ifade etmektedir. Şekil 2.1 - 2.2 - 2.3 - 2.4 - 2.5 - 2.6’da 1., 2. ve 3. aya ait rüzgar hızına karşılık gelen Weibull ve Rayleigh dağılımına ait olasılık yoğunluk ve örnek yıllık olasılık dağılım fonksiyonları yer almaktadır. Bu çalışmada 12 ay için tüm yıllara ait analizler yapılarak Weibull ve Rayleigh olasılık yoğunluk fonksiyonları hesaplanıp grafikleri çıkarılmasına rağmen burada sadece örnek olarak 1., 2. ve 3. aya ait grafikler verilmiştir.

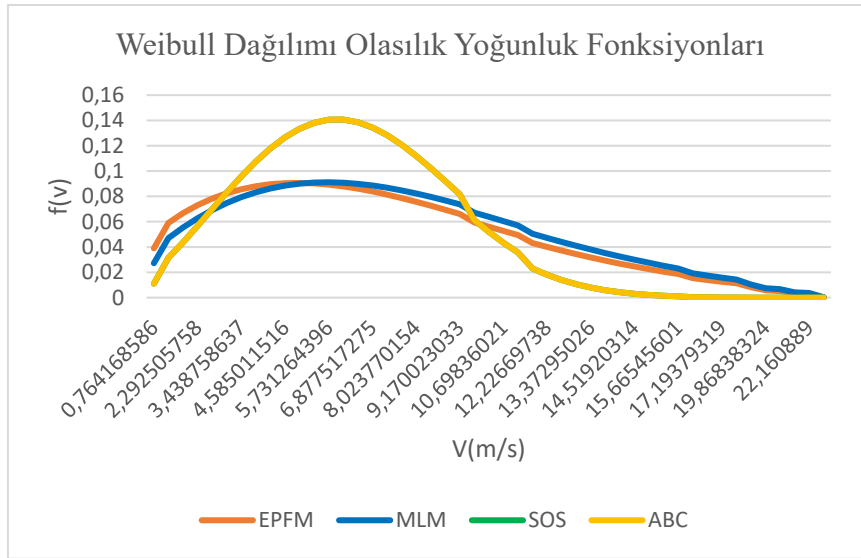
Weibull ve Rayleigh dağılım değişkenleri, ortalama rüzgar hızı, maksimum rüzgar hızı, olasılık yoğunluk fonksiyonları ve kümülatif yoğunluk fonksiyonlarının hesaplanması MATLAB R2019a ile gerçekleştirilmiştir.



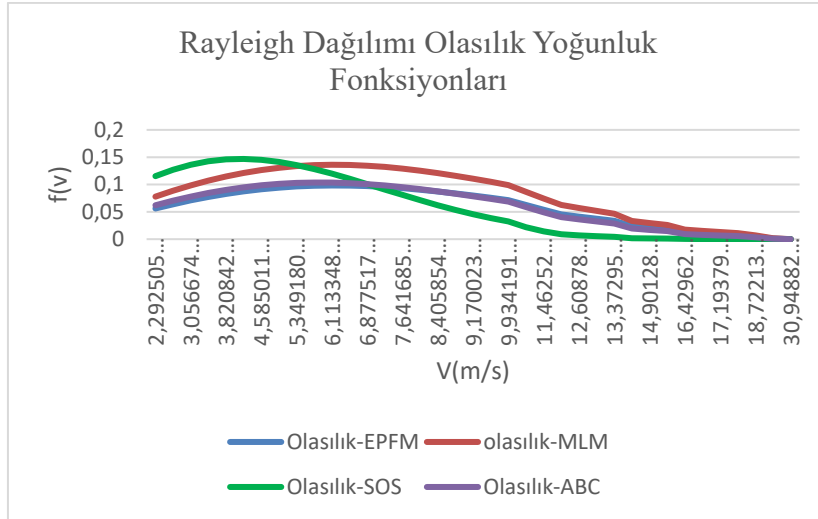
Şekil 2.1. 1.Aya ait Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları



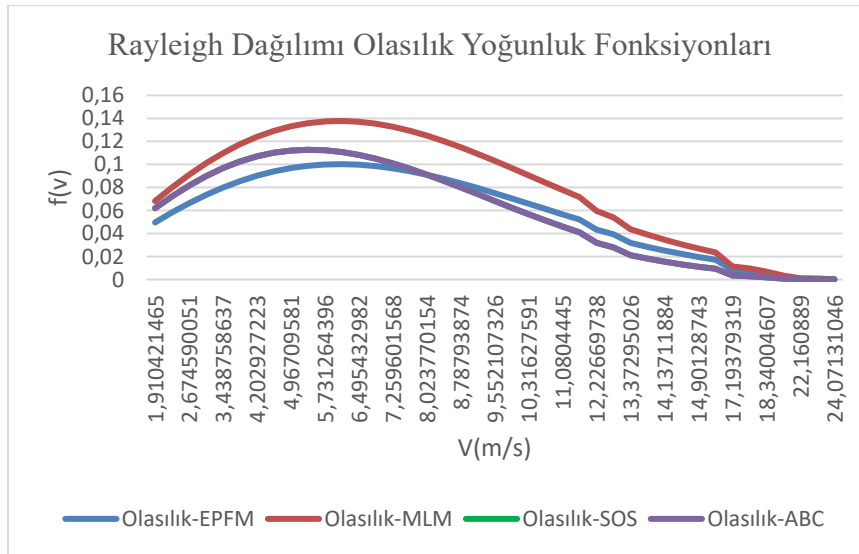
Şekil 2.2. 2.Aya ait Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları



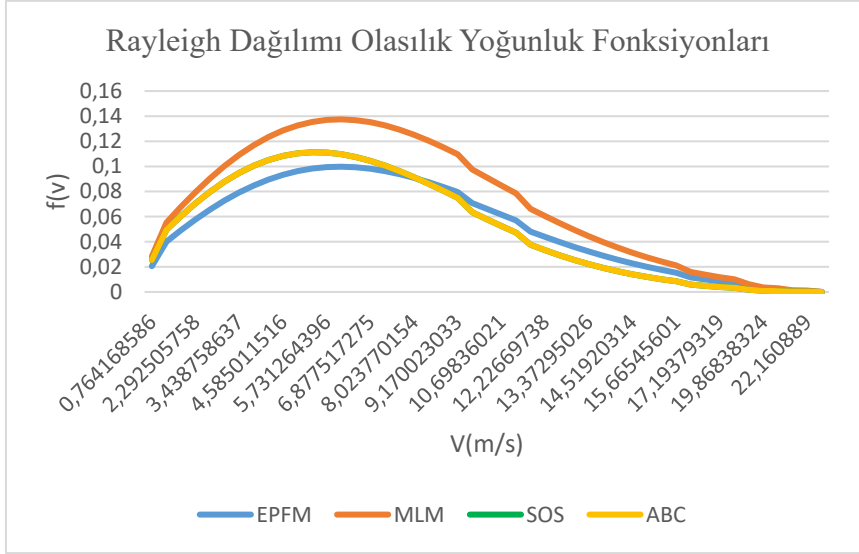
Şekil 2.3. 3.Aya ait Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları



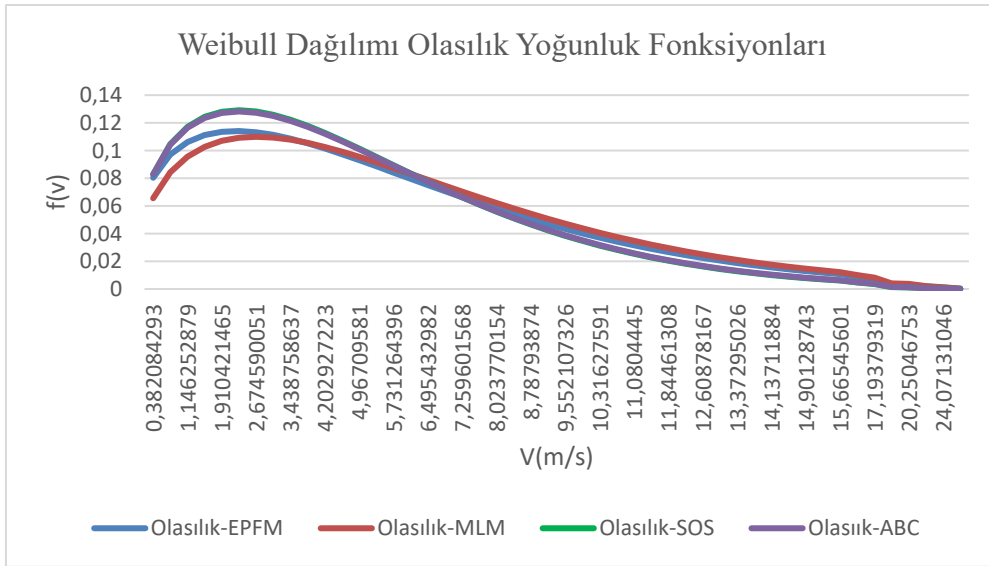
Şekil 2.4. 1.Aya ait Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları



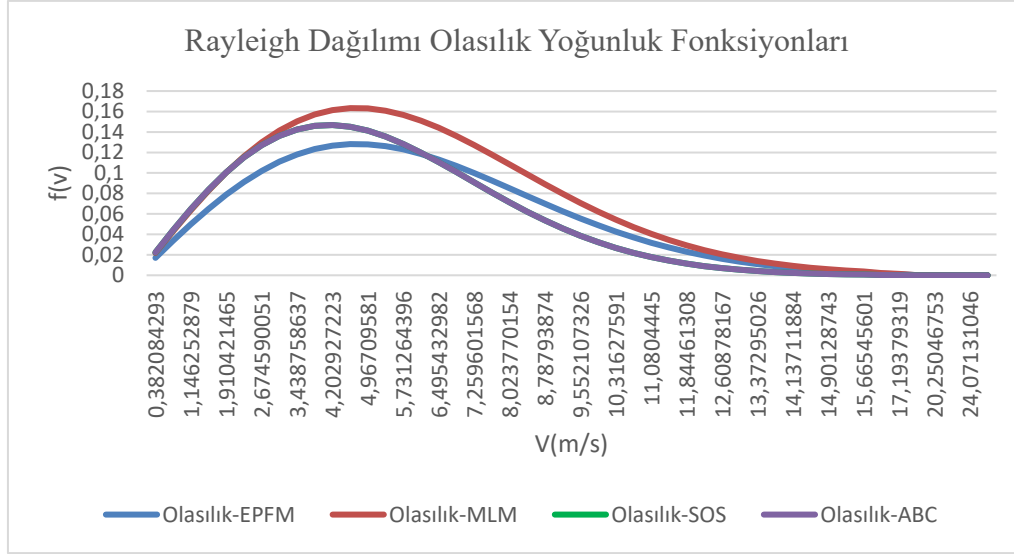
Şekil 2.5. 2.Aya ait Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları



Şekil 2.6. 3.Aya ait Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları



Şekil 2.7. Yıllık Weibull dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları



Şekil 2.8. Yıllık Rayleigh dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonları

2.4.6. Sonuçlar

Modern güç sistemlerinin planlanmasında ve modellemesinde yüke ait güç serisinin yanında üretime ait güç serileri de girdi olarak kullanılmaktadır. Üretim serileri için geleneksel olarak dispatch edilebilir santrallerin (birincil enerji kaynağının kontrol edilebiliyor olması) üretimlerine ait güç serilerinin üretilmesi kapasite faktörü temelli oluşturulabilirken rüzgar ve güneşe ait güç serilerinin oluşturulmasında probabilistik yaklaşımların uygulanması güç sistemlerini doğru modelleme açısından önem arz etmektedir.

Bu kapsamda tez çalışmasının bu bölümünde, RES'lere ait güç serisinin elde edilmesi amacıyla probabilistik yaklaşımlardan Weibull ve Rayleigh dağılımı yöntemi kullanılmıştır. Bu dağılım yöntemlerinin parametrelerinin hesaplanması için istatistiksel yöntemler ve metasezgisel algoritmalar kullanılarak yöntemlerin doğruluğu araştırılmıştır. Bu amaçla örnekleme olarak Türkiye için geçmiş yıllara ait (2018-2023) günlük periyotta ölçülen rüzgar hızı verileri kullanılmıştır. Bu veriler kullanılarak Weibull ve Rayleigh dağılımı ile 12 aya ait ortalama rüzgar hızı, maksimum rüzgar hızı, güç yoğunluğu ve Nordex N60 modeli için rüzgar gücü elde edilmiştir. Bu verilerin yanında kullanılan verilere ait iki farklı yöntemle elde edilen olasılık yoğunluk fonksiyonları ve kümülatif dağılım fonksiyonları oluşturulmuştur.

Yapılan analiz çalışmalarına göre metasezgisel algoritma yöntemlerinin stokastik rüzgar enerjisinin parametrelerinin tahmin edilmesinde daha etkili sonuçlar sağladığı açıkça görülmüştür. Bu etkili deneysel sonuçlara dayanarak, metasezgisel algoritmalar, gerçekteki farklı birleşik yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanıldığı daha büyük güç sistemlerinde çeşitli güç sistemi problemlerini çözmek için kullanılabilir. Özetle, kapsamlı deneysel çalışma sonucunda anlaşılabileceği üzere etkili MHS yöntemlerinin güç sistemleri problemlerinin çözümünde kullanılabileceği literatüre sunulmuştur.

2.5. Stokastik Rüzgar Enerjisi Entegreli Ekonomik Çevresel Dağıtım Probleminin

Amaç Fonksiyonları

2.5.1. Termal ünitelerin yakıt maliyetlerinin ve rüzgar maliyetlerinin minimize edilmesi

Termal ünitelerin ve rüzgar ünitelerinin toplam maliyetinin amaç fonksiyonuna ait matematiksel ifadeleri Eş. 2.54, Eş. 2.55, Eş. 2.56'da verilmiştir. f_T termik generatörlerin yakıt maliyeti, f_w rüzgar enerjisi maliyeti ve a_i , b_i , c_i i . generatörün maliyet katsayılarıdır. P_{Gi} , i . termal generatörün aktif gücüdür. $P_w cost_{dir,j}$, $P_w cost_{oe,j}$ ve $P_w cost_{ue,j}$ sırasıyla j . rüzgar enerjisi ünitesinin doğrudan maliyeti, fazla tahmin maliyeti ve eksik tahmin maliyetidir. F_1 ise toplam maliyettir.

$$f_T = \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i) \quad (2.54)$$

$$f_w = \sum_{j=1}^{NW} (P_w cost_{dir,j} + P_w cost_{oe,j} + P_w cost_{ue,j}) \quad (2.55)$$

$$F_1 = f(x, u) = f_T + f_w \quad (2.56)$$

2.5.2. Parçalı kuadratik fonksiyon rüzgar maliyetlerinin minimize edilmesi

Günümüzde güç sistemlerinde elektrik enerjisi üretimi yalnızca tek bir kaynaktan değil aynı zamanda petrol, doğalgaz, kömür gibi diğer kaynaklardan da elde edilebilmektedir. Bu nedenle, farklı yakıt türleri Eş. 2.57de olduğu gibi parçalı ikinci dereceden fonksiyonlar

olarak gösterilebilir. Burada a_{ik} , b_{ik} ve c_{ik} k tipi yakıt için i . generatörün maliyet katsayılarıdır. Amaç fonksiyonu Eş. 2.58'de verilmiştir.

$$F_{mf, cost} = \begin{cases} a_{i1}P_{Gi}^2 + b_{i1}P_{Gi} + c_{i1}; P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi1} \\ a_{i2}P_{Gi}^2 + b_{i2}P_{Gi} + c_{i2}; P_{Gi1}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi2} \\ \dots \\ \dots \\ a_{ik}P_{Gi}^2 + b_{ik}P_{Gi} + c_{ik}; P_{Gik-1}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \end{cases} \quad (2.57)$$

$$F_2 = f(x, u)$$

$$\begin{aligned} &= \sum_{i=1}^2 (a_{ik}P_{Gi}^2 + b_{ik}P_{Gi} + c_{ik}) + \sum_{i=3}^{NG} (a_iP_{Gi}^2 + b_iP_{Gi} + c_i) \\ &+ \sum_{j=1}^{NW} (P_w cost_{dir,j} + P_w cost_{oe,j} + P_w cost_{ue,j}) \end{aligned} \quad (2.58)$$

2.5.3. Güç sistemlerinde gerilim kararlılığının arttırılması

Güç sistemlerinde herhangi bir arıza olması durumunda veya talep edilen güç miktarının artması ya da azalması, ani yük değişimleri gerilimde kararsızlığa neden olabilir. Gerilim kararlılık indeksi (L-indeksi) kullanılarak güç sisteminde kararlı durumdan bir sapma veya çökme tespit edilebilir ve gerekli önlemler alınabilir [49]. j . baranın gerilim çökmesinin seviyesi, L_j Eş. 2.59 kullanılarak tanımlanabilir.

$$L_j = \left| 1 - \sum_{i=1}^{NG} F_{ji} \frac{V_i}{V_j} \right|; \quad \forall j = 1, 2, \dots, NL \quad (2.59)$$

$$F_{ji} = -\frac{[Y_2]}{[Y_1]} \quad (2.60)$$

Burada NG ve NL sırasıyla generatör ve yük baralarının sayılarıdır ve formüldeki Y_1 ve Y_2 matrisleri YBara sistem admintas matrisinin alt matrisleridir. Bu durumda tüm sistemin kararlılığı

$$F_3 = f(x, u) = f_L = L_{max} = \max(L_j) ; \quad \forall j = 1, 2, \dots, NL \quad (2.61)$$

şeklinde ifade edilir.

2.5.4. Güç kaybının minimize edilmesi

Aktif güç kaybının en aza indirilmesi Eş. 2.62'deki gibi ifade edilir.

$$\begin{aligned} F_4 = f(x, u) &= F_{loss} \\ &= \sum_{i=1}^{NL} \sum_{j=1}^{NL} G_{m(ij)} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)) \end{aligned} \quad (2.62)$$

Burada $G_{m(ij)}$ i . ve j . baralar arasındaki m . hattın kondüktans değeridir.

2.5.5. Valf nokta etkili termal ünitelerin yakıt maliyetinin ve rüzgar maliyetinin minimize edilmesi

Genellikle klasik güç sistemlerinde, her bir konvansiyonel ünite biriminin üretim maliyeti fonksiyonu ikinci dereceden bir fonksiyondur ve ekonomik çevresel dağıtım probleminde valf nokta etkisi dikkate alınmaz. Ancak canlı sistemlerde maliyet fonksiyonunun dışbükey olmaması ve büyük buhar türbinlerinden oluşan termal üretim ünitelerinde dalgalanmalara sebep olduğu için en iyi çözümün bulunmasında hatalara neden olur.

Bu nedenle bu çalışmada ekonomik çevresel dağıtım probleminin çözümünde daha gerçekçi bir yaklaşım elde etmek için valf nokta etkisi dikkate alınmıştır. Fakat valf nokta etkisi aynı zamanda yakıt maliyetlerinde de önemli bir artışa yol açmaktadır. Valf noktası etkisi ile toplam yakıt maliyeti fonksiyonu Eş. 2.63'te verilmiştir.

$$\begin{aligned} F_5 = f(x, u) \\ &= \sum_{i=1}^{NG} a_{i1} P_{Gi}^2 + b_i + P_{Gi} + c_i + |d_i \sin(e_i (P_{Gi}^{min} - P_{Gi}))| \\ &+ \sum_{j=1}^{NW} (P_w cost_{dir,j} + P_w cost_{oe,j} + P_w cost_{ue,j}) \end{aligned} \quad (2.63)$$

Burada a_i, b_i, c_i, d_i ve e_i, i . generatörün maliyet katsayılarıdır.

