



T.C.
KIRŞEHİR AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI



GÜÇ SİSTEMLERİNDE META SEZGİSEL YÖNTEMLERLE YÜK AKIŞ ANALİZİ VE OPTİMİZASYONU

Abdulkadir ÖZDOĞAN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KIRŞEHİR

2026



T.C.
KIRŞEHİR AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI



GÜÇ SİSTEMLERİNDE META SEZGİSEL YÖNTEMLERLE YÜK AKIŞ ANALİZİ VE OPTİMİZASYONU

Abdulkadir ÖZDOĞAN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN

Dr. Öğr. Üyesi Salih ERMİŞ

II. DANIŞMAN

Dr. Öğr. Üyesi Oğuz TAŞDEMİR

KIRŞEHİR

2026

KIRŐEHİR AHİ EVRAN ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZ ÇALIŐMASI

ETİK BEYANI

Kırőehir Ahi Evran Üniversitesi Bilimsel Araőtırma ve Yayın Etięi Yönergesini okuduęumu ve anladıęımı ve Kırőehir Ahi Evran Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladıęım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduęum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettięimi,
- Tüm bilgi, belge, deęerlendirme ve sonuçları bilimsel etik kurallarına uygun olarak sunduęumu,
- Tez çalışmasında yararlandıęım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdięimi,
- Kullanılan verilerde ve ortaya çıkan sonuçlarda herhangi bir deęişiklik yapmadıęımı,
- Tez olarak sunduęum bu çalışmanın özğün olduęunu,

bildirir, aksi bir durumda bu konuda hakkımda yapılacak tüm yasal işlemleri ve aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarımı kabullendięimi beyan ederim.

17/02/2026

Abdulkadir ÖZDOĞAN

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

	Sayfa No
İÇİNDEKİLER DİZİNİ	I
TEŞEKKÜR	III
ÖZET	IV
ABSTRACT	V
TABLolar DİZİNİ	VI
ŞEKİLLER DİZİNİ	VII
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	VIII
1. GİRİŞ	1
1.1. Amaç ve Çalışmanın Kapsamı	2
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR	5
2.1. Literatür Taraması	5
3. MATERYAL VE METOT	15
3.1. Güç Sistemlerinde Yük Akışı Giriş.....	15
3.1.1. Newton-Raphson güç akış yöntemi	17
3.1.2. Gauss-Seidel güç akış yöntemi	19
3.1.3. Fast-Decoupled (Hızlı Ayrıştırma) güç akış yöntemi	21
3.2. Yük Akış Analitik Tanımı ve Çözüm Metotları	22
3.3. Meta Sezgisel Yöntemler	25
3.4. Optimal Yük Akış Probleminin Tanımı ve Formülasyonu	26
3.5. Optimal Yük Akış Probleminin Matematiksel Tanımı	27
3.5.1. Yakıt maliyetinin minimizasyonu	28
3.5.2. Aktif güç kaybı minimizasyonu.....	29
3.5.3. Gerilim sapması minimizasyonu	30
3.5.4. Eşitlik kısıtlamaları	30
3.5.5. Eşitsizlik kısıtlamaları	31
3.6. Genetik Algoritma (GA).....	33
3.6.1. Genel yapısı	33
3.6.2. Uygunluk fonksiyonunun oluşturulması	35
3.6.3. Başlangıç popülasyonunun oluşturulması	36
3.6.5. Genetik algoritma operatörleri.....	37
3.6.6. Genetik algoritmanın sonlandırılması	38
3.7. Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO).....	40

3.7.1. Parçacık sürü optimizasyonu formülasyonu.....	41
3.8. Yapay Arı Kolonisi Algoritması (YAK)	44
3.9. Optimizasyon Algoritması.....	49
3.9.1. Balçık küfü algoritması (BKA)	49
3.9.2. Balçık küfü algoritmasının matematiksel modeli	51
3.9.2.1. Yiyeceklere yaklaşma.....	51
3.9.2.2. Yiyecekleri sarma.....	52
3.9.2.3. Salmım.....	53
4. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	57
4.1. IEEE 30 Bara Sistemi.....	57
4.2. Simülasyon Analizi	60
4.2.1. Senaryo 1 temel yakıt maliyetinin en aza indirilmesi	61
4.2.2. Senaryo 2 güç kaybının en aza indirilmesi.....	64
4.2.3. Senaryo 3 gerilim sapmasının en aza indirilmesi	66
4.2.4. Senaryo 4 yakıt maliyetinin ve aktif güç kayıplarının en aza indirilmesi.....	68
4.2.5. Senaryo 5 yakıt maliyetinin ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi.....	69
4.2.6. Senaryo 6 maliyet, kayıplar ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi.....	70
4.3. Tüm Senaryoların Karşılaştırılması	71
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	75
KAYNAKLAR	77
EKLER	89
EK-1 Makale.....	89
ÖZGEÇMİŞ	91

TEŞEKKÜR

Yüksek Lisans eğitimine başlamamda ve ders süreci boyunca kendisini tanıdığım ilk günden itibaren gösterdiği sabır, sabırlı ve örnek tutumuyla bana her zaman yol göstermenin yanı sıra bilgi ve deneyimleriyle bir bilim insanının nasıl çalışması gerektiğini kendisinden öğrenme fırsatı bulduğum değerli danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Salih ERMİŞ'e büyük bir içtenlikle teşekkür ederim. Tez çalışmamın her sürecinde yönlendirici katkıları, yapıcı eleştirileri ve akademik desteği, bu çalışmanın nihai niteliğini doğrudan etkilemiştir.