2.5.6. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve emisyon miktarının minimize edilmesi

Günümüzde enerji üretim tesislerinde kullanılan fosil yakıtlar, atmosfere CO_x, NO_x ve SO_x gibi zararlı emisyon gazların salınımından sorumludur. Maliyetlerin azaltılması ile birlikte çevredeki zararlı gazların neden olduğu emisyon kirliliğinin azaltılması da güç sistemleri problemlerinin temel amaçlarından biri haline gelmiştir. Enerji tesisleri sorunlarının çok amaçlı fonksiyonlarının optimal çözümü için farklı yöntemler geliştirilmiştir.

Bu bölümdeki çok amaçlı minimizasyon fonksiyonu Eş. 2.64'te verilmiştir.

$$F_6 = f(x, u) = f_{T-W} + C_{tax} f_E \quad (2.64)$$

$$f_{T-W} = \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i + \sum_{j=1}^{NW} (P_w cost_{dir,j} + P_w cost_{oe,j} + P_w cost_{ue,j})) \quad (2.65)$$

$$f_E = \sum_{i=1}^{NG} (\gamma_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \alpha_i + \varphi_i e^{(\lambda_i P_{Gi})}) \quad (2.66)$$

Eş. 2.65 ve Eş. 2.66 sırasıyla yakıt maliyeti ve emisyon miktarı fonksiyonlarını içermektedir. Burada F_6 amaç fonksiyonu, f_{T-W} termal ve rüzgar ünitelerinden oluşan toplam maliyet, f_E emisyon maliyeti ve C_{tax} ise amaç fonksiyonları arasında denge olarak kabul edilen bir ağırlık faktörüdür, $c_i, b, a_i, \varphi_i, k_i, i'$. ünitenin emisyon katsayılarıdır.

2.5.7. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve güç kaybının minimize edilmesi

Buradaki temel amaç toplam yakıt maliyetini, rüzgar gücü maliyetini ve aktif güç kayıplarını aynı anda minimize etmektir. Yakıt maliyeti, rüzgar maliyeti ve güç kayıplarından oluşan çok amaçlı fonksiyon Eş. 2.67'de verilmiştir.

$$F_7 = f(x, u) = f_{T-W} + \lambda_p f_{Ploss} \quad (2.67)$$

$$f_{T-W} = \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i + \sum_{j=1}^{NW} (P_w \text{cost}_{dir,j} + P_w \text{cost}_{oe,j} + P_w \text{cost}_{ue,j})) \quad (2.68)$$

$$f_{Ploss} = \sum_{i=1}^{NL} \sum_{j=1}^{NL} G_{m(ij)} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)) \quad (2.69)$$

Burada f_{Ploss} toplam aktif güç kaybıdır ve λ_p ağırlık faktörüdür.

2.5.8. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve gerilim saptmasının minimize edilmesi

Buradaki amaç fonksiyonu toplam maliyeti ve yük baralarının gerilim değerlerindeki gerilim saptmalarını azaltmaktır. Termal ünitelerinin yakıt maliyeti, rüzgar maliyeti ve gerilim saptmasından oluşan çok amaçlı fonksiyon Eş. 2.70'te verilmiştir.

$$F_8 = f(x, u) = f_{T-W} + \lambda_{VD} f_{VD} \quad (2.70)$$

$$f_{T-W} = \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i + \sum_{j=1}^{NW} (P_w \text{cost}_{dir,j} + P_w \text{cost}_{oe,j} + P_w \text{cost}_{ue,j})) \quad (2.71)$$

$$f_{VD} = L_j = \sum_{i=1}^{LN} |V_L - 1| \quad (2.72)$$

Burada λ_{VD} ağırlık faktörünün değeridir.

2.5.9. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve gerilim kararlılığının minimize edilmesi

Buradaki temel amaç termik ve rüzgar ünitelerinin toplam maliyetini azaltmak ve yük baralarının gerilim değerlerindeki kararlılığı sağlamaktır. Toplam maliyet ve gerilim kararlılığından oluşan çok amaçlı fonksiyon Eş. 2.73'te verilmiştir.

$$F_9 = f(x, u) = f_{T-W} + \lambda_L f_L \quad (2.73)$$

$$f_{T-W} = \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_{Gi}^2 + b_i + P_{Gi} + c_i) + \sum_{j=1}^{NW} (P_w \text{cost}_{dir,j} + P_w \text{cost}_{oe,j} + P_w \text{cost}_{ue,j}) \quad (2.74)$$

$$f_L = \max (L_i) \quad (2.75)$$

Burada f_L , Eş. 2.60 kullanılarak hesaplanan gerilim kararlılık göstergesidir. λ_L ise ağırlık faktörünün değeridir.

2.5.10. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, valf nokta etkisinin, rüzgar maliyetinin ve emisyon miktarının minimize edilmesi

Buradaki amaç fonksiyonu, valf noktası etkisi ile termal yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin ve emisyon değerinin minimizasyonundan oluşmuştur. Bu çok amaçlı fonksiyon Eş. 2.76'da verilmiştir.

$$F_{10} = f(x, u) = f_{valve} + C_{tax} f_E \quad (2.76)$$

$$f_{valve} = \sum_{i=1}^{NG} a_{i1} P_{Gi}^2 + b_i + P_{Gi} + c_i + \left| d_i \sin \left(e_i (P_{Gi}^{min} - P_{Gi}) \right) \right| + \sum_{j=1}^{NW} (P_w \text{cost}_{dir,j} + P_w \text{cost}_{oe,j} + P_w \text{cost}_{ue,j}) \quad (2.77)$$

$$f_E = \sum_{i=1}^{NG} (\gamma_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \alpha_i + \zeta_i e^{(\lambda_i P_{Gi})}) \quad (2.78)$$

dır.

2.5.11. Termal ünitelerin yakıt maliyetinin, rüzgar maliyetinin, emisyon değerlerinin, gerilim sapmasının ve güç kaybının minimize edilmesi

Buradaki temel amaç toplam maliyet değerini, emisyon değerini, gerilim sapma değerini ve güç kaybı değerini aynı anda minimize etmektir. Bu çok amaçlı fonksiyon Eş. 2.79'da verilmiştir.

$$F_{11} = f(x, u) = f_{T-W} + \lambda_E C_{tax} f_E + \lambda_{VD} f_{VD} + \lambda_{Ploss} f_{Ploss} \quad (2.79)$$

$$f_{T-W} = \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_{Gi}^2 + b_i + P_{Gi} + c_i) + \sum_{j=1}^{NW} (P_w cost_{dir,j} + P_w cost_{oe,j} + P_w cost_{ue,j}) \quad (2.80)$$

$$f_E = \sum_{i=1}^{NG} (\gamma_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \alpha_i + \zeta_i e^{(\lambda_i P_{Gi})}) \quad (2.81)$$

$$f_{VD} = \sum_{i=1}^{LN} |V_L - 1| \quad (2.82)$$

$$f_{Ploss} = \sum_{i=1}^{NL} \sum_{j=1}^{NL} G_{m(ij)} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)) \quad (2.83)$$

dir.

3. METODOLOJİ

Bu bölümde çalışmada kullanılan ve geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının anlaşılabilirliğini artırmak için üç alt bölüme ayrılmıştır. Birinci alt bölümde KOA algoritmasının detaylı açıklaması yer almaktadır. İkinci alt bölümde FDB seçim yöntemi, üçüncü alt bölümde ise geliştirilen dFDB-KOA algoritması anlatılmaktadır.

3.1. Kepler Optimizasyon Algoritması (KOA)

Kepler Optimizasyon Algoritması (KOA) herhangi bir zamanda gezegenlerin konumunu ve hızını tahmin etmek için Kepler'in hareket yasalarından esinlenen bir metasezgisel optimizasyon algoritmasıdır. KOA, gezegenlerin birbirleri üzerindeki çekim kuvvetlerinden ve yörünge hareketlerinden ilham alarak çözüm alanını araştıran bir popülasyon ve fizik tabanlı optimizasyon algoritmasıdır.

KOA, Basset, Mohamed ve Azeem tarafından 2023 yılında tanıtılmıştır. Güneş ve onun etrafında eliptik yörüngelerde dönen gezegenler, arama uzayını temsil etmek için kullanılabilir. KOA'da gezegenler (çözüm adayları) çeşitli zamanlarda Güneş'ten (en iyi çözüm) farklı durumlardadır. Bu nedenle arama uzayı daha verimli bir şekilde araştırılır ve kullanılır.

Diğer meta-sezgisel popülasyon tabanlı algoritmalara benzer şekilde KOA, arama sürecini stokastik yörüngelere sahip çözüm adayları ile başlatır. Bu aşamada her nesne yörüngedeki rastgele konumuyla başlatılır. Başlangıç kümesinin uygunluğu değerlendirildikten sonra KOA, sonlandırma koşulu sağlanana kadar iterasyonlar halinde çalışır. Optimizasyon sırasında KOA'ya aşağıdaki kurallar uygulanır [46].

- Bir gezegenin yörünge periyodu normal dağılıma uygun olarak rastgele seçilir.
- Bir gezegenin yörüngesinin eksen eğikliği 0 ile 1 aralığında rastgele seçilir.
- Bir çözümün uygunluğu amaç fonksiyonu temel alınarak hesaplanır.
- Yinelemede en iyi çözüm merkezi en büyük yıldızdır (Güneş).

- Güneş ile gezegen arasındaki mesafe günün saatine göre değişir.

Teorik olarak KOA, çeşitlilik ve komşuluk aramalarını içerdiğinden küresel bir optimizasyon algoritması olarak düşünülebilir. KOA'nın matematiksel modeli aşağıda detaylı olarak verilmiştir.

Adım 1: Başlatma Süreci

Bu süreçte, popülasyon büyüklüğü olarak adlandırılan N 'ye eşit sayıda gezegen, Eş. 3.1'deki gibi bir optimizasyon probleminin karar değişkenlerini temsil eden d boyutlarında rastgele dağıtılacaktır.

$$X_i^j = X_{i,low}^j + rand_{[0,1]} * (X_{i,up}^j - X_{i,low}^j); \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, N. \\ j = 1, 2, \dots, d. \end{cases} \quad (3.1)$$

Burada X_i , arama uzayındaki i . gezegeni (çözüm adayı); N , arama alanındaki çözüm adaylarının sayısını; d , optimize edilecek problemin boyutunu; $X_{j,up}$ ve $X_{j,low}$ j . karar değişkeninin sırasıyla üst ve alt sınır değerlerini temsil eder. $rand_{[0,1]}$, 0 ile 1 arasında rastgele üretilen bir sayıdır.

Her bir i nesnesi için (e) eksen eğikliği Eş. 3.2 kullanılarak başlatılır. Burada $rand_{[0,1]}$, $[0,1]$ aralığı içinde oluşturulan rastgele bir değerdir. Her i . nesne için yörünge periyodu (T), Eş. 3.3 kullanılarak başlatılır. Burada r , normal dağılıma göre rastgele oluşturulan sayıdır.

$$e_i = rand_{[0,1]}, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.2)$$

$$T_i = |r|, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.3)$$

Adım 2: Yerçekimi kuvvetinin (F) tanımlanması

Yerçekimi, gezegenlerin Güneş etrafındaki yörüngelerini kontrol eden temel kuvvet olarak bilinir. Her gezegenin büyüklüğüyle orantılı kendi yerçekimi vardır. Özellikle, bir gezegenin hızı Güneş'in yerçekimine bağlıdır. Bir gezegen Güneş'e ne kadar yakınsa

yörünge hızı da o kadar büyük olur ve bunun tersi durumu da geçerlidir. Güneş'in (X_s) ve herhangi bir gezegenin (X_i) çekim kuvveti,

$$M_s = r_2 \frac{fit_s(t) - worst(t)}{\sum_{k=1}^N (fit_k(t) - worst(t))} \quad (3.4)$$

$$m_i = r_2 \frac{fit_i(t) - worst(t)}{\sum_{k=1}^N (fit_k(t) - worst(t))} \quad (3.5)$$

olmak üzere evrensel çekim yasası Eş. 3.6'da verilmiştir.

$$F_{g_i}(t) = e_i * \mu(t) * \frac{\overline{M_s} * \overline{m_i}}{R_i^2 + \varepsilon} + r_1 \quad (3.6)$$

Burada M_s ve m_i , sırasıyla X_s ve X_i 'nin kütlesidir. Eş. 3.4 ve Eş. 3.5 M_s ve m_i 'nin normalleştirilmiş değerlerini belirtir. r_2 , çeşitli gezegenlerin kütle değerlerini birbirinden ayırmak için 0 ile 1 arasında rastgele oluşturulan bir sayıdır. ε olabildiğince küçük bir değer olup, μ evrensel yerçekimi sabitidir ve e_i gezegenin eksen eğikliğidir. Bu e_i değeri, KOA'ya stokastik bir özellik kazandırmak için önerilen 0 ile 1 arasında bir değerdir. r_1 , optimizasyon sürecinde yerçekimi değerlerinde daha fazla değişiklik sağlamak için 0 ile 1 arasında rastgele oluşturulan bir değerdir.

R_i , X_s ve X_i gezegenleri arasındaki Öklid mesafesini temsil eden normalleştirilmiş değerdir ve Eş. 3.7'deki gibi tanımlanır.

$$R_{i_t}(t) = \|X_s(t) - X_i(t)\|_2 = \sqrt{\sum_{j=1}^d (X_{sj}(t) - X_{ij}(t))^2} \quad (3.7)$$

Burada $\|X_s(t) - X_i(t)\|_2$, X_s ile X_i 'nin arasındaki Öklid uzaklığını temsil eder.

$\mu(t)$, arama doğruluğunu kontrol etmek için zamanla (t) üstel olarak azalan bir fonksiyondur ve Eş. 3.8'deki gibi tanımlanır. Burada γ bir sabittir, μ_0 başlangıç değeridir. t ve T_{max} sırasıyla geçerli iterasyon sayısı ve maksimum iterasyon sayısıdır.

$$\mu(t) = \mu_0 * \exp\left(-\gamma \frac{t}{T_{max}}\right), \quad (3.8)$$

Adım 3: Bir nesnenin hızının hesaplanması

Bir cismin hızı Güneş'e göre konumuna bağlıdır. Yani bir gezegenin Güneş'e yakın olması durumunda hızı artar, uzak olması durumunda ise hızı azalır. Bir cismin Güneş etrafındaki hızı matematiksel olarak Eş. 3.9'da verilmiştir. Bu denklem iki katlıdır.

İlk kat, mevcut çözüm ile rastgele seçilen bir çözüm arasındaki mesafeyi veya mevcut popülasyondan rastgele seçilen iki çözüm arasındaki mesafeyi çarparak Güneş'e yakın gezegenlerin hızlarını belirler. Bu, KOA'nın arama stratejilerini çeşitlendirmesine yardımcı olur. Ancak optimizasyon sürecinde popülasyonun çözümlerinin çeşitliliği en aza indirilebilir. Dolayısıyla bir gezegenin Güneş'e yakın olduğu durumlarda hız minimize edilebilir. Buna göre, optimizasyon süreci boyunca gezegenlerin hızının korunmasına ve yerel minimumlara takılıp kalmanın önlenmesine yardımcı olmak amacıyla, optimizasyon probleminin alt ve üst sınırları arasındaki mesafeye dayalı başka bir adım boyutu, birinci katmana entegre edilmiştir.

İkinci kat, gezegenlerin Güneş'ten uzak olduğu önermesine dayanarak; gezegenlerin hızını, ilk kata göre gezegenlerin hızını azaltmak için rastgele seçilen bir çözüm ile mevcut çözüm arasındaki mesafeye göre hesaplar. İkinci kattaki en büyük eksiklik, çözümler arasındaki çeşitliliğin olmayışındır. Bu durum KOA'nın yerel optimumdan kaçma fırsatını en aza indirebilir, çünkü mevcut çözümdeki değişiklikler çok küçüktür. Bu sorunu gidermek için, optimizasyon probleminin alt ve üst sınırları arasındaki mesafeye dayalı ikinci bir adım boyutu, ikinci katmana dahil edilir [46].

$$V_i(t) = \begin{cases} \ell * (2r_4\vec{X}_i - \vec{X}_b) + \ddot{\ell} * (\vec{X}_a - \vec{X}_b) + (1 + R_{i-norm}(t)) \\ \quad * \mathcal{F} * \vec{U}_1 * r_5 * (\vec{X}_{i,up} - \vec{X}_{i,low}) & ; \quad R_{i-norm}(t) \leq 0.5 \\ r_4 * \mathcal{L} * (\vec{X}_a - \vec{X}_i) + (1 + R_{i-norm}(t)) \\ \quad * \mathcal{F} * \vec{U}_2 * r_5 * (r_3\vec{X}_{i,up} - \vec{X}_{i,low}) & ; \quad \text{Diğer} \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\ell = \vec{U} * \mathcal{M} * \mathcal{L} \quad (3.10)$$

$$\mathcal{L} = \left[\mu(t) * (M_s + m_i) \left| \frac{2}{R_i(t) + \varepsilon} - \frac{1}{a_i(t) + \varepsilon} \right| \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.11)$$

$$\mathcal{M} = (r_3 * (1 - r_4) + r_4) \quad (3.12)$$

$$\vec{U} = \begin{cases} 0, & r_5 \leq r_6 \\ 1, & \text{Diğer,} \end{cases} \quad (3.13)$$

$$\mathcal{F} = \begin{cases} 1, & r_4 \leq 0.5 \\ -1, & \text{Diğer} \end{cases} \quad (3.14)$$

$$\ddot{\ell} = (1 - \vec{U}) * \vec{\mathcal{M}} * \mathcal{L} \quad (3.15)$$

$$\vec{\mathcal{M}} = (r_3 * (1 - r_5) + r_5) \quad (3.16)$$

$$\vec{U}_1 = \begin{cases} 0, & r_5 \leq r_4 \\ 1, & \text{Diğer} \end{cases} \quad (3.17)$$

$$U_2 = \begin{cases} 0, & r_3 \leq r_4 \\ 1, & \text{Diğer} \end{cases} \quad (3.18)$$

Burada $V_i(t)$, i . nesnenin t zamanındaki hızını, X_i , i . nesneyi ifade eder, r_3 ve r_4 , $[0, 1]$ aralığında rastgele oluşturulmuş sayısal değerlerdir ve r_5 ve r_6 , $[0, 1]$ aralığında rastgele değerler olan iki parametredir.

$\vec{X}_a$ ve $\vec{X}_b$ popülasyondan rastgele seçilen çözümleri, M_s ve m_i sırasıyla X_s ve X_i 'nin kütlelerini, $\mu(t)$ evrensel yerçekimi sabitini ifade eder. ε sıfıra bölme hatasını önlemek için seçilen küçük bir değerdir.

$R_i(t)$, t zamanında en iyi X_s çözümü ile X_i nesnesi arasındaki mesafeyi; a_i , i . nesnenin t zamanındaki eliptik yörüngesinin yarı büyük eksenini ifade eder ve

$$a_i(t) = r_3 * \left[T_i^2 * \frac{\mu(t) * (M_s + m_i)}{4\pi^2} \right]^{\frac{1}{3}} \quad (3.19)$$

şeklinde Kepler'in üçüncü yasasıyla tanımlanır. Burada T_i , i . nesnenin yörünge periyodunu ifade eder.

$R_{i-norm}(t)$, X_s ve X_i arasındaki Öklid uzaklığının normalleştirilmesi

$$R_{i-norm}(t) = \frac{R_i(t) - \min(R(t))}{\max(R(t)) - \min(R(t))} \quad (3.20)$$

şeklinde tanımlanır.

Eğer $R_{i-norm}(t) \leq 0,5$ ise cisim Güneş'e yakındır ve Güneş'in yüksek çekim kuvveti nedeniyle Güneş'e doğru sürüklenmeyi önlemek için hızını artıracaktır. Aksi takdirde cisim yavaşlayacaktır.