Hayatımın her döneminde sevgileri, sabırları ve koşulsuz destekleriyle her zaman yanımda olan kıymetli aileme, varlığıyla bana güç veren sevgili eşime ve çocuklarıma en derin teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca tez yazım sürecinde her ihtiyaç duyduğumda her zaman destek olan, katkılarını esirgemeyen değerli hocalarım ikinci danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Oğuz TAŞDEMİR ve Prof. Dr. Cihan KÜRKCÜ'ye sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.

Şubat, 2026

Abdulkadir ÖZDOĞAN

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

GÜÇ SİSTEMLERİNDE META SEZGİSEL YÖNTEMLERLE YÜK AKIŞ ANALİZİ VE OPTİMİZASYONU

Abdulkadir ÖZDOĞAN

KIRŞEHİR AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Salih ERMİŞ
Yıl: 2026, Sayfa: IX - 91

Jüri: Dr. Öğr. Üyesi Salih ERMİŞ
Prof. Dr. Mehmet Fatih İŞİK
Prof. Dr. Cihan KÜRKCÜ
Doç. Dr. Çağatay YAMÇIÇIER

İkinci Danışman Dr. Öğr. Üyesi Oğuz TAŞDEMİR

Elektrik enerjisi, günümüz modern toplumların sürdürülebilirliği açısından en sık kullanılan temel enerji kaynakların başında gelmektedir. Bu nedenle ekonomik ve teknolojik gelişimin temel unsurlarından biri olup, güç sistemlerinin güvenilir, verimli ve sürdürülebilir şekilde işletilmesini zorunlu kılmaktadır. Mevcut enerji kaynakların sınırlı olması ile buna karşılık gelen artan enerji talebi, sınırlı kaynaklar ve karmaşık şebeke yapıları, güç sistemlerinde yük akışı ve optimal güç akışı (OGA) problemlerinin etkin biçimde çözülmesinin gerekliliğini zorunlu hâle getirmiştir. Küresel ekonomik büyüme ile güç sistemlerinin karmaşıklığının artması, gerilim problemlerini beraberinde getirmekte ve enerji sistemlerinin etkin kontrolünü zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, güç sistemlerinde optimal güç akışı (OGA) çalışmaları bu alanda ele alınması gereken temel araştırma konularından biri olarak öne çıkmaktadır. Geleneksel çözüm yöntemleri, doğrusal olmayan ve çok amaçlı yapıdaki bu problemlerde yakınsama ve hesaplama yükü açısından yetersiz kalabilmektedir. Bu tez çalışmasında, güç sistemlerinde optimal güç akışı probleminin çözümü için doğadan ilham alan meta sezgisel bir yöntem olan Balçık Küfü Algoritması (BKA) kullanılmıştır. Yakıt maliyeti, aktif güç kaybı ve gerilim sapsmasının minimizasyonunu içeren üç tek amaçlı ve bu amaçların kombinasyonlarından oluşan üç çok amaçlı optimizasyon problemi, IEEE 30 baralı test güç sistemi üzerinde incelenmiştir. Elde edilen benzetim sonuçları, Balçık Küfü Algoritması'nın hem tekli hem de çoklu amaçlı OGA problemlerinde kararlı, hızlı yakınsayan ve etkili çözümler sunduğunu göstermektedir. Algoritmanın, güç kayıplarının azaltılması, gerilim profilinin iyileştirilmesi ve işletme maliyetlerinin düşürülmesi açısından literatürdeki diğer yöntemlere kıyasla etkili bir performans sergilediği gözlemlenmiştir. Bu yönüyle çalışma, meta sezgisel optimizasyon tekniklerinin güç sistemleri analizinde uygulanabilirliğini ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: Modern güç sistemleri, Optimal güç akışı, Balçık küfü algoritması (BKA), Aktif ve reaktif güç, Gerilim sapsması, IEEE 30 bara.

ABSTRACT

MASTER'S THESIS

LOAD FLOW ANALYSIS AND OPTIMIZATION IN POWER SYSTEMS USING METAHEURISTIC METHODS

Abdulkadir ÖZDOĞAN

KIRŞEHİR AHİ EVRAN UNIVERSITY
INSTITUTE OF SCIENCE
DEPARTMENT OF ELECTRICAL-ELECTRONICS ENGINEERING

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Salih ERMİŞ
Year: 2026, Pages: IX - 91

Juries: Assist. Prof. Dr. Salih ERMİŞ
Prof. Dr. Mehmet Fatih İŞİK
Prof. Dr. Cihan KÜRKCÜ
Assoc. Prof. Dr. Çağatay YAMÇIÇIER

Co-Supervisor Assist. Prof. Dr. Oğuz TAŞDEMİR

Electrical energy is one of the most frequently used primary energy sources for the sustainability of today's modern societies. Consequently, it is a fundamental element of economic and technological development, necessitating the reliable, efficient, and sustainable operation of power systems. The combination of limited energy resources and increasing demand, alongside complex grid structures, has made the effective solution of load flow and Optimal Power Flow (OPF) problems mandatory. As global economic growth increases, the complexity of power systems also grows, leading to voltage stability issues that require effective control of energy systems. In this context, OPF studies stand out as a primary research topic in the field. Traditional solution methods often fall short in terms of convergence and computational burden when dealing with these non-linear and multi-objective problems. In this thesis, the Slime Mould Algorithm (SMA), a nature-inspired metaheuristic method, is utilized to solve the optimal power flow problem in power systems. Three single-objective optimization problems, including the minimization of fuel cost, active power loss, and voltage deviation, and three multi-objective optimization problems that combine these objectives, were examined on the IEEE 30-bus test power system. The simulation results demonstrate that the Slime Mould Algorithm provides stable, fast-converging, and effective solutions for both single-objective and multi-objective OPF problems. It was observed that the algorithm exhibits superior performance compared to other methods in the literature regarding the reduction of power losses, improvement of voltage profiles, and lowering of operating costs. In this respect, the study highlights the applicability of metaheuristic optimization techniques in power system analysis.

Key Words: Modern power systems, Optimal power flow, Slime mould algorithm (SMA), Active and reactive power, Voltage deviation, IEEE 30-Bus.

TABLolar DİZİNİ

	Sayfa No
Tablo 3.1. Baraların türlerine göre bilinen ve hesaplanan değişkenleri	24
Tablo 3.2. Generatör maliyet katsayıları.....	29
Tablo 4.1. IEEE 30-bara sisteminin bara yükü ve besleme verileri	58
Tablo 4.2. IEEE 30-bara sisteminin reaktif güç sınırı	58
Tablo 4.3. IEEE 30-bara sisteminin hat parametreleri.....	59
Tablo 4.4. Test sistemlerindeki çalışma koşulları	60
Tablo 4.5. BKA algoritmaları için OGA test sonuçları (IEEE 30 bara sistemi)	61
Tablo 4.6. Senaryo 1 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması	63
Tablo 4.7. Senaryo 2 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması	65
Tablo 4.8. Senaryo 3 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması	67
Tablo 4.9. Senaryo 4 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması	69
Tablo 4.10. Senaryo 5 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması	70
Tablo 4.11. Tüm senaryolarda generatörlerin üretim değerleri.....	72
Tablo 4.12. Tüm senaryolarda performans ölçütlerinin analiz istatistikleri	73

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa No
Şekil 3.3. Parçacık sürü optimizasyonu (PSO) akış şeması	44
Şekil 3.5. Balçık küfü algoritması (BKA) akış şeması	55
Şekil 4.1. IEEE 30 baralı güç sisteminin tek hat şeması	57
Şekil 4.2. İterasyon sayısına bağlı yakıt maliyet değişim grafiği	62
Şekil 4.3. Senaryolara göre yakıt maliyet değerleri grafiği	63
Şekil 4.4. İterasyona bağlı aktif güç kaybı değişim grafiği	64
Şekil 4.5. Senaryolara göre aktif güç kaybı değerleri grafiği	65
Şekil 4.6. İterasyon sayısına bağlı gerilim sapması grafiği	66
Şekil 4.7. Senaryolara göre gerilim sapması değerlerinin karşılaştırması.....	67
Şekil 4.8. İterasyon sayısına göre yakıt maliyeti ve aktif güç kaybının değişim grafiği	68
Şekil 4.9. İterasyon sayısına göre yakıt maliyeti ve gerilim sapması değişim grafiği	70
Şekil 4.10. İterasyon sayısına göre maliyet, kayıp ve gerilim sapması değişim grafiği	71
Şekil 4.11. Tüm senaryolarda toplam generatör üretim grafiği	72
Şekil 4.12. Tüm senaryolarda bara gerilim değeri grafiği	73