Adım 4: Yerel optimumdan kaçma

Güneş sisteminde çoğu nesne Güneş'in etrafında saat yönünün tersine döner ve hepsi kendi eksenleri üzerinde döner; ancak bazı nesneler Güneş'in etrafında saat yönünde döner. KOA bu davranışı yerel optimum bölgelerinden kaçmak için kullanır. KOA, arama yönünü değiştiren bir F bayrağı kullanarak bu davranışı simüle eder.

Adım 5: Nesnelerin konumlarını güncelleme

Daha önce de belirtildiği gibi cisimler Güneş etrafında kendi eliptik yörüngelerinde dönmektedir. Dönme sırasında cisimler belirli bir süre Güneş'e yaklaşır ve sonra uzaklaşır. KOA algoritması bu davranışı çeşitlilik ve komşuluk aşamaları olmak üzere iki ana aşamada simüle eder.

KOA, yeni çözümler bulmak için Güneş'ten uzak nesneleri araştırırken, en iyi çözümlere yakın yeni yerleri arar ve Güneş'e yakın çözümleri daha doğru kullanır. Çeşitlilik aşamasında cisimlerin Güneş'ten uzakta olması, önerilen algoritmanın tüm arama alanını daha verimli bir şekilde araştırdığını gösterir.

Önceki adımlara uygun olarak Güneş'ten uzaktaki her nesnenin yeni konumu Eş. 3.21 kullanılarak güncellenir. Bu eşitlik, Güneş'in gezegenlere olan çekim kuvvetini simüle eder.

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) + \mathcal{F} * \vec{V}_i(t) + (F_{g_i}(t) + |r|) * \vec{U} * (\vec{X}_s(t) - \vec{X}_i(t)) \quad (3.21)$$

Burada $\vec{X}_i(t+1)$ i . nesnenin $t+1$ zamanındaki yeni konumunu; $\vec{V}_i(t)$ i . nesnenin yeni konuma ulaşmak için gereken hızını; $\vec{X}_s(t)$ Güneş'in bulunan en iyi konumunu gösterir. $\mathcal{F}$, arama yönünü değiştirmek için bayrak olarak kullanılır.

Genel olarak gezegenlerin hızı, bir gezegenin Güneş'ten uzak olduğu durumda KOA'nın çeşitlilik operatörünü temsil eder. Ayrıca, bir gezegen Güneş'e yaklaştığında hızı önemli ölçüde artar ve bu da onun Güneş'in çekim kuvvetinden kaçmasına olanak tanır. Böyle bir durumda, eğer güneş olarak adlandırılan en iyi çözüm yerel minimum ise hız yerel optimum kaçınmayı temsil eder ve Güneş'in çekim gücü, KOA'nın daha iyi çözümler bulmak için şimdiye kadarki en iyi çözüm aramasına yardımcı olan komşuluk arama operatörünü temsil eder [46].

Adım 6: Güneş'e olan mesafenin güncellenmesi

Gezegenler Güneş'e yakın olduğunda KOA, komşuluk operatörünü optimize etmeye odaklanır; uzaktayken çeşitlilik operatörünü optimize eder. Bu kurallar, zamana göre kademeli olarak değişen düzenleyici parametre h 'nin değerine bağlıdır.

Bu prensibin matematiksel modeli Eş. 3.22'de verilmiştir.

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) * \vec{U}_1 + (1 - \vec{U}_1) * \left(\frac{\vec{X}_i(t) + \vec{X}_s + \vec{X}_a(t)}{3.0} + h * \left(\frac{\vec{X}_i(t) + \vec{X}_s + \vec{X}_a(t)}{3.0} - \vec{X}_b(t) \right) \right) \quad (3.22)$$

Burada h ,

$$h = \frac{1}{e^{nr}} \quad (3.23)$$

şeklinde tanımlı olup t zamanında Güneş ile mevcut gezegen arasındaki mesafeyi kontrol etmek için uyarlanabilir bir faktördür.

Burada r , normal dağılıma göre rastgele oluşturulan bir sayı; η , Eş. 3.24'te tanımlandığı gibi 1'den -2'ye doğrusal olarak azalan bir faktördür.

$$\eta = (a_2 - 1) * r_4 + 1 \quad (3.24)$$

Bu eşitlikteki a_2 ise

$$a_2 = -1 - 1 * \left(\frac{t * \frac{T_{max}}{T}}{\frac{T_{max}}{T}} \right) \quad (3.25)$$

şeklinde tanımlanan tüm optimizasyon süreci içerisinde T döngüleri için kademeli olarak -1'den -2'ye azalan döngüsel bir kontrol parametresidir.

Adım 7: Elitizm

Bu adımda, gezegenler ve Güneş için en iyi konumları sağlamak amacıyla elitist bir strateji uygulanır. Bu işlem Eş. 3.26 ile verilmiştir.

$$\vec{X}_{i,new}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}_i(t+1), & f(\vec{X}_i(t+1)) \leq f(\vec{X}_i(t)) \\ \vec{X}_i(t), & \text{Diğer} \end{cases} \quad (3.26)$$

KOA algoritmasında mevcut popülasyonun güncellenmesi, seçim adımlarının güncellenmesi ve fitness değerlerinin hesaplanması için gerekli aşamalar ve formüllerde kullanılan çözüm adayları Çizelge 3.1'de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Algoritma 1 KOA'nın sözde kodu

<i>Algorithm 1 Pseudo code of KOA</i>
<i>Start</i> Set parameters $N, T_{max}, \mu_0, \gamma, T$ Initialize objects population with random position, orbital eccentricities, and orbital periods using Eq. 3.3, 3.4, 3.5 respectively Evaluate fitness values for initial population Determine the global best (X_S) solution as the Sun

Çizelge 3.1. (Devamı) Algoritma 1 KOA'nın sözde kodu

<i>Algorithm 1 Pseudo code of KOA</i>
<i>While</i> ($t < T_{\max}$) For $i = 1 : N$ compute the Euclidian distance between the Sun and the object i using Eq. 3.7 compute the gravitational force between the Sun and the object i using Eq. 3.6 compute the velocity of the object X_i using Eq. 3.9 generate two random numbers r, r_1 between 0 and 1 <i>If</i> $r > r_1$ /* update position of the planet update the object position using Eq. 3.21 <i>Else</i> r /* update the distance between the planet and the sun update the object position using Eq. 3.22 <i>End if</i> apply an elitist strategy to select the best position of the sun and the objects, using Eq. 3.26 $t = t + 1$ <i>End for</i> <i>End while</i> <i>Stop</i>

3.2. Fitness Distance Balance (FDB)

Fitness Distance Balance (FDB), MHS algoritmalarının arama performansını iyileştirmek amacıyla Kahraman ve arkadaşları tarafından 2020 yılında geliştirilen bir seçim yöntemidir [47]. Seçim yöntemi, arama sürecini en etkin şekilde yönlendirecek ve arama yönünü doğru belirleyecek çözüm adaylarının seçilmesini sağladığından MHS algoritmalarının performansı açısından önemlidir.

MHS algoritmalarında kullanılan seçim yöntemleri üç farklı kategoride sınıflandırılabilir; açgözlü seçim yöntemi, rastgele seçim yöntemi ve olasılıksal seçim yöntemi.

Açgözlü seçim yöntemi

Popülasyondaki çözüm adayları arasından en yüksek uygunluk değerine sahip çözüm adayının seçildiği yöntemdir. Aç gözlü seçim yönteminde, doğadaki elitizm mantığı esas alınır. Yani evrim sürecinde olduğu gibi topluluk üyeleri arasından en güçlü olanın seçildiği yöntemdir. Meta sezgisel algoritmalarda güçlü olmanın ölçüsü, bireylerin sahip oldukları uygunluk değerleri olarak kabul edilmektedir.

Rastgele seçim yöntemi

Rastgele seçim yönteminde çözüm adayları popülasyondan rastgele seçilir. Bu yöntemde, doğada sıklıkla gerçekleştiği varsayılan rasgelelik esas alınmaktadır. Buna göre, topluluktaki bireyler arasından tamamen rastgele bir seçim yapılmaktadır. Bu yöntem çeşitlilik araması görevine hizmet etmektedir. MHS algoritmalarının büyük bir kısmında kullanılmaktadır.

Olasılıksal seçim yöntemi

Elitizm ve rastgeleliğin birlikte kullandığı bir yöntemdir. Olasılıksal seçim yönteminde popülasyondaki bireylerin uygunluk değerlerine bağlı olarak seçilme olasılıkları belirlenir. Bu nedenle uygunluk değeri en yüksek olan bireyin seçilmesi muhtemeldir. MHS algoritmalarında kısmen kullanılmaktadır. En yaygın kullanılan olasılıksal seçim yöntemleri rulet tekerleği ve turnuva yöntemleridir [34, 47 ve 70].

Seçim yöntemleri MHS sürecinde önemli bir role sahiptir. Ancak geçmişte geliştirilen birkaç başarılı yöntem dışında son yıllarda yeni ve etkili çalışmalara rastlanmamıştır. Arama süreci sırasında popülasyondan seçilen çözüm adaylarının aramanın yönünü ve başarısını doğrudan etkilediği bilinmektedir.

FDB, MHS sürecindeki erken yakınsama problemini çözmek için uygunluk-mesafe dengesi temelli yeni bir seçim yöntemi olarak geliştirilmiştir. Geliştirilen FDB yöntemi sayesinde arama sürecini iyileştirme potansiyeli en yüksek çözüm adayları popülasyonundan etkili ve tutarlı bir şekilde belirlenebilmektedir.

Geliştirilen FDB seçim yöntemini test etmek ve doğrulamak için farklı tip ve karmaşıklık seviyelerine sahip karşılaştırma fonksiyonları üzerinde deneysel çalışmalar yürütülmüştür.

Ayrıca geliştirilen FDB yöntemini test etmek için çok sayıda varyant oluşturulmuştur. Bu varyantlar birbirleriyle karşılaştırılarak en etkili FDB varyantı belirlenmiştir.

FDB seçim yöntemi doğadaki işleyişi daha etkili bir şekilde taklit edebilmek maksadıyla yürütülen araştırmaların neticesinde geliştirilmiştir. Aslında FDB açgözlü bir seçim yöntemidir. FDB'nin diğer seçim yöntemlerinden en önemli farkı çözüm adaylarının skor değerlerinin hesaplanması ve skor değerlerine göre seçim işleminin gerçekleştirilmesidir. Yani çözüm adaylarının uygunluk değerleri yerine FDB skorları dikkate alınmaktadır. Ayrıca bu yöntemle popülasyondaki en iyi çözüme çok yakın olan çözüm adayının seçilmesinin de önüne geçilmektedir. Böylece MHS sürecinde sıklıkla karşılaşılan erken yakınsama sorununun çözümüne de katkı sağlamaktadır.

FDB seçim yöntemi, arama sürecinde popülasyondaki en iyi çözüm adayına en fazla katkıyı sağlayabilecek olanın etkin bir şekilde belirlenmesini sağlamaktadır. Bunun için FDB seçim yönteminde çözüm adaylarının arama sürecine katkılarına işaret eden skor değerleri hesaplanmaktadır.

Skor hesabında çözüm adaylarının iki özelliği dikkate alınmaktadır. Bunlar, FDB skorunun hesaplamasında çözüm adayının popülasyondaki en iyi uygunluk değerine sahip en iyi çözüme (X_{best}) olan uzaklığı ve uygunluk değeri dikkate alınır. Buna göre bir popülasyondaki çözüm adaylarının FDB skorları aşağıda açıklanmıştır [34, 47 ve 70].

P popülasyonundaki her çözüm adayının uygunluk değeri hesaplanır. n problemin boyutu olup, m popülasyondaki çözüm adaylarının sayısıdır. i . aday x_i olarak gösterilir. P , popülasyon matrisi ve F çözüm adaylarının uygunluk değerleri,

$$P \equiv \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}_{m \times n} \quad (3.27)$$

$$F \equiv \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_m \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (3.28)$$

şeklindedir.

Her bir çözüm adayı X_i 'nin X_{best} 'e olan Öklid mesafesi

$$D_{P_i} = \sqrt{(x_{1[i]} - x_{1[best]})^2 + (x_{2[i]} - x_{2[best]})^2 + \dots + (x_{n[i]} - x_{n[best]})^2} \quad (3.29)$$

eşitliği ile hesaplanır.

D_P vektörü,

$$D_P \equiv \begin{bmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_m \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (3.30)$$

P popülasyonu için uzaklık vektörü olarak ifade edilebilir.

FDB skoru hesaplanırken kullanılan diğer parametre F ise uygunluk değeridir. Skor hesaplamasında mesafe ve uygunluk değerlerinin birbirini bastırmayacak şekilde normalize edilmesi gerekir. $normF$ ve $normD_P$ sırasıyla bireylerin normalize edilmiş uygunluk ve mesafe değerlerini temsil eder. Skor hesaplamasında normalize edilmiş uygunluk ve mesafe vektörleri kullanılır.

i. çözüm adayının FDB skorunun hesaplanması

$$F_i = w * normF_i + (1 - w) * normD_{P_i} \quad (3.31)$$

eşitliği ile verilir. Burada w , uygunluk ve mesafe değerlerinin FDB skoruna etkisini ifade eden ağırlık katsayısıdır ve değeri $[0, 1]$ aralığında değişir. Eğer w değeri 1'e eşitse skor değerinde uygunluk değeri etkisi baskındır. Bu durumda arama sürecinde komşuluk etkisi görülebilmektedir. Buna karşılık w değeri 0'a eşitse skor değeri yalnızca mesafe değerine

bağlıdır. Böylece popülasyonda F_{best} 'e en uzak çözüm adayı seçilir. Bu sayede MHS algoritmaları için çeşitlilik yeteneği sağlanmaktadır.

Sonuç olarak w dinamik bir parametredir ve çeşitlilik ile komşuluk araması arasında dengeleme gibi önemli bir işleve sahiptir. Çözüm adaylarının FDB skor değerlerini temsil eden puan vektörü SP ise

$$SP \equiv \begin{bmatrix} S_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ S_m \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (3.32)$$

eşitliği ile verilir.

Çizelge 3.2.'de FDB seçim yönteminin adımları verilmiştir.

Çizelge 3.2. FDB seçim yönteminin adımları

<i>Algorithm 2 Steps of FDB selection method</i>	
<i>begin</i>	
	Select a distance metric
	Generate a random number in the range [0.4, 0.6] to the w -weight coefficient
	w -weight coefficient
<i>for</i> $i = 1 : n$ <i>do</i>	
	calculate distance between the X_i and X_{best} using Eq. 3.29
	create or update the D_p distance vector as given in Eq. 3.30
<i>end</i>	
<i>for</i> $i = 1 : n$ <i>do</i>	
	Normalize distance and fitness vectors within the range [0, 1]
	Calculate the score for each solution candidate as given in Eq. 3.31
	Create the FDB-based score vector as given in Eq. 3.32
<i>end</i>	
	Select the solution candidates to be included in the search process based on their scores (SP)
<i>end</i>	

3.3. Geliştirilen dFDB-KOA Algoritması

Özellikle büyük ölçekli ve karmaşık arama alanlarındaki yerel optimum tuzakları, en başarılı MHS algoritmaları ve çeşitlilik operatörleri için bile çözülmesi en zor optimizasyon problemlerinden biridir.

Yerel çözüm tuzakları, yalnızca birbirini destekleyen etkili seçim yöntemleri ve güçlü arama operatörlerinin birlikte kullanılmasıyla aşılabılır. Ancak böyle bir problemle karşılaşıldığında, yalnızca çözüm adaylarının uygunluk değerine dayanan elitist seçim yöntemleri kullanılarak arama sürecinde başarıya ulaşmak mümkün değildir. Erken yakınsama sorununu önlemek için, popülasyondan arama sürecine en fazla katkıyı sağlayabilecek çözüm adaylarının en kararlı ve etkili seçim yöntemi olarak belirlenmesi gerekir.

Çalışmada, optimizasyon problemlerinde ve CEC fonksiyonlarında başarılı olan KOA algoritması incelenmiştir. FDB, MHS algoritmalarının arama performansını iyileştirmek amacıyla geliştirilmiş bir seçim yöntemidir. Çalışmada, MHS sürecindeki erken yakınsama problemini çözmek için FDB temelli yeni bir seçim yöntemi geliştirilmiştir.

Popülasyon tabanlı MHS algoritmalarında, arama sürecine en etkili şekilde rehberlik edecek ve aramanın yönünü en doğru şekilde belirleyecek olan çözüm adaylarının seçilmesi sağlanmaktadır. Bu nedenle, tez çalışmasında dFDB-KOA adı verilen hibrit bir algoritma önerilmiştir.

Çalışmanın amacı KOA algoritmasının arama kabiliyetini ve yakınsama performansını geliştirmektir. Bu amaçla arama sürecindeki çözüm adayları FDB yöntemiyle seçilmiştir. FDB yöntemini KOA algoritmasında seçili adımlara entegre etmek için geliştirilen algoritma varyantlarının amaçları şöyledir:

- Popülasyon yapısını güncelleme: Her bir birey için bir fitness değeri ve birbirlerine olan uzaklıkları takip edecek bir yapı oluşturarak popülasyon yapısının güncellenmesi.
- Fitness değerlerini hesaplama: KOA algoritmasında kullanılan fitness değerlerini hesaplama adımında Fitness değerleri hesaplanırken, bireyler arasındaki uzaklıkların da

hesaba katılarak dengeli bir fitness değeri elde etmek için FDB yönteminin kullanılması.

- Seçim adımını güncelleme: KOA algoritmasında yapılan seçim adımlarında mevcut seçim stratejisinin değiştirilmesi ve yeni bir seçim adımının eklenerek FDB yönteminin uygulanması. Her iterasyonda en iyi bireyleri seçerken FDB yönteminin kullanılması, elitizm adımının FDB yöntemiyle güncellenmesi.

Geliştirilen dFDB-KOA yönteminin sözde kodu Çizelge 3.3'te verilmiştir. Algoritma 3'ün 8. ve 13. satırında verilen seçimde FDB yöntemi uygulanır. Algoritma 3'te verildiği gibi dFDB-KOA varyantlarında Eş. 3.3, Eş. 3.6, Eş. 3.7, Eş. 3.13, Eş. 3.25, Eş. 3.26, Eş. 3.30 kullanılarak FDB yöntemi uygulanır.

Çizelge 3.3. Algoritma 3 dFDB-KOA'nın sözde kodu

<i>Algorithm 3 Pseude code of dFDB-KOA</i>
<i>Start</i> Set parameters $N, Tmax, \mu_0, \gamma, T$. Initilize objets population with random position, orbital eccentricities, and orbital periods using Eqs. (3.3), (3.4), (3.5) respectively. Evaluate fitness values for initial population. Determine the global best (X_s) solution as the Sun. <i>While</i> ($t < Tmax$) Select the vectors according to dFDB-KOA Update e_i $i = 1, 2, \dots, N$, $best(t)$, $worst(t)$, and $\mu(t)$, using Eqs. (3.10), (3.11), (3.12), respectively. <i>For</i> $i = 1:N$ Compute the Euclidian distance between the Sun and the object i using Eq. (3.7). Compute the gravitational force between the Sun and the object i using Eq. (3.6). Select the vectors according to dFDB-KOA Compute the velocity of the object X_i using Eq. (3.9). Generate two random numbers $r, r1$ between 0 and 1. <i>If</i> $r > r1$/* Update position of the planet*/ Update the object position using Eq. (3.21).

Çizelge 3.3. (Devamı) Algoritma 3 dFDB-KOA'nın sözde kodu

<i>Algorithm 3 Pseude code of dFDB-KOA</i>
<pre> Else /*update the distance between the planet and the sun*/ Update the object position using Eq. (3.22). End if Apply an elitist strategy to select the best position of the Sun and the objects using Eq. (3.26). t = t+1 End for End while Stop </pre>

KOA algoritması güçlü bir MHS algoritması olmasına rağmen, yerel çözüm tuzaklarını yakalama sorunu devam etmektedir. Dolayısıyla, mutasyon sürecinin iyileştirilmesi ve erken yakınsama sorununun çözülmesine ihtiyaç vardır.

FDB yöntemi, MHS sürecinde algoritmaları yönlendiren referans konumlarının verimli bir şekilde seçilmesini sağlar. Bu nedenle, mutasyon sürecinde kullanılan çözüm adaylarının FDB yöntemi ile seçilmesi, KOA algoritmasını yerel çözüm tuzaklarından kurtarabilir. KOA'da kullanıcı tanımlı kontrol parametreleri yoktur. Bu nedenle, tez çalışmasında ayarlama süreci sırasında, FDB seçim yöntemini KOA algoritmasına uygulamak için farklı stratejiler geliştirilmiştir. Tez çalışmasında, dFDB-KOA'yı ekonomik çevresel dağıtım problemine uyarlamak için sistematik bir araştırma yürütülmüştür.

4. DENEYSEL ÇALIŞMALAR, YÖNTEMLERİN UYGULANMASI, SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ VE SAYISAL SONUÇLAR

Bu bölümde öncelikle geliştirilen dFDB-KOA yönteminin etkinliğini doğrulamak amacıyla deneysel çalışmalar yapılmıştır. Daha sonra önerilen algoritmanın deneysel sonuçları CEC 2020'de 10 farklı karşılaştırma fonksiyonu üzerinde test edilmiştir. Son olarak, stokastik rüzgar enerjisiyle ilgili EED problemi KOA, dFDB-KOA ve literatürdeki diğer MHS algoritmaları kullanılarak çözülmüştür.

4.1. Deneysel Sonuçlar ve Analiz Çalışması

Çalışmada, optimum değeri artırmak ve yerel optimumlardan kaçınmak için FDB yönteminin eklenmesiyle orijinal KOA yöntemi geliştirilmiştir. Önerilen algoritmaların geliştirilen kısmının açıklanması ve bu kısmın katkısını göstermek amacıyla bu çalışma örneğinde ablasyon çalışması gerçekleştirildi.

Tez çalışmasında, FDB operatörünün etkinliğini doğrulamak amacıyla geliştirilen dFDB-KOA algoritması, KOA algoritması ve literatürdeki diğer başarılı MHS algoritmaları CEC 2020 test ortamında 10 farklı karşılaştırma fonksiyonu kullanılarak karşılaştırılmıştır. Önerilen dFDB-KOA, KOA yönteminde ve test ortamındaki diğer MHS algoritmaları için popülasyon büyüklüğü 100 olarak belirlendi. Maksimum iterasyon sayısı 5000 olarak seçildi.

Geliştirilen dFDB-KOA algoritması ve rakip MHS algoritmalarından elde edilen verilerin değerlendirilmesi amacıyla istatistiksel Friedman test analizi kullanıldı. CEC 2020 karşılaştırma test fonksiyonlarının üç boyutta ($D=30, 50, 100$) 51 kez yeniden başlatılarak gerçekleştirilen üç deneyden elde edilen sonuçlara göre rakip algoritmaların ve geliştirilen algoritmanın Friedman sıralamaları Çizelge 4.1.'de verilmiştir.

Çizelge 4.1. dFDB-KOA'nın Friedman test sıralamaları ve karşılaştırılan algoritmalar (CEC 2020)

<i>Algoritma</i>	<i>D=30</i>	<i>D=50</i>	<i>D=100</i>	<i>Ort. Rank</i>
dFDB-KOA	3,4921	3,4019	3,0107	3,3015
KOA	3,8941	4,0323	4,1578	4,0280
SOS	4,1480	3,9774	3,8127	3,9796
DE	6,2735	6,3205	6,3107	6,3016
BWO	8,2	8,2764	8,3715	7,0603
RSA	9,1323	9,0715	8,9715	9,0584
NMPA	4,5529	5,1784	5,9754	5,2356
SOGWO	5,4725	5,0686	5,5813	5,3741
FBI	3,6558	3,6784	3,15	3,8468
AO	6,1784	5,9941	5,6578	5,9434

Çizelge 4.1.'de her deney için elde edilen en iyi Friedman puanı ilk satırda verilmiştir. Çizelge 4.1.'in son sütununda, on deney için algoritmaların elde ettiği ortalama sıralama puanı değeri verilmektedir. Çizelge 4.1 incelendiğinde dFDB-KOA algoritmasının rakip algoritmalara göre en iyi skor değerini verdiği görülmektedir. Sonuç olarak dFDB-KOA algoritması tüm deneylerde rakiplerinden daha iyi performans göstererek en iyi ortalama sıralama değerine sahip olmuştur.

Çalışmada dFDB-KOA ve rakip algoritmalar arasında ikili bir karşılaştırma yapmak için Wilcoxon istatistiksel analiz testi kullanılmıştır. dFDB-KOA ile rakipleri arasındaki ikili karşılaştırma sonuçlarına ait bilgiler Çizelge 4.2.'de verilmiştir.

Çizelge 4.2. dFDB-KOA ve karşılaştırılan algoritmalar için Wilcoxon test karşılaştırma sonuçları (CEC 2020)

vs. dFDB-KOA +/-/-	D=30	D=50	D=100
KOA	0/6/4	3/4/3	2/3/5
SOS	3/2/5	4/2/4	4/3/3
DE	1/1/8	1/1/8	0/2/8
BWO	1/1/8	1/1/8	1/1/8
RSA	1/1/8	1/1/8	1/1/8
NMPA	4/1/5	2/2/6	2/2/6
SOGWO	2/1/7	3/2/5	3/1/6
FBI	4/1/5	5/1/4	4/2/4
AO	1/2/7	3/1/6	3/1/6

Çizelge 4.2., rakip algoritmaların dFDB-KOA'ya karşı kazandığı, benzer performansı gösterdiği ve kaybettiği CEC 2020 karşılaştırma test problemlerinin sayısını göstermektedir. dFDB-KOA ve KOA algoritmaları arasındaki ikili sonuçlar incelendiğinde, ilk satırın ilk hücrelerinde dFDB-KOA 6 problemde benzer sonuç vermiş, 4 problemde ise üstün çıkmıştır. SOS algoritması Friedman testinde ortalama sıra değeri açısından üçüncü sırada yer almıştır. dFDB-KOA ve SOS algoritmaları arasındaki ikili karşılaştırma sonuçları, dFDB-KOA'nın D=30 boyut için 10 problemde 3'ünde, D=50 boyut için 10 problemde 4'ünde ve D=100 boyut için 10 problemde 4'ünde başarısız olduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak, Friedman ve Wilcoxon istatistiksel test sonuçları dFDB-KOA algoritmasının rakip algoritmalarla göre üstün olduğunu göstermiştir. Deneysel sonuçlara göre MHS algoritmasının performansının problem türleri ve problem boyutlarına bağlı olarak değiştiği açıkça gösterilmiş ve literatüre rekabetçi bir algoritma olarak önerilmiştir.

Çalışmada kullanılan CEC 2020 Benchmark karşılaştırma test sistemlerine ait özellikler Çizelge 4.3.'te verilmiştir.

Çizelge 4.3. Benchmark karşılaştırma test sistemlerine ilişkin bilgiler

Title	Number of Test Functions	Function Types	Search Range	Dimension (D)
CEC 2020	10	Unimodal Multimodal Hybrid Composition	[-100, 100]	30, 50, 100

CEC 2020 test problemleri için Formula 1 puanlama sistemine ait bilgiler Çizelge 4.4.'te verilmiştir.

Çizelge 4.4. CEC 2020 test problemleri için Formula 1 puanlama sistemi

Rank	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Skor	25	18	15	12	10	8	6	4	2	1

Çizelge 4.5.'te sunulan tüm sonuçlara bakıldığında, KOA ve diğer MHS algoritmaları ile karşılaştırıldığında geliştirilen dFDB-KOA algoritması, 4 karşılaştırma test fonksiyonu için (F1, F3, F9, F10) daha iyi sonuçlar sağlamıştır. Buna göre geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının, diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar gösterdiği söylenebilir.

Çizelge 4.5. dFDB-KOA yönteminin Formula 1 puanları ve diğer algoritmalarla karşılaştırılması (CEC 2020 test fonksiyonları $D=30$)

Rank	dFDB-KOA	KOA	SOS	DE	BWO	RSA	NMPA	SOGWO	FBI	AO
F1	25	18	10	12	2	1	6	4	15	10
F2	15	6	18	4	1	2	12	10	25	8
F3	25	18	10	8	2	1	6	12	15	4
F4	12	10	25	8	25	15	25	18	25	25
F5	18	15	10	4	2	1	25	8	12	6
F6	25	25	25	25	25	25	25	25	25	25
F7	18	15	10	6	2	1	25	8	12	4
F8	15	12	18	6	2	1	8	6	25	10

Çizelge 4.5. (Devamı) dFDB-KOA yönteminin Formula 1 puanları ve diğer algoritmalarla karşılaştırılması (*CEC 2020 test fonksiyonları D=30*)

Rank	dFDB-KOA	KOA	SOS	DE	BWO	RSA	NMPA	SOGWO	FBI	AO
F9	25	18	15	8	2	1	6	12	10	4
F10	25	12	18	15	4	2	10	6	18	8

Çalışmada kullanılan yöntemlerin Formula 1 puanlarına ait özellikler Çizelge 4.6.'da verilmiştir.

Çizelge 4.6. Karşılaştırılan yöntemlerin genel toplam puanları ve sıralama değerleri

Rank	Yöntem	Genel Toplam
1	dFDB-KOA	203
2	FBI	182
3	SOS	159
4	KOA	149
5	NMPA	148
6	SOGWO	109
7	AO	104
8	DE	96
9	BWO	67
10	RSA	50

4.2. Örnek Durum Çalışması A: CEC 2020 Karşılaştırma Test Fonksiyonlarının Sonuçları

Çalışmada ilk olarak geliştirilen dFDB-KOA algoritması, CEC 2020 karşılaştırma test fonksiyonlarında 10 farklı durum için 30, 50, 100 boyutta test edilmiştir. Geliştirilen dFDB-KOA yönteminde popülasyon büyüklüğü 100 olarak belirlenmiştir. Maksimum iterasyon sayısı 5000 olarak seçilmiştir.

Deneysel sonuçlar, literatürdeki diğer etkili MHS algoritmalarından KOA, Symbiotic Organisms Search (SOS), Differential Evolution (DE), Black Widow Optimization Algorithm (BWO), Rivest-Shamir-Adleman Algorithm (RSA), Nonlinear Marin Predator Algorithm (NMPA), Selective Opposition Based Grey Wolf Optimization (SOGWO), Forensic-Based Investigation (FBI) ve A Star Search Algorithm (AO) ile karşılaştırılmıştır.

Her algoritma için CEC 2020 30, 50, 100 boyutlu test fonksiyonlarının 51 kez yeniden başlatılmasıyla elde edilen Friedman sıralamaları Çizelge 4.1.'de verilmiştir. CEC 2020'de 10 farklı karşılaştırma test fonksiyonu dört kategoriye ayrılmıştır: Tekmodlu (F1), temel (F2, F3, F4), hibrit (F5, F6, F7) ve composition (birleşik) fonksiyonları (F8, F9, F10).

Çizelge 4.5.'te görüldüğü gibi, F1 tek modlu, F3 temel, F9 birleşik fonksiyonlar için geliştirilen dFDB-KOA algoritması tüm algoritmalar arasında en iyi sonuçları sunmuştur. Ayrıca SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI ve AO'ya kıyasla daha iyi sonuçlar vermiştir.

Çeşitli problemler için tüm algoritmalar arasında en iyi performansı dFDB-KOA göstermiş, bunu dFDB-KOA dışındaki diğer algoritmalarla göre daha iyi sonuçlar veren FBI yöntemi izlemiştir. F5, F6, F7 hibrit fonksiyonlar için diğer algoritmalar birbirine yakın olmasına rağmen, dFDB-KOA her üç karşılaştırma test fonksiyonu için iyi sonuçları sağlayan yöntem olmuştur.

Çok karmaşık birleşik yapıdan oluşan F9, F10 kompozit test fonksiyonları gerçek dünyadaki optimizasyon problemlerine benzer çoklu yerel optimumlara sahiptir. Çizelge 4.5.'te görüldüğü gibi bu fonksiyonlar için en iyi sonuçları dFDB-KOA sunmuş, bunu dFDB-KOA dışındaki diğer algoritmalarla göre daha iyi sonuçlar veren FBI takip etmiştir.

Çizelge 4.5.'te verilen tüm sonuçlar arasında dFDB-KOA, 4 karşılaştırma test fonksiyonu için en iyi sonuçları sağlamıştır (F1, F3, F9 ve F10). Algoritmanın başarısının önemli bir kriteri 4 test fonksiyonu için en iyi sonuçları vermesidir. Bu deneysel çalışma tek başına yeterli değildir. Önerilen dFDB-KOA yöntemi, 2 karşılaştırma test fonksiyonu (F5, F7) için ikinci en iyi değerleri ve 2 karşılaştırma test fonksiyonu (F2 ve F8) için üçüncü en iyi değerleri vermiştir.

Algoritmaların başarısını daha doğru ifade edebilmek ve algoritmalar arasından en başarılı olanı seçebilmek amacıyla 10 farklı CEC 2020 30, 50, 100 boyutlu karşılaştırma test fonksiyonu için Formula 1 Puanlama Sistemi kullanılmış ve sıralama buna göre oluşturulmuştur.

CEC 2020 test fonksiyonlarına ilişkin Formula 1 Puanlama Sistemi Çizelge 4.4.'te verilmiştir. Her iki algoritma da aynı değeri sunmuşsa her ikisi de eşit puan verilerek değerlendirilmiştir. Önerilen yöntemlere ilişkin Formula 1 puanları Çizelge 4.5.'te verilmiştir. Ayrıca önerilen yöntemlere göre genel toplam puanları ve sıralama sonuçları Çizelge 4.6'da verilmiştir.

Çizelge 4.6., 51 kez yeniden başlatma çalıştırması için 10 farklı CEC 2020 (30, 50, 100 boyutlu) karşılaştırma test fonksiyonu simülasyon sonuçlarına ilişkin Formula 1 toplam puanına göre en etkili algoritmanın dFDB-KOA algoritması olduğunu açıkça göstermektedir.

4.3. Örnek Durum Çalışması B: Rüzgar Enerjisi Entegreli EED Problemine Ait Elde Edilen Test Sonuçları

4.3.1. IEEE 30 baralı test sistemi

Çalışmada rüzgar enerjisi entegreli EED problemini çözmek için IEEE 30 baralı test sistemi kullanılmıştır. Çizelge 4.7.'de belirtildiği gibi her test sistemi için amaç fonksiyonu olarak kabul edilen on bir farklı durum analiz edilmiştir.

Çizelge 4.7. 30 baralı IEEE güç sisteminde kullanılan test fonksiyonları

Çalışma Durumu	Temel Yakıt Maliyeti	Parçalı Maliyet	Gerilim Kararlılığı	Güç Kaybı	Valf noktası etkisi ile yakıt maliyeti	Emisyon	Gerilim sapması
Durum 1	✓						
Durum 2		✓					
Durum 3			✓				

Çizelge 4.7. (Devamı) 30 baralı IEEE güç sisteminde kullanılan test fonksiyonları

Çalışma Durumu	Temel Yakıt Maliyeti	Parçalı Maliyet	Gerilim Kararlılığı	Güç Kaybı	Valf noktası etkisi ile yakıt maliyeti	Emisyon	Gerilim sapması
Durum 4				✓			
Durum 5					✓		
Durum 6	✓					✓	
Durum 7	✓			✓			
Durum 8	✓						✓
Durum 9	✓		✓				
Durum 10					✓	✓	
Durum 11	✓			✓		✓	✓

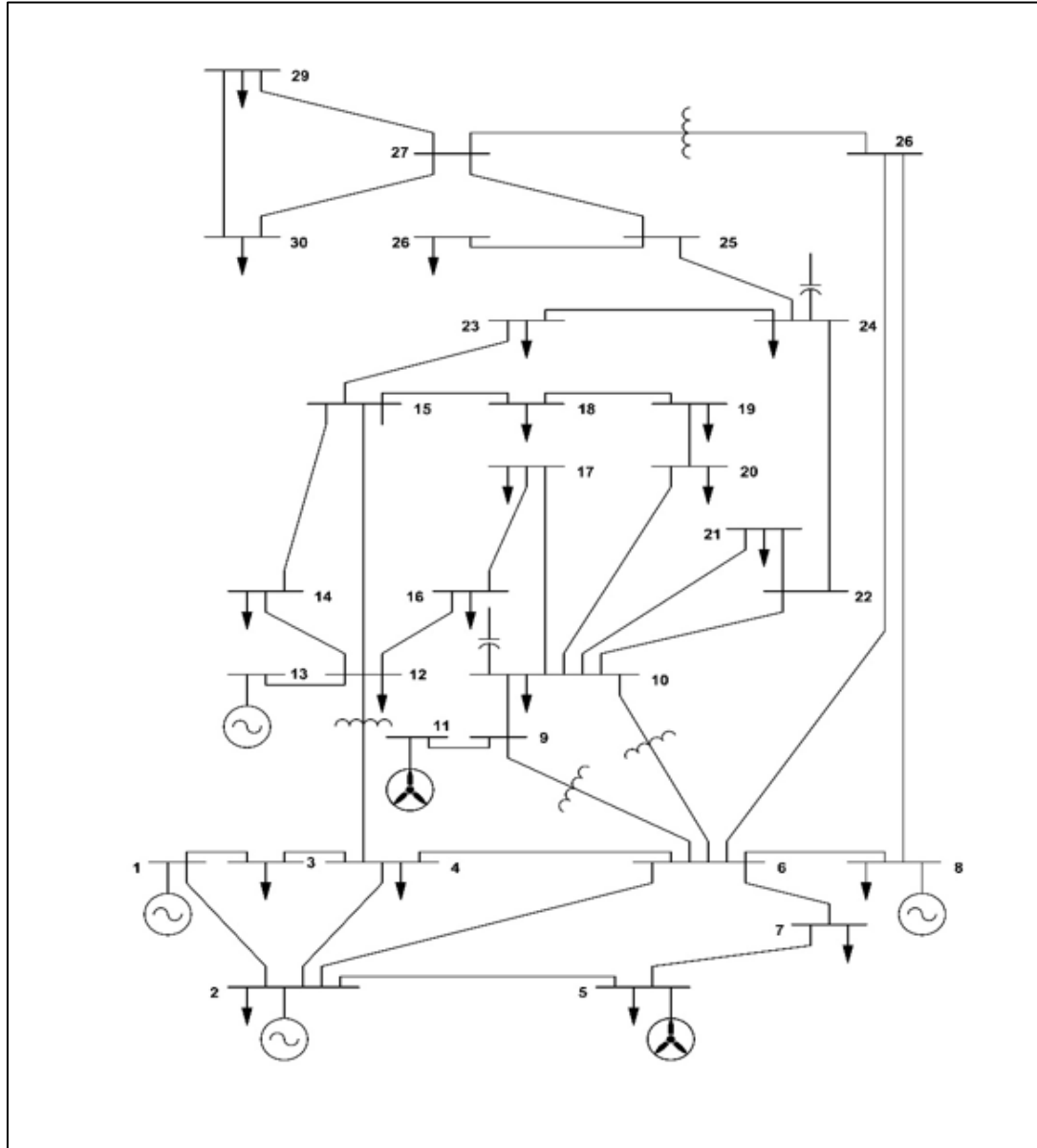
Her algoritma için iterasyon sayısı 5000 olarak belirlenmiş ve algoritmaların etkisini doğrulamak amacıyla her durum için 51 kez çalıştırılmıştır. Ortaya çıkan optimal kontrol değişkenleri çalışmanın bu bölümünde çeşitli tablolarda verilmektedir. IEEE 30 baralı test sistemlerinin karakteristik özellikleri literatür çalışmalarından alınmıştır [71 ve 72]. Test sistemlerine ait parametreler Çizelge 4.8.'de verilmiştir.