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler	Açıklama
P	: Aktif Güç (MW)
$P-V$: Aktif Güç-Gerilim Genlik Değeri
V	: Bara Gerilimi (p.u.)
$p.u.$: Birim Değer (Per Unit)
δ_i	: Faz Açısı
S	: Görünür Güç (MVA)
$\cos \varphi$: Güç Faktörü Açısı
L	: Hattın Kararlılık İndisi
Q	: Reaktif Güç (MVA _r)
$Q-V$: Reaktif Güç- Gerilim Genlik Değeri
$\$/sa$: Saat Başına Maliyet (Amerikan Doları)

Kısaltmalar	Açıklama
AC	: Alternatif Akım
BKA	: Balçık Küfü Algoritması
BBO	: Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon Algoritması
CEO	: Kültürel Evrimsel Optimizasyon Algoritması
COA	: Coati (Burunlu Rakun) Optimizasyon Algoritması
GOA	: Çekirge Optimizasyon Algoritması
FPA	: Çiçek Tozlaşma Algoritması
DE	: Diferansiyel Evrim Algoritması
NT	: Düğüm Dönüşümü Transformator Numarası
FACTS	: Esnek Alternatif Akım İletim Sistemleri
IEEE	: Elektrik Elektronik Mühendisleri Standartlar Enstitüsü
FDLF	: Fast Decoupled Load Flow (Hızlı Ayrıştırma)
GS	: Gauss Seidel
EGA	: Geliştirilmiş Genetik Algoritma

NG	:	Generatör Numarası
GA	:	Genetik Algoritma
MFO	:	Güve–Alev Optimizasyon Algoritması
GWO	:	Gri Kurt Optimizasyon Algoritması
BHBO	:	İkili Hibrit Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon Algoritması
MSO	:	Manyetik Arama Optimizasyon Algoritması
NR	:	Newton Raphson
OGA	:	Optimal Güç Akışı
TLBO	:	Öğretme Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması
PSO	:	Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması
NC	:	Paralel Reaktif Güç Kompansatör Numarası
SSO	:	Savaş Stratejisi Optimizasyonu
SVC	:	Statik Var Kompansatör
SA	:	Simüle Tavlama
TS	:	Tabu Arama
TCO	:	Tazmanya Canavarı Optimizasyonu
TCPS	:	Tristör Kontrollü Faz Kaydırıcı
TCSC	:	Tristör Kontrollü Seri Kapasitör
AGA	:	Uyarlamalı Genetik Algoritma
YAK	:	Yapay Arı Kolonisi Algoritması
YSA	:	Yapay Sinir Ağı
YAA	:	Yerçekimi Arama Algoritması

1. GİRİŞ

Elektrik enerjisi günümüzde hızla gelişen dünya ekonomisinde en çok kullanılan enerji kaynaklarının başında gelmektedir. Sanayileşmenin artması, nüfus yoğunluğunun yükselmesi ve teknolojik gelişmelerle birlikte elektrik enerjisine olan talebi sürekli olarak artırmaktadır. Bundan dolayı enerjinin en uygun maliyetle üretilmesi, güvenli bir şekilde iletilmesi ve verimli biçimde tüketilmesi konuları öncelikli hale gelmiştir. Öte yandan günümüzde enerji kaynaklarımızın kısıtlılığı ve çevresel kısıtların giderek önem kazanması, güç sistemlerinin daha etkin ve optimize edilmiş bir yapıda işletilmesini zorunlu kılmaktadır. Aynı zamanda artan değişken arz, talep ve çevresel etmenlerden dolayı dünya genelinde güç sistem analizi ve optimizasyonunda meta sezgisel yöntemlere olan ihtiyaç giderek artmaktadır (Nassef ve ark., 2023).

Bu gereksinim doğrultusunda, güç sistemlerinde yük akış analizi yöntemleri sistemin kararlı, güvenilir ve verimli bir şekilde işletilebilmesi için temel bir analiz aracı olarak kabul edilmektedir. Yük akışı problemlerinin çözümüne yönelik ilk çalışmalar, 1960 ve 1970'li yıllarda geliştirilen klasik yük akış analiz yöntemleri Newton-Raphson, Gauss-Seidel ve Fast-Decoupled (Hızlı Ayrıştırma) gibi klasik analitik yöntemler aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. Yapılan bu yöntemler, uzun yıllar boyunca güç sistemlerinin işletme ve planlama süreçlerinde yaygın olarak kullanılmıştır. Ancak sistemlerin boyutlarının büyümesi, doğrusal olmayan yapıların karmaşıklaşması ve çok sayıda kısıtın eş zamanlı olarak dikkate alınması gerekliliği, klasik yöntemlerin bazı durumlarda yetersiz kalmasına neden olmuştur. Bu nedenle, 1980'li yıllardan itibaren optimizasyon tekniklerindeki gelişmelerle birlikte meta sezgisel hesaplama yöntemleri ilk kez güç sistemleri alanında uygulanmaya başlandı. Daha sonra dönemsel olarak geliştirilen yeni meta sezgisel yöntemler ve gelişim süreçleri akıllı şebekeler ile entegre edilmiştir (Risi ve ark., 2022).