Çizelge 4.8. Test sistemi parametreleri (IEEE 30 bus)

	Number	Details
Bus	30	[71, 72]
Branch	41	[71, 72]
Thermal generators	4	Buses: 1, 2, 8, 13
Slack generator	1	Buses: 1
Wind farm	2	Buses: 5, 11
Transformer	4	Branches: 11, 12, 15, 36

Çizelge 4.8. (Devamı) Test sistemi parametreleri (IEEE 30 bus)

	Number	Details
Capacitor bank	2	Branches: 10, 24
Control variables	17	-
Load bus voltage limit	24	[0,95–1,05] p.u.



Şekil 4.1. Rüzgar gücü katkılı, değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi

Çalışmada geliştirilen dFDB-KOA ve KOA, Şekil 4.1.'de verilen IEEE-30 baralı sisteminde çözüm yapılarak test edilmiştir. Test sisteminde, 5. ve 11. ünitelerin yerine

sırasıyla 25 ve 20 rüzgar ünitesinden oluşan bir rüzgar santrali eklenmiştir. Stokastik rüzgar gücünü belirlemek için kullanılan Weibull parametreleri ve diğer tüm rüzgar gücü parametreleri Çizelge 4.9.'da verilmiştir [44].

Çizelge 4.9. Test sistemi için rüzgar enerjisi parametreleri (IEEE 30 bus)

<i>Rüzgar enerjisi generatör üniteleri</i>	q	V_{in} (m/s)	V_{out} (m/s)	V_r (m/s)	k (m/s)	c (m/s)	C_{rwj}	C_{pwj}	P_R (MW)	P_T (MW)
W5 (MW)	1,60	3	25	16	2	9	3	1.5	3	75
W11 (MW)	1,75	3	25	16	2	10	3	1.5	3	60

Direkt maliyet katsayıları q_5 ve q_{11} , W5 ve W11 rüzgar enerjisi üniteleri için sırasıyla 1,60 ve 1,75 olarak seçilmiştir. Rezerv maliyeti ve ceza maliyeti katsayıları sırasıyla C_{rw5} ve $C_{rw1} = 3$ ve C_{pw5} ve $C_{pw1} = 1,5$ olarak belirlenmiştir. Rüzgar enerjisi maliyet hesaplamasında kullanılan parametreler, bara ve iletim hatlarına ait veriler literatürden alınmıştır [44]. Rüzgar enerjisi entegreli IEEE 30-baralı test sisteminin aktif güç ve reaktif güç talepleri 283,4 MW ve 126,2 MVAR olup, dFDB-KOA ve KOA tarafından 11 farklı amaç fonksiyonu için elde edilen optimal çözümler Çizelge 4.10., 4.11. ve 4.12.'de daha detaylı olarak verilmiştir.

Çizelge 4.10. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum1	Durum2	Durum3	Durum4	Durum5
P2 (MW)	20	80	41,6298	39,9245	42,3012	41,9350	41,6405
P8 (MW)	0	75	10,3288	10,2050	10,0915	10,5048	10,0874
P13 (MW)	10	35	12,1108	12,7411	12,0386	12,0000	12,0078
W5 (MW)	0	60	42,0624	42,6866	42,2635	43,2488	42,5261
W11 (MW)	12	40	35,1115	35,6088	35,3878	34,0445	35,2521
V1 (p.u)	0,95	1,1	1,0686	1,0681	1,0787	1,0800	1,0780
V2 (p.u)	0,95	1,1	1,0508	1,0462	1,0599	1,0661	1,0623
V5 (p.u)	0,95	1,1	1,0284	1,0153	1,0313	1,0279	1,0334
V8 (p.u)	0,95	1,1	1,0357	1,0266	1,0368	1,0362	1,0376
V11 (p.u)	0,95	1,1	1,0015	0,9830	1,0082	1,0009	0,9882

Çizelge 4.10. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum1	Durum2	Durum3	Durum4	Durum5
V13 (p.u)	0,95	1,1	1,0376	1,0624	1,0191	1,0423	1,0438
T1 (p.u)	0,9	1,1	1,0648	1,0656	1,0820	1,0931	1,0853
T2 (p.u)	0,9	1,1	0,9956	0,9484	0,9493	0,9052	0,9104
T3 (p.u)	0,9	1,1	1,0427	1,0770	1,0201	0,9783	0,9923
T4 (p.u)	0,9	1,1	0,9913	0,9634	0,9956	0,9642	0,9863
Q1 (MVAR)	0	30	23,2904	16,8163	9,6229	27,0336	28,5971
Q2 (MVAR)	0	30	11,4845	19,1120	15,3973	15,7047	14,5075
P1 (MW)	50	200	148,8946	148,9709	148,0018	148,2971	148,4810
Total cost (\$/h)			792,1795	776,4760	792,7407	792,6849	812,1367
Emission (t/h)			0,2337	0,2299	0,2365	0,2356	0,2343
Power loss (MW)			6,6781	6,7088	6,7387	6,6015	6,7333
VD (p.u)			0,5426	0,3133	0,3317	0,2188	0,3082
L-index			0,1406	0,1476	0,1472	0,1424	0,1417
Fitness value of dFDB-KOA			792,1795	776,4760	0,1487	6,6015	812,1367

Çizelge 4.11. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum6	Durum7	Durum8
P2 (MW)	20	80	38,1807	43,1399	42,9572
P8 (MW)	0	75	10,6302	10,0000	10,0000
P13 (MW)	10	35	12,0000	12,0000	12,0000
W5 (MW)	0	60	43,7116	42,3458	41,0141
W11 (MW)	12	40	37,2391	34,6962	36,2971
V1 (p.u)	0,95	1,1	1,0699	1,0457	1,0686
V2 (p.u)	0,95	1,1	1,0540	1,0288	1,0526
V5 (p.u)	0,95	1,1	1,0181	0,9877	1,0321

Çizelge 4.11. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum6	Durum7	Durum8
V8 (p.u)	0,95	1,1	1,0137	0,9947	1,0275
V11 (p.u)	0,95	1,1	1,0816	0,9949	0,9956
V13 (p.u)	0,95	1,1	1,0131	0,9864	1,0119
T1 (p.u)	0,9	1,1	0,9546	0,9511	1,0412
T2 (p.u)	0,9	1,1	1,0959	0,9269	1,0778
T3 (p.u)	0,9	1,1	1,0681	1,0139	0,9736
T4 (p.u)	0,9	1,1	0,9872	0,9738	1,0078
Q1 (MVAR)	0	30	19,0100	20,5043	20,8277
Q2 (MVAR)	0	30	18,7975	18,1960	16,1436
P1 (MW)	50	200	148,5238	148,6808	148,0230
Total cost (\$/h)			792,4670	793,4474	792,4330
Emission (t/h)			0,2240	0,2316	0,2258
Power loss (MW)			6,6757	6,7306	6,6302
VD (p.u)			0,2665	0,3305	0,2214
L-index			0,1474	0,1428	0,1434
Fitness value of dFDB-KOA			794,6478	1057,6213	814,5792

Çizelge 4.12. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum9	Durum10	Durum11
P2 (MW)	20	80	40,2902	43,9083	41,0188
P8 (MW)	0	75	10,4564	13,9530	10,0000
P13 (MW)	10	35	12,0000	13,0065	12,3510
W5 (MW)	0	60	40,1877	40,1613	41,8620
W11 (MW)	12	40	36,7097	33,5902	34,8052
V1 (p.u)	0,95	1,1	1,0555	1,0432	1,0664
V2 (p.u)	0,95	1,1	1,0346	1,0252	1,0460

Çizelge 4.12. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum9	Durum10	Durum11
V5 (p.u)	0,95	1,1	0,9976	0,9968	1,0053
V8 (p.u)	0,95	1,1	1,0013	1,0025	1,0148
V11 (p.u)	0,95	1,1	1,0158	1,0707	0,9500
V13 (p.u)	0,95	1,1	0,9952	1,0604	1,0409
T1 (p.u)	0,9	1,1	1,0286	1,0113	1,0462
T2 (p.u)	0,9	1,1	0,9902	0,9453	0,9000
T3 (p.u)	0,9	1,1	1,0183	0,9869	0,9884
T4 (p.u)	0,9	1,1	0,9668	0,9536	0,9916
Q1 (MVAR)	0	30	12,2798	18,6569	30,0000
Q2 (MVAR)	0	30	8,3406	13,0094	15,1468
P1 (MW)	50	200	151,0083	145,6279	150,3854
Total cost (\$/h)			792,5530	792,7945	792,6505
Emission (t/h)			0,2337	0,2247	0,2289
Power loss (MW)			6,7576	6,5803	6,8336
VD (p.u)			0,4067	0,3579	0,2832
L-index			0,1457	0,1451	0,1453
Fitness value of dFDB-KOA			806,9955	817,1907	1031,8298

Durum 1'de toplam maliyet termal yakıt maliyeti ve rüzgar maliyetinden oluşmaktadır. Bu tek amaçlı bir minimizasyon problemi olduğundan uygunluk fonksiyonu değeri toplam maliyete eşittir. Buna göre Çizelge 4.10.'da görüldüğü gibi test edilen dFDB-KOA'nın toplam maliyeti 792,1795 \$/saat olmuştur. Çizelge 4.13.'te ayrıca KOA, SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI, AO dahil diğer yöntemlerin simülasyon sonuçları da verilmektedir.

Çizelge 4.13. Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test modeli için önerilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması

Çalışma Durumu	Yöntem	Min	Maks	Standart Sapma
Durum 1	dFDB-KOA	792,1795	792,2487	0,000134
	KOA	793,8154	794,6088	0,018312
	SOS	804,2235	806,4333	2,038312
	DE	793,2019	793,4406	0,001458
	BWO	819,4755	851,2419	5,724757
	RSA	844,4720	875,7142	5,684114
	NMPA	795,4337	795,7506	0,001524
	SOGWO	794,6230	801,1770	3,028776
	FBI	793,7579	794,7678	0,011212
	AO	841,2657	895,3553	5,801356
Durum 2	dFDB-KOA	779,4313	779,6313	0,000120
	KOA	782,2744	793,2678	2,047422
	SOS	909,9332	975,3847	6,702466
	DE	780,0448	786,4760	1,058821
	BWO	821,4465	898,9062	5,902667
	RSA	865,0885	948,1602	8,602347
	NMPA	783,0613	790,3041	3,009859
	SOGWO	788,1464	869,5922	8,988674
	FBI	782,5702	785,1312	0,025866
	AO	845,7087	857,2936	2,366532
Durum 3	dFDB-KOA	0,1487	0,1490	0,000106
	KOA	0,1502	0,1567	0,001204
	SOS	0,1523	0,5259	0,267588
	DE	0,1492	0,1583	0,001264
	BWO	0,6176	0,9528	0,376455
	RSA	0,6725	0,7546	0,180675
	NMPA	0,1492	0,4054	0,244642
	SOGWO	0,1494	0,1534	0,001042
	FBI	0,1491	0,1512	0,001007
	AO	0,6165	0,6375	0,166435
Durum 4	dFDB-KOA	6,6015	6,6350	0,000133
	KOA	6,6877	6,9779	0,002243
	SOS	6,6255	6,8657	0,002132
	DE	6,7124	6,7572	0,000145
	BWO	6,6237	10,0376	5,411075
	RSA	8,9205	21,6814	9,809847
	NMPA	7,1428	7,8621	2,475637
	SOGWO	6,6730	6,8132	0,002100
	FBI	6,7946	6,9361	0,001903
	AO	9,8827	14,5057	4,002708

Çizelge 4.13. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test modeli için önerilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması

Çalışma Durumu	Yöntem	Min	Maks	Standart Sapma
Durum 5	dFDB-KOA	812,1367	812,9918	0,001369
	KOA	814,8380	817,3344	0,121038
	SOS	829,2559	841,4537	3,004684
	DE	812,2544	813,0677	0,001401
	BWO	882,0981	896,3234	2,012300
	RSA	877,5801	879,2106	0,122036
	NMPA	812,5396	818,8009	0,142047
	SOGWO	814,7159	826,3456	2,008300
	FBI	816,2263	816,3034	0,001380
	AO	868,9730	871,0164	1,120088
Durum 6	dFDB-KOA	794,6478	794,7130	0,001066
	KOA	797,1727	799,4919	0,018800
	SOS	811,0323	828,7765	1,001644
	DE	797,5851	797,6949	0,001090
	BWO	843,5474	869,6190	2,021288
	RSA	813,9270	849,4592	2,102204
	NMPA	800,5894	816,3440	1,001540
	SOGWO	799,2691	812,2164	1,006675
	FBI	798,1754	798,4834	0,001109
	AO	847,9670	902,1996	4,002280
Durum 7	dFDB-KOA	1057,6213	1061,6077	0,013670
	KOA	1061,6077	1084,1892	0,015500
	SOS	1159,9260	1488,8815	3,027070
	DE	1060,1422	1065,3864	0,016604
	BWO	1285,3424	1308,9409	2,022844
	RSA	1115,8139	1177,2000	0,106006
	NMPA	1081,1000	1099,7000	0,101048
	SOGWO	1067,1000	1079,6872	0,014665
	FBI	1059,0829	1065,5000	0,014450
	AO	1252,3000	1279,6733	0,016205
Durum 8	dFDB-KOA	814,5792	817,8898	0,010128
	KOA	831,1525	840,8011	0,014482
	SOS	864,6923	882,3071	0,016008
	DE	835,0067	842,3930	0,015406
	BWO	917,2384	960,3463	0,180520
	RSA	876,1687	886,2304	0,014221
	NMPA	828,6318	853,7628	0,017300
	SOGWO	822,0066	829,9382	0,014210
	FBI	837,9355	845,8207	0,014885
	AO	885,5766	886,2931	0,012860

Çizelge 4.13. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 30 baralı test modeli için önerilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması

Çalışma Durumu	Yöntem	Min	Maks	Standart Sapma
Durum 9	dFDB-KOA	806,9955	807,0031	0,001130
	KOA	808,8312	809,2706	0,001275
	SOS	825,3888	865,5682	0,016058
	DE	807,4816	807,5577	0,001155
	BWO	921,2191	971,0765	0,018420
	RSA	859,7336	862,6526	0,001554
	NMPA	809,9410	810,0171	0,001230
	SOGWO	808,9485	827,9095	0,001355
	FBI	807,7211	809,1360	0,001310
	AO	855,7603	945,9566	3,025400
Durum 10	dFDB-KOA	817,1907	819,9217	0,001200
	KOA	819,9874	8205149	0,001244
	SOS	841,9848	900,5590	2,008200
	DE	817,4715	819,9553	0,001225
	BWO	908,2492	931,7538	0,018870
	RSA	882,5674	925,8350	2,000350
	NMPA	820,9498	823,6396	0,001445
	SOGWO	819,3620	827,9095	0,006884
	FBI	820,5407	821,0288	0,001330
	AO	875,6744	886,0600	0,001605
Durum 11	dFDB-KOA	1031,8298	1033,5615	0,001790
	KOA	1034,6258	1137,1794	0,022885
	SOS	1046,5303	1130,4856	0,021682
	DE	1037,6228	1045,6559	0,002681
	BWO	1038,9160	1100,5123	0,019905
	RSA	1103,1564	1214,4988	0,087700
	NMPA	1033,6417	1061,5617	0,008368
	SOGWO	1032,2179	1042,2889	0,005406
	FBI	1039,0937	1041,0006	0,001884
	AO	1118,6362	1187,4521	0,019740

Çizelge 4.13.'teki sonuçlara göre geliştirilen dFDB-KOA, Durum 1 için minimum maliyeti vermiştir. Karşılaştırılan yöntemler arasındaki fark çok küçük olarak görülse de, sistemin boyutu arttıkça minimum maliyetlerdeki fark da artmaktadır. Ayrıca Çizelge 4.13.'ten de görüleceği üzere minimum ve maksimum çözümlere göre elde edilen standart sapmanın düşük olduğu görülmektedir. Bu durum çalışmada, geliştirilen dFDB-KOA'nın optimum bir değere veya buna yakın bir değere ulaştığını gösterir.

Durum 2’de parçalı maliyet fonksiyonu minimize edilmiş ve optimizasyon problemi tek amaçlı olduğundan toplam maliyet uygunluk fonksiyonu değerine eşit olmuştur. Çizelge 4.10.’da görüldüğü gibi, geliştirilen dFDB-KOA yöntemi kullanılarak Durum 2’den elde edilen sonuç 776,4760 \$/saat olmuştur. dFDB-KOA yöntemi, KOA, SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI, AO yöntemlerinden elde edilen sonuçlarla karşılaştırıldığında minimum değere sahiptir.

Durum 3’te asıl amaç yalnızca indüktörün gerilim kararlılığını minimize etmektir. Dolayısıyla uygunluk fonksiyonu *L-index* değerine eşit olmuştur. *L-index* 0’a yakın olduğunda yük bara gerilimi kararlıdır, ancak 1’e yakın olduğunda güç sistemi çökme aşamasında olabilir. Çizelge 4.10.’a göre geliştirilen dFDB-KOA’nın *L-index* değeri 0,1487 olup bu da yük barası geriliminin kararlı aralıkta olduğunu ve diğer algoritmalara göre en iyi yöntem olduğunu göstermektedir.

Durum 4’te asıl amaç sadece aktif güç kaybını minimize etmektir. Güç sistemleri yüksek aktif güç kaybına neden olan çok sayıda iletim hattından oluşur. Bu nedenle büyük ölçekli sistemler için aktif güç kaybının en aza indirilmesi çok önemlidir. Çizelge 4.10.’daki simülasyon sonuçlarına göre geliştirilen dFDB-KOA, 6,6015 MW ile minimum aktif güç kaybı değerlerine sahiptir.

Durum 5’te tek amaçlı bir fonksiyon optimize edilmiştir ve asıl amaç, valf noktası etkisinin ve rüzgar enerjisi maliyetini dikkate alınarak toplam maliyeti minimize etmektir. Gerçekte güç sistemi optimizasyon problemlerinde maliyet fonksiyonu konveks olmayandır (dışbükey değildir) ve büyük buhar türbinli termal üretim ünitelerinde dalgalanmalara neden olur. Bu nedenle valf noktası etkisi dikkate alınmıştır. Çizelge 4.10.’daki Durum 5’e ilişkin simülasyon sonuçlarına göre geliştirilen dFDB-KOA ile elde edilen maliyet 812,1367 \$/saat olmuştur. Bu, diğer algoritmaların sonuçlarıyla karşılaştırıldığında en iyi değerdir. Ayrıca Durum 1 ile karşılaştırıldığında valf noktası etkisinin maliyette önemli bir artışa sebep olduğu anlaşılmaktadır.

Durum 6’daki test çalışması, rüzgar ve termal enerji ünitelerinden oluşan sistemin toplam maliyetinin ve emisyon miktarının eş zamanlı olarak minimize edildiği çok amaçlı bir optimizasyon probleminin çözümüdür. Bu durumda, çok amaçlı fonksiyonlar Eş.2.64’teki ağırlık faktörleri (C_{tax}) kullanılarak tek amaçlı fonksiyonlara dönüştürülmüştür ve C_{tax}

değeri 20 olarak alınmıştır. Çizelge 4.11.'den görülebileceği gibi geliştirilen dFDB-KOA kullanılarak elde edilen toplam maliyet ve emisyon değerleri sırasıyla 792,4670 \$/saat ve 0,2240 t/saattir. Geliştirilen dFDB-KOA kullanılarak elde edilen uygunluk fonksiyonu değeri 794,6478 \$/saat'tir.