Günümüzde modern elektrik güç sistemleri; üretim, iletim, dağıtım, depolama ve bakım süreçlerini kapsayan, birbirleriyle etkileşim halinde çalışan çok sayıda bileşenden oluşmaktadır. Bu karmaşık yapının etkin bir biçimde işletilebilmesi için tüm parçaların uyum içinde etkin çalışması gerekmektedir. Elektrik endüstrisinin, özellikle iletim hattı teknolojisi gibi alanlarda, üretim, iletim, dağıtım, depolama ve bakım süreçlerini sürekli olarak geliştirmesi büyük önem taşımaktadır. Bu güncellemeler, aşırı hava koşullarına ve olağanüstü doğal afetlere karşı dayanıklı hale getirilmesi, elektrik şebekelerinin güvenli işletimi açısından kritik bir rol oynamaktadır. Altyapının

dayanıklılığını artırmak ve elektrik şebekelerinin güvenilirliğini sağlayarak olası kesintilere karşı direncini güçlendirmek için bu yenilikçi adımlar atılmalıdır. Dolayısıyla, elektrik güç sisteminin güvenliği ve sürdürülebilirliği için sürekli iyileştirmeler yapmak, endüstri için hayati bir öneme sahiptir (Wang ve ark., 2017).

Bununla birlikte, gelişen dünya ekonomisi ve modern güç sistemlerinin sürekli büyümesi, enerji sistemlerinde gerilim kararsızlığı sorunlarını daha belirgin hale getirmiştir. Bu nedenle, enerji sistemlerinin tasarımı, yönetimi, planlanması ve gerektiğinde etkin biçimde denetim altında tutulması, gerilim kararlılığı açısından son derece önemlidir. Elektrik enerjisine olan talep, sürekli değişen yük koşullarıyla birlikte giderek artmaktadır. Bu artışa yanıt olarak, enerji arzının üretici ve tüketici açısından ekonomik, verimli, yüksek kaliteli ve özellikle kararlı olması, enerji arzının güvenliğini ve sürekliliğini zorunlu kılmaktadır (Naderi ve ark., 2021).

Artan elektrik enerjisi ihtiyacı, üretilen enerjinin tüketim noktalarına olan uzaklıkları nedeniyle uzun iletim hatlarıyla taşınmasını gerektirmektedir. Ancak bu durum, iletim hat kayıplarını ve özellikle gerilim kararlılığı gibi bazı zorluklar ve sorunları beraberinde getirmektedir. Uzun mesafelerde enerji iletimi esnasında iletim hatları boyunca ortaya çıkan kayıpların ve buna bağlı problemlerin en aza indirilmesi için meta sezgisel yöntemler etkili bir çözüm yaklaşımı ortaya koymaktadır. Bu bağlamda, enerji sistemlerinin gelecekteki gelişimi ve güvenilirliği için bu sorunların çözümüne yönelik araştırmaların devam etmesi oldukça büyük önem arz etmektedir (Van Cutsem ve Vournas, 2007).

1.1. Amaç ve Çalışmanın Kapsamı

Bu tez çalışmasının temel amacı, güç sistemlerinde Optimal Güç Akışı (OGA) problemlerinde meta sezgisel yöntemler kullanarak yük akışı analizi ve optimizasyonunun etkinliğini kapsamlı bir biçimde araştırmaktır. Bu doğrultuda, meta sezgisel yaklaşımlar incelenmiş ve bu yaklaşımların sistem performansı üzerindeki etkileri, tek amaçlı optimizasyon kapsamında yakıt maliyeti, aktif güç kaybı ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi ile değerlendirilmiştir. Ayrıca çok amaçlı optimizasyon çerçevesinde söz konusu amaç fonksiyonlarının birlikte ele aldığı kombinasyonlar uygulanmıştır. Bu bağlamda, elektrik güç sistemlerinde yük akış analizi kapsamında kullanılan amaç fonksiyonları sistemin performansını sayısal olarak optimize etmeyi hedefler. Yakıt maliyetinin en aza indirilmesi sistemin üretim maliyetlerini düşürerek, ekonomik destek sağlar. Aktif güç kaybının en aza indirilmesi şebeke verimliliğini

arttırırken, enerji kayıplarını azaltır. Gerilim sapmasının en aza indirilmesi ise sistem kararlılığı ve güç kalitesini korur. Tek ve çok amaçlı optimizasyon yaklaşımları, bu kriterler arasında denge sağlayarak teknik, ekonomik ve güvenilir bir güç sistemi işletmesine katkı sağlamaktadır.

Bu çalışma kapsamında, özellikle doğadan esinlenen Balçık Küfü Algoritması (BKA) kullanılarak optimal güç akışı problemleri IEEE 30 baralı güç sistemi üzerinde uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, altı farklı senaryo altında sistem performansı açısından detaylı ve karşılaştırmalı bir biçimde analiz edilmiş ve literatürde yaygın olarak kullanılan diğer optimizasyon yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Bu yönüyle çalışma, literatüre özgün ve somut katkılar sunmaktadır.

Sonuç olarak bu çalışmanın, meta sezgisel optimizasyon tekniklerinin güç sistemleri analizinde sunduğu avantajları ortaya koyması ve literatüre hem teorik hem de uygulamalı çözüm önerileri sağlaması beklenmektedir. Elde edilen bulguların, enerji yönetimi ve sistem planlaması alanlarında daha etkin karar verme mekanizmalarının geliştirilmesine katkı sunması hedeflenmektedir.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

2.1. Literatür Taraması

Yük akışı analizi ve optimizasyonu, güç sistemlerinin verimli ve güvenilir bir şekilde çalışmasını sağlamak için kritik bir öneme sahiptir. Meta sezgisel yöntemler, bu alandaki karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için güçlü araçlar olarak ortaya çıkmıştır. Bu bölümde, meta sezgisel yöntemler kullanılarak yük akışı analizi ve optimizasyonunda son gelişmelere genel bir bakışı sağlar.

Meta sezgisel yöntemlerdeki, kuantum mekaniğinden ilham alan yaklaşımlardaki ve veri odaklı tekniklerdeki son gelişmeler, güç sistemlerindeki yük akışı analizi ve optimizasyonunun becerilerini önemli ölçüde geliştirmiştir. Bu yöntemler, modern güç sistemlerindeki çeşitli zorlukları ele alarak daha yüksek verimlilik, doğruluk ve kararlılık sağlamaktadır.

Güç sistemlerinde meta sezgisel yöntemler aracılığıyla yük akışı analizi ve optimizasyon için literatürde yapılmış bazı çalışmalar aşağıda verilmiştir.

Akdağ (2020) doktora tezinde, güç sistemlerinde elektrik enerjisinin üretimden tüketime kadar sürekli, güvenilir, kaliteli ve ekonomik biçimde iletilmesi için optimize edilmiş enerji akışının önemi vurgulanmıştır. Bu çalışmada, Türkiye'nin bölgesel güç sistemi ve yenilenebilir enerji potansiyeli yüksek bölgeler modellenmiş, Otomatik Yük Ayarlama (OYA) sisteminin baralar ve generatörler arasındaki optimal yük paylaşımındaki rolünün teşvik edilmesi amaçlanmıştır.

Li ve ark. (2020) tarafından, Balçık Küfü Algoritması (BKA) adı verilen yeni bir meta sezgisel optimizasyon yöntemini önermiştir. Algoritma, balçık küfündeki yayılma ve beslenme davranışlarından esinlenmiştir. Önerilen yöntem, 33 güncel meta sezgisel algoritma ile karşılaştırılmış ve ayrıca klasik mühendislik tasarım problemleri üzerinde test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen BKA'nın farklı arama manzaralarında rekabetçi, genellikle olağanüstü performans sergilediğini ortaya koymuştur.

Jamal ve ark. (2020), meta sezgisel optimizasyonu yaklaşımı olan GWO Optimizasyonu algoritmasını kullanarak güç şebekelerinin kontrol parametrelerini optimize etmeyi ve optimal güç akışı (OGA) kapsamında ortaya çıkan doğrusal olmayan reaktif güç problemlerinin çözülmesi amaçlanmaktadır. IEEE 30 baralı güç sistemine uygulamışlardır. Uygunluk testleri ile iletim kayıpları, gerilim sapması, gerilim kararlılık indeksi ve enerji maliyetleri hesaplanması esnasında minimum uygunluk

değerleri ile en ince ayarlar elde edilmiştir. Daha sonra simülasyon sonuçları diğer yapay zeka yöntemleriyle karşılaştırılmıştır.

Chicco ve Mazza (2020) yaptıkları çalışmalarda, meta sezgisel uygulamanın belirli bir problemde test edilmesi ve daha önce kullanılan zayıf karşılaştırmalara dayalı diğer alternatif ölçüm yöntemlerinden meta sezgisel yaklaşımın daha güvenilir ve iyi bir performans gösterdiği vurgulanmaktadır. Evrensel güç ve enerji sistemlerindeki ana sorunlar için meta sezgisel yöntemlerin kullanımını ilgilendiren kapsamlı bir görüş sağlamayı amaçlamaktadır.

İşcan ve ark. (2021), IEEE-14 bara test sisteminde MATLAB ortamında gerçekleştirdikleri çalışmada, Yapay Arı Kolonisi, Gri Kurt ve Parçacık Sürü Optimizasyonu gibi meta sezgisel yöntemlerin güç akışı analizinde klasik Newton–Raphson algoritmasına kıyasla daha iyi performans sergilediğini göstermiştir. Özellikle büyük ve karmaşık sistemlerde, bu yöntemlerin güç kayıplarını azaltarak sistem verimliliğini ve güvenilirliğini artırdığı ifade edilmiştir.