Günümüzde gerçekte optimizasyon problemlerinde emisyonların minimum değerlerde olması ve toplam maliyet değerinin yüksek olmaması beklenmektedir. Bu bakımdan Durum 6'da elde edilen uygunluk değeri dikkat çekicidir. Çizelge 4.11.'e göre Durum 6 ile Durum 1 karşılaştırıldığında emisyon miktarındaki bir miktar azalmanın toplam maliyette bir miktar artışa neden olduğu görülmektedir. Buna göre maliyet ve emisyonun dengelenmesi önemlidir. Çizelge 4.13.'teki sonuçlar Durum 6 için geliştirilen dFDB-KOA'nın en iyi yöntem olduğunu göstermektedir.

Durum 7 için termal ve rüzgar ünitelerinden oluşan sistemde temel amaç, toplam maliyeti ve aktif güç kaybını aynı anda en aza indirmektir. Bu çok amaçlı durum çalışmasında geliştirilen dFDB-KOA kullanılarak elde edilen toplam maliyet ve aktif güç kaybı değerleri sırasıyla 793,4474 \$/h ve 6,7306 MW olarak gerçekleşmiştir. Eş. 2.67'ye göre λ_p ağırlık faktörüdür ve burda $\lambda_p = 40$ olarak seçilmiştir. Çizelge 4.11. incelendiğinde geliştirilen dFDB-KOA'nın 1057.6213 uygunluk değeri ile en iyi çözümü verdiği görülmektedir. Durum 7 için Çizelge 4.13.'teki simülasyon sonuçlarına göre geliştirilen dFDB-KOA, diğer algoritmaların sonuçlarına göre en iyi yöntemdir.

Durum 8'de temel amaç, toplam maliyeti ve gerilim sapmasını aynı anda minimize etmektir. Bu çok amaçlı optimizasyon problemi için Eş. 2.70'teki λ_{VD} ağırlık faktörü değeri $\lambda_{VD}=100$ olarak kabul edildi. Toplam maliyet değeri ve gerilim sapma değeri sırasıyla 792,4330 \$/h ve 0,2832 p.u olarak gerçekleşmiştir. Durum 8, Çizelge 4.11'e göre diğer tüm durumlarla karşılaştırıldığında amaç fonksiyonuna bağlı olarak minimum gerilim kararlılık değeri elde edilmiştir. Örneğin Durum 1 ile karşılaştırıldığında toplam maliyet değerinde bir miktar artış olmuştur. Eş. 2.70 ve Çizelge 4.11.'e göre geliştirilen dFDB-KOA ile elde edilen 814,5792 uygunluk değeri diğer yöntemlerden elde edilen sonuçlarla karşılaştırıldığında minimum uygunluk değeri olmuştur.

Durum 9'da temel amaç toplam maliyeti ve gerilim kararlılığını aynı anda minimize etmektir. Eş. 2.73'teki λ_L ağırlık faktörü çok amaçlı fonksiyonu tek amaçlı fonksiyona dönüştürmek için kullanılmış ve $\lambda_L = 100$ olarak seçilmiştir. Toplam maliyet değeri ve gerilim kararlılık *L-indeksi* değeri sırasıyla 792,5530 \$/h ve 0,1457'dir. Çizelge 4.13.'te KOA, SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI, AO yöntemleriyle karşılaştırıldığında geliştirilen dFDB-KOA'nın bu optimizasyon problemi için 806,9955 ile en iyi uygunluk fonksiyonu sonucuna sahip olduğu görülmektedir.

Durum 10, toplam maliyetin, valf noktası etkisinin ve emisyonların eş zamanlı olarak minimize edildiği rüzgar ve termal yakıt maliyetlerinden oluşmaktadır. Eş. 2.76'da ifade edilen C_{tax} değeri 20 olarak seçilmiştir. Toplam maliyet ve emisyon değerleri sırasıyla 792,7945 \$/saat ve 0,2247 t/saat olarak gerçekleşmiştir. Durum 10, durum 1 ile karşılaştırıldığında emisyon miktarları azaltılmış ve sistemde valf noktası etkisi dikkate alınmıştır. Bu nedenle toplam maliyette bir artış yaşanmıştır. Bu çok amaçlı durum çalışmasında Eş. 2.76 ve Çizelge 4.13.'e göre geliştirilen dFDB-KOA ile uygunluk fonksiyonu sonucu 817,1907 olup diğer yöntemlere göre en iyi değerdir.

Durum 11'de amaç fonksiyonu toplam maliyeti, emisyon miktarını, aktif güç kaybını ve gerilim sapsmasını aynı anda minimize etmeyi içermektedir. Çizelge 4.12.'de görüldüğü gibi, dFDB-KOA kullanıldığında bu sonuçlar sırasıyla 792,6505 \$/saat, 0,2289 t/saat, 6,8336 MW ve 0,2832 p.u. ek olarak Eş. 2.79'de ifade edildiği gibi λ_E , C_{tax} , λ_{VD} ve λ_p değerleri de sırasıyla 19, 20, 21 ve 22 olarak seçilmiştir. Eş. 2.79 ve Çizelge 4.12'de görüldüğü gibi geliştirilen dFDB-KOA kullanılarak en iyi uygunluk fonksiyonu değeri 1031,8298 olarak hesaplanmıştır. Buna göre, geliştirilen dFDB-KOA aynı zamanda çeşitli amaç fonksiyonlarının eş zamanlı olarak optimize edildiği Durum 11 için, kapsamlı çok amaçlı bir problemde en iyi sonucu sağlamıştır.

4.3.2. IEEE 57 baralı test sistemi

Bu çalışmada rüzgar enerjisi entegreli EED problemini çözmek için IEEE 57 baralı test sistemi kullanılmıştır. Çizelge 4.14.'te belirtildiği gibi her test sistemi için amaç fonksiyonu olarak kabul edilen beş farklı durum analiz edilmiştir.

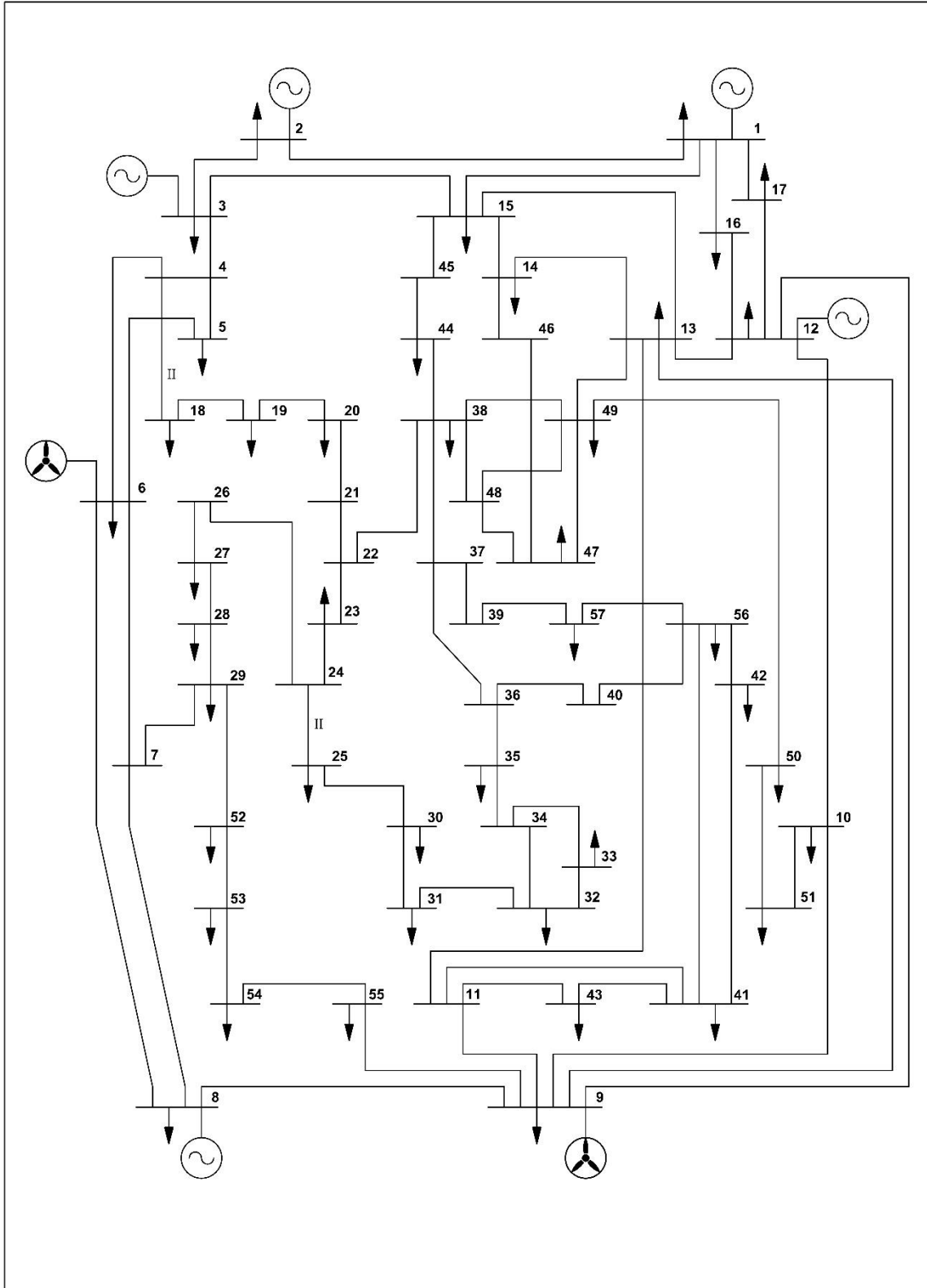
Çizelge 4.14. 57 baralı IEEE güç sisteminde kullanılan test fonksiyonları

Çalışma Durumu	Temel Yakıt Maliyeti	Gerilim Sapması	Gerilim Kararlılığı	Emisyon	Valf noktası etkisi ile yakıt maliyeti
Durum 12	✓				
Durum 13	✓	✓			
Durum 14	✓		✓		
Durum 15	✓			✓	
Durum 16	✓				✓

Her algoritma için iterasyon sayısı 5000 olarak belirlenmiş ve algoritmaların etkisini doğrulamak amacıyla her durum için 51 kez çalıştırılmıştır. Ortaya çıkan optimal kontrol değişkenleri tez çalışmasının bu bölümünde çeşitli tablolarda verilmektedir. IEEE 57 baralı test sistemlerinin karakteristik özellikleri literatür çalışmalarından alınmıştır [71, 72]. Test sistemlerine ait parametreler Çizelge 4.15.'te verilmiştir.

Çizelge 4.15. Test sistemi parametreleri (IEEE 57 bus)

	Number	Details
Bus	57	[71, 72]
Branch	80	[71, 72]
Thermal generators	5	Buses: 1, 2, 6, 8, 12
Slack generator	1	Buses: 1
Wind farm	2	Buses: 6, 9
Transformer	17	Branches: 19, 20, 31, 35, 36, 37, 41, 46, 54, 58, 59, 65, 66, 71, 73, 76, 80
Capacitor bank	3	Branches: 18, 25, 53
Control variables	33	-
Load bus voltage limit	50	[0,94–1,06] p.u.



Şekil 4.2. Rüzgar gücü katkılı, değiştirilmiş IEEE-57 baralı test sistemi

Çalışmada geliştirilen dFDB-KOA ve KOA, Şekil 4.2.'de verilen IEEE 57 baralı modelinde çözümler yapılmıştır. Test modelinde, 6. ve 9. ünitelerinin yerine sırasıyla 50 ve 40 rüzgar ünitelerinden oluşan bir rüzgar santrali entegre edilmiştir. Stokastik rüzgar gücünü belirlemek için kullanılan Weibull parametreleri ve diğer tüm rüzgar gücü parametreleri Çizelge 4.16.'da verilmiştir [44].

Çizelge 4.16. Test sistemi için rüzgar enerjisi parametreleri (IEEE 57 bus)

Rüzgar enerjisi generatör üniteleri	q	V_{in} (m/s)	V_{out} (m/s)	V_r (m/s)	k (m/s)	c (m/s)	C_{rwj}	C_{pwj}	P_R (MW)	P_T (MW)
W6 (MW)	1.60	3	25	16	2	9	3	1.5	3	150
W9 (MW)	1.75	3	25	16	2	10	3	1.5	3	120

Direkt maliyet katsayıları q_6 ve q_9 , W6 ve W9 rüzgar enerjisi üniteleri için sırasıyla 1.60 ve 1.75 olarak seçilmiştir. Rezerv maliyeti ve ceza maliyeti katsayıları sırasıyla C_{rw6} ve $C_{rw9} = 3$ ve C_{pw6} ve $C_{pw9} = 1,5$ olarak belirlenmiştir. Rüzgar enerjisi maliyet hesaplamasında kullanılan parametreler, bara ve iletim hatlarına ait veriler literatürden alınmıştır [44]. Rüzgar enerjisi entegreli IEEE 57-baralı test sisteminin aktif ve reaktif güç talepleri 1250.8 MW ve 336.4 MVAR olup, dFDB-KOA ve KOA tarafından 5 farklı amaç fonksiyonu için elde edilen optimal çözümler Çizelge 4.17.'de detaylı olarak verilmektedir.

Çizelge 4.17. Değiştirilmiş IEEE 57 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum12	Durum13	Durum14	Durum15	Durum16
P2 (MW)	30	100	50,1500	50,0005	49,3127	49,9377	42,5675
P3 (MW)	40	140	42,3362	42,3437	42,4698	42,5049	42,7957
P8 (MW)	0	150	149,9995	149,9993	149,9998	149,9999	149,9966
P12 (MW)	100	550	424,2142	424,2374	425,2243	425,7504	420,0506
W6 (MW)	0	120	119,9997	120,0000	119,9997	120,0000	119,9966
W9 (MW)	100	410	344,1053	344,1072	342,8957	341,9732	350,1820
V1 (p.u)	0,95	1,1	1,0580	1,0222	1,0456	1,0377	1,0212
V2 (p.u)	0,95	1,1	1,0540	1,0196	1,0424	1,0344	1,0169
V3 (p.u)	0,95	1,1	1,0520	1,0223	1,0428	1,0348	1,0168

Çizelge 4.17. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 57 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum12	Durum13	Durum14	Durum15	Durum16
V6 (p.u)	0,95	1,1	1,0670	1,0494	1,0639	1,0620	1,0413
V8 (p.u)	0,95	1,1	1,0730	1,0593	1,0718	1,0719	1,0440
V9 (p.u)	0,95	1,1	1,0530	1,0301	1,0473	1,0445	1,0180
V12 (p.u)	0,95	1,1	1,0450	1,0124	1,0345	1,0284	1,0044
T1 (p.u)	0,9	1,1	1,0397	0,9999	0,9289	0,9695	1,0889
T2 (p.u)	0,9	1,1	0,9599	0,9898	1,0199	1,0044	0,9244
T3 (p.u)	0,9	1,1	1,0148	0,9931	1,0094	1,0115	1,0203
T4 (p.u)	0,9	1,1	1,0123	0,9672	0,9597	0,9609	0,9456
T5 (p.u)	0,9	1,1	1,0257	1,0301	1,0887	1,0961	1,1000
T6 (p.u)	0,9	1,1	1,0420	1,0290	1,0365	1,0327	1,0217
T7 (p.u)	0,9	1,1	1,0013	1,0139	0,9958	0,9973	0,9743
T8 (p.u)	0,9	1,1	0,9645	0,9369	0,9545	0,9680	0,9760
T9 (p.u)	0,9	1,1	0,9209	0,9002	0,9080	0,9004	0,9015
T10 (p.u)	0,9	1,1	0,9832	0,9634	0,9657	0,9582	0,9393
T11 (p.u)	0,9	1,1	0,9706	0,9618	0,9561	0,9521	0,9309
T12 (p.u)	0,9	1,1	0,9835	0,9799	0,9643	0,9597	0,9363
T13 (p.u)	0,9	1,1	0,9435	0,9311	0,9288	0,9297	0,9005
T14 (p.u)	0,9	1,1	0,9832	0,9606	0,9658	0,9630	0,9367
T15 (p.u)	0,9	1,1	0,9921	1,0054	0,9811	0,9928	0,9894
T16 (p.u)	0,9	1,1	0,9654	0,9470	0,9712	0,9618	0,9758
T17 (p.u)	0,9	1,1	1,0247	1,0101	0,9992	0,9934	0,9606
Q1 (MVAR)	0	30	9,8716	8,8548	7,8562	12,3422	16,2873
Q2 (MVAR)	0	30	13,5833	13,6746	13,9144	15,0590	14,8087
Q3 (MVAR)	0	30	12,1697	14,6856	12,2414	13,6927	12,7678
P1 (MW)	0	576	136,8800	136,8762	137,0402	136,9089	141,5137
Total cost (\$/h)			31,594 7566	31,614 0000	31,597 0000	31,601 000	31,629 000

Çizelge 4.17. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 57 baralı test sistemi için dFDB-KOA'ya ait optimum çözümler

Kontrol değişkeni	Min	Max	Durum12	Durum13	Durum14	Durum15	Durum16
Emission (t/h)			1,1305	1,1306	1,1319	1,1317	1,1351
Power loss (MW)			16,0130	16,5515	15,9650	16,2750	16,3026
VD (p.u)			1,5163	0,8903	1,5707	1,4687	1,2526
L-index			0,2804	0,2916	0,2798	0,2821	0,2846
Fitness value of dFDB-KOA			31,595 9857	31,702 9110	31,620 7219	31,623 510	31,668 402

Çalışma kapsamındaki Durum 12'de amaç fonksiyonu, temel termal yakıt maliyeti ve rüzgar maliyetinden oluşan toplam maliyeti en aza indirmektir. Bu tek amaçlı durumda, geliştirilen dFDB-KOA tarafından elde edilen toplam maliyet değeri 31.594,7566 \$/h'dir. Çizelge 4.18'deki sonuçlara göre, geliştirilen dFDB-KOA algoritması problemi çözmede KOA'dan biraz daha iyi sonuç vermiştir ve diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında, IEEE 30-baralı test modeline göre daha büyük bir güç tesisi modeli olan IEEE 57-baralı test sisteminde toplam maliyet farkı daha da artmıştır. Geliştirilen dFDB-KOA'dan elde edilen sonuçlar diğer yöntemlerden daha ucuzdur.