Duong ve ark. (2021) yaptıkları çalışmada, optimal güç akışı (OGA) probleminin çözümü için yapay ekosistem optimizasyonu (YEO) tabanlı bir meta sezgisel yöntem önermiştir. Önerilen yöntem, yakıt maliyeti, güç kaybı, emisyon, gerilim sapsmaları ve L-indeksi gibi hedef fonksiyonları içeren IEEE 30 baralı standart güç sistemi referans alınarak test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, denge optimizasyonu (DO), parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO), ayçiçeği optimizasyonu (AÇO), genetik algoritma (GA) ve diğer meta sezgisel yöntemlerle karşılaştırılmalı olarak analiz edilmiştir.

Abdelkader ve ark. (2022), 10 adet meta sezgisel tabanlı yaklaşım kullanarak, sistemdeki enerji tüketimini tahmin etmek, enerji israfını azaltmak ve kabul edilebilir verimliliği sağlamak için araştırılması gereken önemli bir konu başlığıdır. Bu çalışmada binaların ısıtma ve soğutma yüklerinin otonom simülasyonu için, meta sezgisel yaklaşıma dayalı bir yöntem geliştirmekten bahsedilmektedir.

Al Shaltouni ve Ismail (2022), ağ bağlantılı bir mikro şebeke için Newton–Raphson yöntemi ile yapay sinir ağı tabanlı yaklaşımı karşılaştırarak akıllı yük akışı analizi gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada, depolama ünitelerinin gündüz şarj ve gece deşarj senaryoları dikkate alınmış olup, MATLAB ortamında gerçekleştirilen analizler sonucunda, yapay zeka yöntemi olan Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanıldığında güç sisteminin veriminin %99,3'e, geleneksel Newton Raphson yöntemi kullanıldığında ise

verim %97'dir. Yapay sinir ağı yönteminin, geleneksel yöntemle kıyasla daha yüksek verim ve daha düşük kayıp sağladığı ortaya konmuştur.

Suresh ve ark. (2023), mikro şebekelerde ekonomik dağıtım problemini ele almış ve IEEE 30 bara sisteminde farklı geleneksel ve yeni meta sezgisel optimizasyon algoritmalarını karşılaştırmıştır. Çalışma sonucunda, karınca kolonisi tabanlı algoritmanın yakınsama süresi, çözüm maliyeti ve güvenilirlik açısından diğer yöntemlere kıyasla daha üstün performans gösterdiği vurgulanmıştır.

Ermiş ve ark. (2023), yayınladıkları bu makalede, öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (ÖÖTO) algoritması üzerinde çeşitli iyileştirmeler gerçekleştirerek, güç sistemlerinde gerilim kararlılığı problemlerinin çözümüne yönelik yeni bir meta sezgisel optimizasyon algoritması kullanmışlardır. İyileştirilen İ-ÖÖTO algoritmasını, IEEE 14 baralı ve 17 baralı güç sistemlerinde beş farklı senaryo ile test etmişler. Sonuç olarak yerçekimi arama algoritması (YAA), parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ve klasik Newton-Raphson yöntemleriyle karşılaştırmışlar. İ-ÖÖTO algoritmasının daha üstün ve başarılı olduğu literatürde gösterilmiştir.

Chen ve ark. (2023) tarafından, Balçık Küfü Algoritması'nın (BKA) son varyantları ve uygulamalarını kapsayan kapsamlı bir inceleme çalışması sunulmuştur. Web of Science veri tabanından seçilen 98 çalışma analiz edilerek, BKA'nın çeşitli kıyaslama ve gerçekçi optimizasyon problemlerinde hız ve doğruluk açısından birçok yerleşik meta sezgisel yöntemle göre üstün performans sergilediği belirtilmiştir. Bu inceleme, yalnızca alanda olası gelecekteki yönleri önermekle kalmıyor, aynı zamanda gelecekteki araştırmacılara BKA'nın gelişmiş versiyonları hakkında kapsamlı bir bilgi kaynağı sağladığına değinilmiştir.

Uğur ve Duman (2023), modern güç sistemlerinde tıkanıklık yönetimi problemini ele almış ve IEEE 30 bara test sistemi üzerinde Balçık Küfü Algoritması (BKA) ile Tazmanya Canavarı Optimizasyon (TCO) algoritmaları karşılaştırılmıştır. Hat kesintileri ve ani yük değişim senaryoları altında yapılan benzetim sonuçları, BKA algoritmasının tıkanıklık maliyetini daha etkin biçimde minimize ettiğini göstermektedir.