Çizelge 4.18. Değiştirilmiş IEEE 57 baralı test modeli için önerilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması

Çalışma Durumu	Yöntem	Min	Maks	Standart Sapma
Durum 12	dFDB-KOA	31595,9857	31595,8804	0,000124
	KOA	31782,3412	32266,6468	2,058317
	SOS	32530,6554	33663,9884	2,038312
	DE	33085,3911	33822,1474	0,001957
	BWO	34087,6656	34321,7914	5,724757
	RSA	34049,2517	34550,8641	1,874126
	NMPA	33030,7583	33879,4751	0,002615
	SOGWO	32506,1659	33023,1603	3,088754
	FBI	31942,1987	32157,1743	2,031417
	AO	35216,6686	36483,7434	4,701355

Çizelge 4.18. (Devamı) Değiştirilmiş IEEE 57 baralı test modeli için önerilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması

Çalışma Durumu	Yöntem	Min	Maks	Standart Sapma
Durum 13	dFDB-KOA	31702,9110	31702,9419	0,000116
	KOA	31891,5022	32482,5759	2,065628
	SOS	32594,1915	34827,5452	8,502864
	DE	32496,8272	33503,2917	3,084826
	BWO	35381,8171	35846,8129	1,802269
	RSA	34054,7213	34534,1426	0,902445
	NMPA	33896,1096	34239,1873	2,009736
	SOGWO	32456,9091	33169,6361	2,187625
	FBI	32072,1446	32551,3846	0,075665
	AO	34327,7164	35227,6129	3,356526
Durum 14	dFDB-KOA	31620,7219	31624,5293	0,000102
	KOA	31800,5249	32698,8334	1,052208
	SOS	32469,1281	36187,8986	8,567573
	DE	33056,2123	33396,5793	0,002864
	BWO	33921,6386	35874,0798	5,878424
	RSA	35670,8584	37020,7956	5,290658
	NMPA	33884,5301	34390,8848	3,456424
	SOGWO	32528,2033	33088,3632	2,005747
	FBI	32231,1259	33031,4129	1,805054
	AO	36434,3769	37309,8974	2,124670
Durum 15	dFDB-KOA	31623,5100	31623,9450	0,000112
	KOA	31764,3990	32581,4271	1,062584
	SOS	32465,9661	38422,4271	8,042128
	DE	32758,0140	33635,8029	2,050155
	BWO	36920,7265	37146,3578	2,542026
	RSA	33718,7652	35680,4524	5,608524
	NMPA	32505,6945	33945,0429	2,836637
	SOGWO	32608,2429	33418,1893	2,987156
	FBI	31930,9343	32470,0967	1,831924
	AO	36657,7740	38325,0819	5,024665
Durum 16	dFDB-KOA	31668,4020	31672,9381	0,001258
	KOA	31777,3771	32235,9473	1,341047
	SOS	33181,0879	33916,7302	0,986489
	DE	33245,4946	33685,3621	0,882408
	BWO	34706,7038	35628,2149	2,255721
	RSA	34441,5104	35655,9008	2,586157
	NMPA	33548,6851	34487,6639	1,234079
	SOGWO	32296,5243	33162,9365	2,062470
	FBI	32083,7705	36006,1790	6,291324
	AO	33304,5377	34205,4318	4,572470

Durum 13'te, çok amaçlı fonksiyon, temel yakıt maliyetini, entegre rüzgar gücü maliyetini ve gerilim sapmasını aynı anda en aza indirmekten oluşmaktadır. Bu durumda, Eş. 2.70'deki λ_{VD} değeri 100 olarak kabul edildi. Çizelge 4.17.'ye göre, tek amaçlı bir fonksiyondan oluşan Durum 12 ile karşılaştırıldığında, Durum 13 daha düşük bir gerilim sapmasına sahiptir. Ancak buna bağlı olarak toplam maliyet ve uygunluk değeri artmıştır. Çizelge 4.18.'de görülebileceği gibi, geliştirilen dFDB-KOA algoritması, diğer algoritmalar ile karşılaştırıldığında 31,702 9110'luk bir uygunluk değeri ile en iyi sonuca sahiptir.

Çalışma kapsamındaki Durum 14 için, rüzgar gücü üniteleri ve termal ünitelerden oluşan test sisteminde amaç fonksiyonu, toplam maliyeti ve gerilim kararlılığını aynı anda en aza indirmektir. Eş. 2.73'teki λ_L ağırlık faktörü değeri 100 olarak kabul edildi. Elde edilen toplam maliyet ve *L-indeks* gerilim kararlılığı sonuçları sırasıyla 31,597 0000 \$/h ve 0,2798'dir. *L-indeks* değeri yük barasının gerilim kararlılığı olduğunu ortaya koymuştur. Çizelge 4.18.'e göre, geliştirilen dFDB-KOA algoritmasından elde edilen çözüm, diğer yöntemlerden elde edilen çözümlerle karşılaştırıldığında en düşük uygunluk değeri olan 31,620 7219'dir.

Çalışma kapsamında Durum 15 için amaç fonksiyonu, rüzgar gücü ve termal ünitelerden oluşan test sisteminde toplam maliyeti ve emisyonları aynı anda en aza indirmektir. Eş. 2.64'teki emisyon katsayıları Çizelge 4.19.'da verilmiştir. Eş. 2.64'teki C_{tax} değeri 20 olarak kabul edilmiştir. Bu çok amaçlı çalışma durumunda, toplam maliyet ve emisyon değerleri sırasıyla 31,601 000 \$/h ve 1,1317 (t/h)'dir. Çizelge 4.17.'deki sonuçlara göre, IEEE 57-baralı test sistemi için minimum emisyon değeri Durum 15'te elde edilmiştir. Çizelge 4.18.'e göre, en iyi uygunluk değeri dFDB-KOA kullanılarak 31,623 510'dır ve bu değer diğer yöntemlerden daha düşüktür. Dolayısıyla amaç fonksiyonu Durum 15 için, geliştirilen dFDB-KOA algoritması KOA, SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI, AO ile karşılaştırıldığında en iyi yöntemdir.

Çizelge 4.19. Generatörlerin maliyet ve emisyon katsayıları

<i>Generatör üniteleri</i>	P_1	P_2	P_3	P_8	P_{12}
a	0,0775795	0,01	0,25	0,0222222	0,0322581
b	20	40	20	20	20
c	0	0	0	0	0
γ	0,04091	0,02543	0,06131	0,04258	0,05326
β	- 0,05554	-0,06047	-0,05555	-0,05094	-0,03555
α	0,0649	0,05638	0,05151	0,04586	0,0338
ζ	0,0002	0,0005	0,00001	0,000001	0,002
λ	0,286	0,3333	0,667	0,8	0,2

Durum 16'da, temel amaç, valf noktası etkisi ile termal yakıt maliyeti ve rüzgar maliyetinden oluşan toplam maliyeti en aza indirmektir. Bu tek amaçlı durum çalışmasında, Eş. 2.63'te verilen valf noktası etkisine sahip ünite maliyet katsayıları Çizelge 4.19'da verilmiştir. Valf noktası etkisi gerçek zamanlı optimizasyon problemleri için önemlidir. Çizelge 4.17'deki ikinci dereceden temel toplam maliyetle karşılaştırıldığında, valf noktası etkisi uygunluk değerinde önemli bir artışa yol açmıştır. Çizelge 4.18. geliştirilen dFDB-KOA algoritması sonucunun 31,668 402 olduğunu göstermektedir. Bu sonuç, diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında Durum 16 için en iyi sonuçtur.

Çizelge 4.20. Valf noktası etkisine sahip maliyet katsayıları

<i>Generatör üniteleri</i>	P_1	P_2	P_3	P_8	P_{12}
<i>a</i>	0,0775795	0,01	0,25	0,0222222	0,0322581
<i>b</i>	20	40	20	20	20
<i>c</i>	0	0	0	0	0
<i>d</i>	18	16	13,5	14	12
<i>e</i>	0,037	0,038	0,041	0,04	0,045

Geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında uygunluk değerleri, IEEE 57-baralı test sisteminin tüm durumları için Çizelge 4.18.'de verilmiştir. Çizelge 4.18, geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının IEEE 57-baralı test sistemindeki tüm durumlar için KOA, SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI, AO ile karşılaştırıldığında en iyi sonuçları verdiğini göstermektedir.

4.3.3. IEEE 118 baralı test sistemi

Çalışmada rüzgar enerjisi entegreli EED problemini çözmek için IEEE-118 baralı test sistemi kullanılmıştır. Çizelge 4.21.'de belirtildiği gibi her test sistemi için amaç fonksiyonu olarak kabul edilen iki farklı durum analiz edilmiştir.

Çizelge 4.21. 118 baralı IEEE güç sisteminde kullanılan test fonksiyonları

Çalışma Durumu	Temel Yakıt Maliyeti	Güç Kaybı
Durum 17	✓	
Durum 18		✓

Her algoritma için iterasyon sayısı 5000 olarak belirlenmiş ve algoritmaların etkisini doğrulamak amacıyla her durum için 51 kez çalıştırılmıştır. Ortaya çıkan optimal kontrol değişkenleri tez çalışmasının bu alt bölümünde çeşitli tablolarda verilmiştir. IEEE 118

baralı test sistemlerinin karakteristik özellikleri literatür çalışmalarından alınmıştır [71, 72]. Test sistemlerine ait parametreler Çizelge 4.22.'de verilmiştir.

Çizelge 4.22. Test sistemi parametreleri (IEEE 118 bus)

	Number	Details
Bus	118	[71, 72]
Branch	186	[71, 72]
Thermal generators	48	Buses: 1, 4, 6, 8, 10, 12, 18, 19, 24, 25, 26, 27, 31,34, 36, 40, 42, 46, 54, 56, 59, 61, 62, 65, 66, 69,70, 72, 73, 74, 76, 77, 80, 85, 87,89, 90, 91,92,99, 100, 103, 105, 107, 110, 111, 113, 116
Slack generator	1	Buses: 1
Wind farm	6	Buses: 15,32, 49, 55, 104, 112
Transformer	9	Branches: 8, 32, 36, 51, 93, 95, 102, 107, 127
Capacitor bank	14	Branches: 5, 34, 37, 44, 45, 46, 48, 74, 79, 82, 83, 105, 107, 110
Control variables	130	-
Load bus voltage limit	64	[0,94–1,06] p.u.

Çalışmada geliştirilen dFDB-KOA ve KOA, IEEE 118-baralı test sistemi kullanılarak test edilmiştir. Test sisteminde, 15., 32., 49., 55., 104. ve 112. ünitelerinin yerine sırasıyla 50, 40, 40, 50, 50 ve 40 adet rüzgar türbininden oluşan bir rüzgar santrali entegre edilmiştir. Stokastik rüzgar gücünü belirlemek için hesaplanan Weibull parametreleri ve diğer tüm rüzgar gücü parametreleri Çizelge 4.23.'te verilmiştir [44].

Çizelge 4.23. Test sistemi için rüzgar enerjisi parametreleri (IEEE 118 bus)

<i>Rüzgar enerjisi generatör üniteleri</i>	q	V_{in} (m/s)	V_{out} (m/s)	V_r (m/s)	k (m/s)	c (m/s)	C_{rwj}	C_{pwj}	P_R (MW)	P_T (MW)
W15 (MW)	1,60	3	25	16	2	9	3	1,5	3	150
W32 (MW)	1,75	3	25	16	2	10	3	1,5	3	120
W49 (MW)	1,75	3	25	16	2	10	3	1,5	3	120
W55 (MW)	1,60	3	25	16	2	9	3	1,5	3	150
W104 (MW)	1,60	3	25	16	2	9	3	1,5	3	150
W112 (MW)	1,75	3	25	16	2	10	3	1,5	3	120

Direkt maliyet katsayıları q_{15} , q_{32} , q_{49} , q_{55} , q_{104} ve q_{112} , W15, W32, W49, W55, W104 ve W112 rüzgar enerjisi üniteleri için sırasıyla 1.60 ve 1.75 olarak seçilmiştir. Rezerv maliyeti ve ceza maliyeti katsayıları sırasıyla C_{rw15} , C_{rw32} , C_{rw49} , C_{rw55} , C_{rw104} ve $C_{rw112} = 3$ ve C_{pw15} , C_{pw32} , C_{pw49} , C_{pw55} , C_{pw104} ve $C_{pw112} = 1,5$ olarak belirlenmiştir. Rüzgar enerjisi maliyet hesaplamasında kullanılan parametreler, bara ve iletim hatlarına ait veriler literatürden alınmıştır [44]. Rüzgar enerjisi entegreli IEEE 118-baralı test sisteminin aktif güç ve reaktif güç talepleri 4242 MW ve 1439 MVAR olup, dFDB-KOA tarafından 2 farklı amaç fonksiyonu için elde edilen optimal çözümler elde edilmiştir.

Çalışma kapsamında Durum 17, termal yakıt maliyeti ve rüzgar maliyetinden oluşan tek amaçlı EED problemini ele almıştır. Bu durumda geliştirilen dFDB-KOA, KOA, SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI, AO yöntemleri toplam maliyet değerini en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Geliştirilen dFDB-KOA algoritmasından elde edilen sonuç 110,0383 \$/h'dir. Bu nedenle, geliştirilen dFDB-KOA algoritması Durum 17 için en iyi yöntem olarak görülmektedir. Ayrıca, IEEE 30-baralı ve IEEE 57-baralı test sistemlerinden elde edilen temel toplam maliyet değerleriyle karşılaştırıldığında, probleme uygulanan yöntemler arasındaki uygunluk değeri farklılıkları, büyük ölçekli bir güç sistemi olan IEEE 118-baralı test sisteminde daha belirgindir.

Bu çalışmada incelenen amaç fonksiyonlarından Durum 18'de, temel amaç aktif güç kaybını en aza indirmektir. Geliştirilen dFDB-KOA'dan elde edilen sonuç 11,3453 MW'dir. Durum 18 için, geliştirilen dFDB-KOA algoritması diğer algoritmalar ile

karşılaştırıldığında minimum güç kaybı değerleri için en iyi yöntemdir. Ayrıca, Çizelge 4.24.'ten görüleceği üzere IEEE 118-baralı test sistemi için dFDB-KOA algoritması diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında en iyi uygunluk değerlerini sunmaktadır.

Çizelge 4.24. Değiştirilmiş IEEE 118 baralı test sistemi için geliştirilen dFDB-KOA ile elde edilen uygunluk değerlerinin diğer yöntemlerle karşılaştırılması

Çalışma Durumu	Yöntem	Min	Maks	Standart Sapma
Durum 17	dFDB-KOA	110,0383	110,03855	30,2238
	KOA	114,5985	115,5531	51,5894
	SOS	124,3224	137,5457	51,9411
	DE	146,1361	164,6854	67,3529
	BWO	133,7590	135,7945	42,7649
	RSA	130,2598	139,5517	60,6338
	NMPA	131,7798	138,0766	57,4310
	SOGWO	141,0443	151,2287	53,8334
	FBI	139,4981	151,1444	54,6390
	AO	144,6291	150,8982	45,2757
Durum 18	dFDB-KOA	11,34538	21,39993	39,0866
	KOA	186,9135	277,4343	70,3777
	SOS	170,0000	198,3651	64,3630
	DE	96,6588	500,6154	622,570
	BWO	899,3619	1803,7207	421,2190
	RSA	1340,8596	1895,7430	532,3285
	NMPA	2426,9825	4361,8157	685,4940
	SOGWO	3330,7854	11454,6513	5746,0600
	FBI	41,23328	121,58346	71,8809
	AO	219,0120	998,6507	520,5092

Geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının, KOA, SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI, AO yöntemlerine kıyasla, IEEE 118-baralı test sisteminde her iki durum için de en iyi sonuçları sunduğu görülmektedir.

Çalışmada kullanılan test sistemlerine ait ünite maliyet katsayıları Çizelge 4.25'te verilmiştir.

Çizelge 4.25. Generatörlerin maliyet katsayıları

<i>Generatör üniteleri</i>	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>Generatör üniteleri</i>	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>
P1	0,01	40	0	P66	0,02551	20	0
P4	0,01	40	0	P69	0,01936	20	0
P6	0,01	40	0	P70	0,01	40	0
P8	0,01	40	0	P72	0,01	40	0
P10	0,02222	20	0	P73	0,01	40	0
P12	0,01	40	0	P74	0,01	40	0
P18	0,01	40	0	P76	0,01	40	0
P19	0,01	40	0	P77	0,01	40	0
P24	0,01	40	0	P80	0,02096	20	0
P25	0,04545	20	0	P85	0,01	40	0
P26	0,03184	20	0	P87	2,5	20	0
P27	0,01	40	0	P89	0,01647	20	0
P31	0,01	40	0	P90	0,01	40	0
P34	0,01	40	0	P91	0,01	40	0
P36	0,01	40	0	P92	0,01	40	0
P40	0,01	40	0	P99	0,01	40	0
P42	0,01	40	0	P100	0,03968	20	0
P46	0,04901	20	0	P103	0,25	20	0
P54	0,01	40	0	P105	0,01	40	0
P56	0,01	40	0	P107	0,01	40	0
P59	0,06451	20	0	P110	0,01	40	0
P61	0,0625	20	0	P111	0,27777	20	0
P62	0,01	40	0	P113	0,01	40	0
P65	0,02557	20	0	P116	0,01	40	0

5. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRMELER

Doğru ekonomik güç dağıtımı konusu elektrik enerji güç tesislerinin planlanmasında, operasyonel işlemlerinde, kontrolünde ve enerji piyasalarının işletilmesinde destek olduğu için en belirleyici alanlardan biridir. Çevresel ekonomik güç dağıtımı sadece enerji güç tesislerinin işletilebilmesi için değil, bununla birlikte enerji sektör verimliliği politikalarının oluşturulmasında, enerji işlemlerinin gerçekleştirilmesinde ve enerji sektör piyasalarında karar verme sürecinin temelini belirlediği için de çok önemli kritik bir konudur.

Enerji sektör işletmecilerinin, yetkili karar verici birimleri etkin planlamalara ihtiyaç duymaktadır. Planlamaların büyük bir kısmı mecburi olarak gelecek dönemlerdeki enerji talep tahminlerine bağlıdır. Enerji güç tesislerinde optimum planlama yapmak, mevcut durumdaki talep edilen enerjiyi karşılamak anlamına gelir. Elektrik enerjisi arz ve talep dengesi için ihtiyaç duyulan ekonomik güç dağıtımı, elektrik enerji arzının ve sistem işletme güvenilirliğinin oluşturulması için gereken enerji rezervinin belirlenmesine ve operasyonel maliyetlerinin azaltılmasına imkan sağlar.

Modern güç sistemlerinde EED sorunu uzun yıllardan beri varlığını sürdürmekle birlikte günümüzde de en temel sorunlardan biri olmaya devam etmektedir. Bu tez çalışmasında, rüzgar enerjisi entegreli güç sistemlerinde konveks olmayan, yüksek boyutlu, doğrusal olmayan stokastik EED problemi ele alınmış ve önerilen problem, termal güç ünitelerinin yerine rüzgar enerjisi üniteleri ile değiştirilmiş IEEE 30 baralı, IEEE 57 baralı ve IEEE 118 baralı sistemlerinde farklı test senaryoları kullanılarak ve çeşitli kısıtlamalar dikkate alınarak test edilmiştir.

Problemin matematiksel modellemesinde herhangi bir zaman aralığı için rüzgar hızı belirsiz olduğundan, rüzgar hızını tahmin etmek için Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu kullanılmıştır. Ayrıca rüzgâr hızının fazla ve eksik tahmin maliyetleri hesaplanarak, rezerv ve ceza maliyetleriyle birlikte amaç fonksiyonuna dahil edilmiştir.

Çevresel ekonomik dağıtım modeli, enerji güç sisteminin güvenli, ekonomik ve çevreye duyarlı olarak sürdürülebilmesinde çok önemli bir destektir. Belirlenecek ilk önceliklerden biri, herhangi bir bölgenin optimum güç akışını etkileyebilecek etkenlerin belirlenerek

optimal bir modelin belirlenmesidir. Aynı zamanda, çevresel ekonomik dağıtım için, güç sisteminin ayrıntılı olarak bilinmesi önemlidir. Böylece, belirlenen bölgenin enerji sistemi için en iyi etkili yöntem seçilebilir.

Çalışmada rüzgar üniteleri, klasik termal generatörlerden oluşan konvansiyonel güç sistemlerine entegre edilmiş ve stokastik rüzgar gücünü de içeren ekonomik çevresel güç dağıtım problemi çözülmüştür. IEEE 30 baralı güç sistemi modelinde yer alan 6 klasik termal generatörün 2 adeti rüzgar üniteleri ile değiştirilerek geliştirilen yeni güç sistemi modelinde 11 farklı optimizasyon amaç fonksiyonu için çözümler gerçekleştirilmiştir. Ayrıca geliştirilen yöntemin etkinliğini ölçmek amacıyla farklı güç sistemi modellerinden biri olan IEEE 57 baralı 7 klasik termal generatörlü güç sistemi modelinde 2 generatör rüzgar üniteleri ile değiştirilerek geliştirilen yeni güç sistemi modeli üzerinde 5 farklı optimizasyon amaç fonksiyonu için çözümler gerçekleştirilmiştir. Analiz çalışmalarına ek olarak aynı zamanda IEEE 118 baralı 54 klasik termal generatörlü güç sistemi modelinde 6 generatör rüzgar üniteleri ile değiştirilerek geliştirilen yeni güç sistemi modeli üzerinde 2 farklı optimizasyon amaç fonksiyonları için çözümler gerçekleştirilmiştir.

Sorunun çözümünde metasezgisel temelli bir yöntem olan KOA algoritmasına FDB yöntemi entegre edilerek hibrit yapıda yeni bir algoritma geliştirilmiştir. Çeşitlilik yeteneğini ve denge arama yeteneklerini güçlendirmek amacıyla KOA algoritmasında kullanılan mutasyon operatörünün yeniden tasarlanması için FDB seçim yöntemi kullanıldı. FDB yöntemi eklenerek algoritmanın keşif ve komşuluk arama yeteneği geliştirilmiştir. Ayrıca yerel optimum tuzaklardan uzaklaşarak kaçınılmış ve optimum değer artırılmıştır. Burada optimum değere ulaşmak için algoritmanın çözüm süresi uzamış olsa da dikkat çekici bir şekilde en iyi sonuca ulaşmak açısından bu durum göz ardı edilebilir.

Tez çalışmasında, KOA'nın çeşitlilik arama yeteneği FDB yöntemini kullanarak geliştirmeye çalışıldı. Sonuç olarak, optimum değeri artırmak ve yerel optimumlardan kaçınmak için KOA algoritmasının geliştirilmiş versiyonu olarak yeniden tasarlanan bu güçlü hibrit algoritmaya dFDB-KOA adı verilmiştir. Önerilen dFDB-KOA'nın etkisi, çeşitli amaç fonksiyon koşullarını içeren ekonomik çevresel güç dağıtım problemi kullanılarak doğrulanmıştır. Ayrıca önerilen dFDB-KOA varyantlarının performansını ölçmek ve etkinliğini doğrulamak için detaylı deneysel çalışmalar yürütülmüştür. Bu

amaçla, karşılaştırma test paketlerinin basitten karmaşığa kadar farklı türde optimizasyon problemlerini içeren CEC 2020 karşılaştırma deney setleri kullanılmıştır.

Bu çalışmada deneysel çalışmalar üç bölümde gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen dFDB-KOA yöntemi, tek modlu, çok modlu, hibrit ve kompozit olmak üzere dört farklı tip problem üzerinde CEC 2020 karşılaştırma test fonksiyonlarına uygulandığında geliştirilen hibrit algoritmanın başarılı olduğu görülmüştür.

Çalışmanın bir sonraki aşamasında, geliştirilen dFDB-KOA yöntemi 18 farklı durum için rüzgar enerjisi entegreli stokastik EED problemine başarıyla uygulanmıştır. Geliştirilen dFDB-KOA yönteminin etkisini doğrulamak için dFDB-KOA sonuçları literatürdeki başarılı SOS, DE, BWO, RSA, NMPA, SOGWO, FBI ve AO MHS algoritmalarıyla karşılaştırılmıştır.

Bu çalışmada, önerilen algoritmanın performansını göstermek amacıyla son zamanlarda güncellenen ve sıklıkla tercih edilen 9 MHS algoritması incelenmiştir. Deneysel çalışmalardan elde edilen verilerin analizinde parametrik olmayan iki istatistiksel test yöntemi olan Wilcoxon ve Friedman test analizleri kullanılmıştır. Analiz sonuçları, bu çalışmada geliştirilen dFDB-KOA algoritmasının, hem istatistiksel karşılaştırma paketinde hem de ekonomik çevresel güç dağıtım optimizasyon probleminde rakiplerine göre etkili bir MHS algoritması olduğunu göstermiştir.

Algoritmalarından elde edilen sonuçlar istatistiksel analiz yöntemleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Buna göre geliştirilen hibrit dFDB-KOA yönteminin stokastik rüzgar enerjisi entegreli konveks olmayan, yüksek boyutlu, doğrusal olmayan stokastik EED probleminin çözümünde daha etkili sonuçlar sağladığı açıkça görülmüştür. Deneysel çalışmalardan elde edilen sonuçların değerlendirilmesi amacıyla istatistiksel analiz yöntemlerinden yararlanılmıştır. Bunların sonuçları, önerilen algoritmanın rakiplerine göre üstün bir performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Geliştirilen yöntem, uygulamada daha basit, anlaşılabilir ve optimal maliyetli olduğundan yarar sağlayan etkili bir yöntemdir. Gerçek zamanlı güç sistemi modellerinde geliştirilen yöntemin kullanılmasıyla çözümlerin doğruluğunu iyileştirilebilir. Bununla birlikte daha

fazla modelde test edilerek çözümlerin etkinliği artırılabilir. İleriki dönemlerde farklı öğrenme algoritmaları ve diğer hibrit öğrenimi yöntemlerinin kullanılması önerilmektedir.

Doğrusal ve dışbükey olmayan ve yüksek boyutlu kısıtlı bir optimizasyon problemi olan stokastik ekonomik çevresel güç dağıtımı problemine ait farklı amaç fonksiyonlarının çözümleri KOA ve geliştirilen dFDB-KOA varyantları ve diğer sezgisel yöntemler kullanılarak gerçekleştirildi.

dFDB-KOA algoritmasının performansı hem karşılaştırma problemlerinde hem de kısıtlı mühendislik problemlerinde doğrulanmıştır. Dolayısıyla önerilen yöntemin güçlü bir algoritma olduğu ve araştırmacılar tarafından farklı mühendislik problemlerinde kullanılabileceği öngörülmektedir.

Tez çalışması kapsamındaki bu etkili deneysel sonuçlara dayanarak, geliştirilen hibrit dFDB-KOA yöntemi, gerçekteki farklı birleşik yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanıldığı daha büyük güç sistemlerinde EED'yi ve çeşitli güç sistemi problemlerini çözmek için kullanılabilir. Özetle, kapsamlı deneysel çalışma sonucunda geliştirilen dFDB-KOA algoritması, kısıtlı veya kısıtsız optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılabilecek etkili MHS yöntemlerinden biri olarak literatüre sunulmuştur.

KAYNAKLAR

1. Wang, J., Hu, J. and Ma, K. (2016). Wind speed probability distribution estimation and wind energy assessment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60, 881–899.
2. Zhang, J., Wei, Y., Tan, Z., Wang, K. and Tian, W. (2017). A hybrid method for short-term wind speed forecasting. *Sustainability*, 9, 596.
3. Shu, Z.R., Li, Q.S. and Chan, P.W. (2015). Investigation of offshore wind energy potential in Hong Kong based on weibull distribution function. *Applied Energy*, 156, 362–373.
4. Pishgar-Komleh, S.H., Keyhani, A. and Sefeedpari, P. (2015). Wind speed and power density analysis based on weibull and rayleigh distributions (a case study: Firouzkooch county of Iran). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 42, 313–322.
5. Masseran, N., Razali, A.M. (2016). Modeling the wind direction behaviors during the monsoon seasons in peninsular Malaysia. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 1419–1430.
6. Manwell, J.F., Mccowan, J.G. and Rogers, A.L. (2010). *Wind Energy Explained: Theory, Design and Application, Second Edition*. New York, NY, USA, John Wiley & Sons.
7. Goyal, P.K., Datta, T.K. (2013). Effect of wind directionality on the vulnerability of rural houses due to cyclonic wind. *Natural Hazards Review*, 14, 258–267.
8. Shahirinia, A.H., Soofi, E.S. (2016). Probability distributions of outputs of stochastic economic dispatch. *Electrical Power and Energy Systems*, 81, 308–316.
9. Osorio, G.J., Lujano-Rojas, J.M. (2015). A probabilistic approach to solve the economic dispatch problem with intermittent renewable energy sources. *Energy*, 82, 949–959.
10. Hu, Z., Xu, Y. (2020). Uncertainty Quantification in Stochastic Economic Dispatch using Gaussian Process Emulation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20, 978–998.
11. Robert, T.F., Harry, C.S. (2006). Stochastic Evolutionary Multiobjective Environmental/Economic Dispatch. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 9(06), 7803–9487.
12. Albadi, M.H., El-Saadany, E.F. (2011). Comparative study on impacts of wind profiles on thermal units scheduling costs. *IET Renewable Power Generation*, 5(1), 26–35.
13. Hodge, B.M., Milligan, M. (2011). Wind power forecasting error distributions over multiple timescales. *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 8(1), 1–8.
14. Pal, B. C., Jabr, R. A. (2009). Intermittent wind generation in optimal power flow dispatching. *IET Generation Transmission & Distribution*, 3(1), 66–74.

15. Keshmiri, S.N., Gao, W. (2010). Multi-Objective Stochastic Economic Dispatch. *IEEE North American Power Symposium*, 6(1), 43-54.
16. Liu, X. (2010). Economic Load Dispatch Constrained by Wind Power Availability: A Wait-and-See Approach. *IEEE Transactions On Smart Grid.*, 1(3), 347-356.
17. Pappala, V.S., Erlich, I. (2009). A stochastic model for the optimal operation of a wind-thermal power system. *IEEE Transactions on Power Systems*, 24(2), 940–950.
18. Wang, J., Shahidehpour, M. and Li, Z. (2009). Security-constrained unit commitment with volatile wind power generation. *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, 1-8.
19. Zhang, Z.S., Sun, Y.Z. (2013). A Versatile Probability Distribution Model for Wind Power Forecast Errors and Its Application in Economic Dispatch. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3), 3114-3125.
20. Huang, S., Sun, Y. and Wu, Q. (2018). Stochastic Economic Dispatch with Wind using Versatile Probability Distribution and L-BFGS-B Based Dual Decomposition. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(6), 6254 -6263.
21. Elshaded, M.A., Elmarsfawy, H.H and Eldain, H.M. (2011). IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies. *A new economic dispatch constrained by correlated Weibull Probability distribution model for wind power*, 1-6.
22. Arriagada, E., López, E.A. (2013). IEEE Grenoble Conference. *Stochastic Economic Dispatch Model with Renewable Energies Considering Demand and Generation Uncertainties*, 2-8.
23. Elshaded, M.A., Elmarsfawy, H.H. and Eldain, H.M. (2011). Dynamic Economic Dispatch Constrained by Wind Power Weibull Distribution: A Here-and-Now Strategy. *World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Energy and Power Engineering*, 5(8), 947-952.
24. Kim, C., Gui, Y., Chung, C.C. and Kang, Y.C. (2013). IEEE Power & Energy Society General Meeting. *Model Predictive Control in Dynamic Economic Dispatch using Weibull Distribution*, 1-5.
25. Hetzer, J., Yu, D.C. and Bhattarai, K. (2008). An Economic Dispatch Model Incorporating Wind Power. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 23(2), 603-611.
26. Berahmandpour, H., Kuhsari, S. M. and Rastegar, H. (2021). 29th Iranian Conference on Electrical Engineering. *Probabilistic Dynamic Economic Dispatch in Presence of Wind Farms*, 5(21), 449-453.
27. Wang, Z., Shen, C. (2017). Chance-Constrained Economic Dispatch With Non-Gaussian Correlated Wind Power Uncertainty. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(6), 4880-4893.
28. Safta, C., Chen, R.Y.L., Najm, A.P. and Watson, J.P. (2017). Efficient Uncertainty Quantification in Stochastic Economic Dispatch. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(4), 2535-2546.

29. Huang, D., Xie, L. and Wu, Z. (2017). Dynamic Economic Dispatch for Microgrid Based on the Chance-Constrained Programming. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 12(3), 1064-1072.
30. Li, J., Ou, N. and Lin, G. (2019). Compressive Sensing Based Stochastic Economic Dispatch With High Penetration Renewables. *IEEE Transactions on Power Systems*, 34(2), 1438-1449.
31. Nosair, H. and Bouffard, F. (2017). Economic Dispatch Under Uncertainty: The Probabilistic Envelopes Approach. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(3), 1701-1710.
32. Lujano-Rojas, J.M., Osório, G.J. and Catalão, J.P.S. (2016). New probabilistic method for solving economic dispatch and unit commitment problems incorporating uncertainty due to renewable energy integration. *Electrical Power and Energy System*, 78, 61–71.
33. Güvenç, U. ve Kaymaz, E. (2019). Economic Dispatch Integrated Wind Power Using Coyote Optimization Algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, 9, 179-183.
34. Ozkaya, B., Guvenç, U. ve Bingöl, O. (2022). Fitness Distance Balance Based LSHADE Algorithm for Energy Hub Economic Dispatch Problem. *IEEE Access*, 10, 66770-66796.
35. Duman, S., Güvenç, U. ve Yörükeren, N. (2010). Gravitational Search Algorithm for Economic Dispatch with Valve-Point Effects. *International Review of Electrical Engineering*, 5(6), 2890-2895.
36. Han, L., Romero, C.E. and Yao, Z. (2015). Economic dispatch optimization algorithm based on particle diffusion. *Energy Conversion and Management*, 105, 1251–1260.
37. Peng, C., Sun, H., Guo, J. and Liu, G. (2012). Dynamic economic dispatch for wind-thermal power system using a novel bi-population chaotic differential evolution algorithm. *Electrical Power and Energy Systems*, 42, 119–126.
38. Jadhav, H.T. and Roy, R. (2013). Gbest guided artificial bee colony algorithm for environmental/economic dispatch considering wind power. *Expert Systems with Applications*, 40, 6385–6399.
39. Velamuri, S., Sreejith, S. and Ponnambalam, P. (2016). Static economic dispatch incorporating windfarm using Flower pollination algorithm. *Perspectives in Science*, 8, 260-262.
40. Karakonstantis, I. and Vlachos, A. (2015). Ant Colony Optimization for Continuous Domains applied to Emission and Economic Dispatch Problems. *Journal of Information and Optimization Sciences*, 36(1-2), 23-42.
41. Jadhav, H.T. and Sharma, U. (2012). IEEE International Conference on Power and Energy. *Brain Storm Optimization Algorithm Based Economic Dispatch Considering Wind Power*, 1, 588-593.

42. Cheng, W. and Zhang, H. (2015). A Dynamic Economic Dispatch Model Incorporating Wind Power Based on Chance Constrained Programming. *Energies*, 8, 233-256.
43. Khosa, F.K., Zia, M.F. and Bhatti, A.A. (2015). Genetic Algorithm Based Optimization of Economic Load Dispatch Constrained by Stochastic Wind Power. *International Conference on Open Source Systems and Technologies*, 15, 36-40.
44. Qu, B.Y. and Zhu, Y.S. (2018). A survey on multi-objective evolutionary algorithms for the solution of the environmental/economic dispatch problems. *Swarm and Evolutionary Computation*, 38, 1–11.
45. Ghasemi, A., and Gheydi, M. (2016). Modeling of Wind/Environment/Economic Dispatch in power system and solving via an online learning meta-heuristic method. *Applied Soft Computing*, 43, 454–468.
46. Basset, M.A. and Mohamed, R. (2023). Kepler optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm inspired by Kepler's laws of planetary motion. *Knowledge-Based Systems*, 268(110454), 1-31.
47. Kahraman, T.H., Aras, S. ve Gedikli, E. (2020). Fitness-distance balance (FDB): A new selection method for meta-heuristic search algorithms. *Knowledge-Based Systems*, 190(105169), 1-27.
48. Liang, J.J. and You, C.T. (2019). Computational Intelligence Laboratory, Zhengzhou University. *Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2020 Special Session and Competition on Single Objective Bound Constrained Numerical Optimization*, 2019.
49. Ramachandra, T.V. and Shruthi, B.V. (2005). Wind energy potential mapping in Karnataka, India, using GIS. *Energy Conversion and Management*, 46(9–10), 1561–1578.
50. Dokur, E. ve Kurban, M. (2015). Wind Speed Potential Analysis Based on Weibull Distribution. *Balkan Journal of Electrical and Computer Engineering*, 3(4), 231-235.
51. Morgan, E. C., Lackner, M., Vogel, R.M. and Baise, L.G. (2011) Probability distributions for offshore wind speeds. *Energy Conversion and Management*, 52(1), 15-26.
52. Ramírez and Carta, J.A. (2005). Influence of the data sampling interval in the estimation of the parameters of the Weibull wind speed probability density distribution: A case study. *Energy Conversion and Management*, 46(15–16), 2419-2438.
53. Vela, S. (2009). A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis. *Case studies in the Canary Islands*, 13, 933-955.
54. Jaramillo, O.A.Á. and Borja, M.A. (2004). Wind speed analysis in La Ventosa, Mexico: a bimodal probability distribution case. *Renewable Energy*, 29(10), 1613-1630.

55. Serban, A., Paraschiv, L.S. and Paraschiv, S. (2020). Assessment of wind energy potential based on Weibull and Rayleigh distribution models. *Energy Reports*, 6(April), 250-267.
56. Wais, P. (2017). A review of Weibull functions in wind sector. *Renewable Sustainable Energy Reviews*, 70(February), 1099-1107.
57. Ali, M., Mridul, M.K. and Al Mahbub, A. (2020). 11th International Conference on Electrical and Computer Engineering ICECE 2020. *Comparative wind power assessment by weibull distribution function in Faridpur*, 13-16.
58. Lun, I.Y.F. and Lam, J.C. (2000). A study of Weibull parameters using long-term wind observations. *Renew. Energy*, 20(2), 145-153.
59. Dorvlo, A.S.S. (2002). Estimating wind speed distribution. *Energy Conversion and Management*, 43(17), 2311-2318.
60. Pishgar-Komleh, S.H., Keyhani, A. and Sefeedpari, P. (2015). Wind speed and power density analysis based on weibull and rayleigh distributions (a case study: Firouzkooch county of Iran). *Renewable Sustainable Energy Reviews*, 42, 313-322.
61. Shahirinia, A.H., Soofi, E.S. and Yu, D.C. (2016). Probability distributions of outputs of stochastic economic dispatch. *Electrical Power and Energy Systems*, 81, 308-316.
62. Osorio, G.J., Lujano-Rojas, J.M., Matias, J.C.O. and Catalao, J.P.S. (2015). A probabilistic approach to solve the economic dispatch problem with intermittent renewable energy sources. *Energy*, 82, 949-959.
63. Hlalele, T.G., Naidoo, R.M., Zhang, J. and Bansal, R.C. (2020). Dynamic Economic Dispatch With Maximal Renewable Penetration Under Renewable Obligation. *IEEE Access*, 8, 38794-38808.
64. Keshmiri S.N. and Gao, W. (2010). IEEE, North American Power Symposium 2010. *Multi-Objective Stochastic Economic Dispatch*, 6-16.
65. Hetzer, J., Yu, D.C. and Bhattarai, K. (2008). An Economic Dispatch Model Incorporating Wind Power. *IEEE Transactions On Energy Conversion*, 23(2), 603-611.
66. Albani, A. and Ibrahim, M.Z. (2014). Statistical Analysis of Wind Power Density Based on the Weibull and Rayleigh Models of Selected Site in Malaysia. *Pakistan Journal of Statistics and Operation Research*, 9(4), 393-406.
67. Kaymaz, E., Duman, S. ve Güvenç, U. (2021). Optimal power flow solution with stochastic wind power using the Le'vy coyote optimization algorithm. *Neural Computing and Applications*, 33, 6775-6804.
68. Morshed, M.J. and Asgharpour, A.A. (2014). Hybrid imperialist competitive-sequential quadratic programming (HIC-SQP) algorithm for solving economic load dispatch with incorporating stochastic wind power: a comparative study on heuristic optimization techniques. *Energy Conversion and Management (Elsevier)*, 84, 30-40.

69. Biswas, P. (2019). EAs for solving power system optimization problems. *Nanyang Technological University Singapore*.
70. Guvenç, U., Duman, S. ve Kahraman, H.T. (2021). Fitness–Distance Balance based adaptive guided differential evolution algorithm for security-constrained optimal power flow problem incorporating renewable energy sources. *Applied Soft Computing Journal*, 108(107421), 1-35.
71. Alsac, O. (2007). Stott B Optimal load flow with steady-state security. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 93(3), 745-751.
72. Zimmerman, R.D., Murillo-Sanchez, C.E. and Thomas, R.J. *Matpower*, <https://www.pserc.cornell.edu/matpower/>.



Gazili olmak ayrıcalıktır