Nassef ve ark. (2023), meta sezgisel optimizasyon algoritmalarının temel kavramlarını incelemiş ve daha sonra güç sistemleriyle alakalı altı problemi bulmuşlar. Bu problemler güç sistemlerinde güç akışı, reaktif güç dağıtımını, ekonomik emisyon dağıtımını, Volt-Var kontrolü ile dağıtılmış üretimlerin boyutlandırılması ve yerleşimi

gibi problemlerin çözümünü incelemişlerdir. Elde edilen simülasyon sonuçlarını problemlere yönelik tartışmışlardır.

Almufti ve ark. (2023), meta sezgisel algoritmaların 1961–2023 yılları arasında geliştirilen bazı meta sezgisel algoritmaların tarihsel bir listesini sunmayı amaçlamakta olup, genetik algoritmalar, karınca kolonisi optimizasyonu, parçacık sürü optimizasyonu, tabu arama ve benzetimli tavlama gibi yöntemlerin karmaşık optimizasyon problemlerinin çözümünde etkin biçimde kullanıldığını ortaya koymuştur. Bu çalışmada, meta sezgisel algoritmaların mühendislik ve diğer disiplinlerde artan problem karmaşıklığı karşısında geleneksel yöntemlere güçlü bir alternatif sunduğu vurgulanmıştır.

Le ve ark. (2023), rüzgar enerjisi entegrasyonlu güç sistemlerinde optimum güç akışı problemini ele almış ve IEEE 30 bara test sistemi üzerinde coati optimizasyon algoritması (COA) ile savaş stratejisi optimizasyonu (SSO) algoritmalarını karşılaştırmışlar. Bu algoritmaları test etmek için IEEE 30 bara sistemini seçmişler. Elde edilen sonuçlar, SSO algoritmasının çözüm kalitesi ve hesaplama performansı açısından COA'ya kıyasla çok daha üstün olduğunu ortaya koymuştur.

Papazoglou ve Biskas (2023), optimal güç akışı (OGA) probleminde genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yöntemlerini incelemiş ve IEEE 30 bara test sistemi üzerinde gerçekleştirilen çapraz karşılaştırmalar sonucunda her iki yöntemin de yüksek doğruluk ve düşük hesaplama yükü sunduğunu, GA'nın PSO'ya kıyasla sınırlı bir üstünlüğe sahip olduğunu tespit etmişlerdir.

Yang ve ark. (2023), dağıtım ağlarında dağıtık generatörlerin (DG) optimal güç akışı (OGA) üzerindeki etkisini incelemiş ve OGA probleminin matematiksel, meta sezgisel ve makine öğrenimi tabanlı yöntemlerle çözümünü kapsamlı biçimde değerlendirmişlerdir. Bu makalede, matematiksel ve meta sezgisel yaklaşımların etkinliği vurgulanırken, belirsizliklerin ele alınmasında makine öğrenimi yöntemlerinin önemli bir potansiyele sahip olduğu vurgulanmıştır.

Sabo ve ark. (2023), güç akışı analizi için son teknoloji yöntemleri incelemiş ve doğru akım şebekelerine yönelik iki yeni yaklaşım önermişlerdir. Önerilen yöntemlerin doğruluk, yakınsama ve hesaplama hızı açısından üstün performans sergilediği, ayrıca Değiştirilmiş Gauss–Seidel yöntemiyle 3 farklı durumda 6-baralı bir sistemde yapılan testlerde düşük hata oranlarıyla hızlı yakınsama sağlandığını tespit etmişlerdir.

Alhamrouni ve ark. (2024), güç sistemlerinin kararlılığı, kontrolü ve korunmasında yapay zekâ, makine öğrenimi, derin öğrenme ve meta sezgisel

optimizasyon tekniklerinin kullanımını kapsamlı biçimde incelemişlerdir. Bu makalede, bu akıllı yöntemlerin yenilenebilir enerji entegrasyonu altında arıza tespiti, belirsizlik altında karar verme ve gerçek zamanlı izleme süreçlerinde güç sistemlerinin güvenilirliğini ve operasyonel verimliliğini artırdığı gösterilmiştir.

Tomar ve ark. (2024), meta sezgisel algoritmaların optimizasyon problemlerindeki rolünü incelemiş ve evrimsel, sürü zekâsı, fizik temelli, insan davranışı temelli ve hibrit meta sezgisel yöntemlerin kombinatoriyal optimizasyon ve yazılım mühendisliği problemlerinde etkin biçimde kullanılabildiğini ortaya koymuştur. Çalışmada, bu algoritmaların avantajları ve sınırlamaları değerlendirilmiş, gerçek dünya problemlerine uygulanabilirlikleri ve gelecekteki araştırma potansiyelleri vurgulanmıştır.

Peraza-Vazquez ve ark. (2024), boynuzlu kertenkelelerin savunma davranışlarından esinlenerek boynuzlu kertenkele optimizasyon algoritması (BKOA) adlı yeni bir meta sezgisel optimizasyon algoritması geliştirmişlerdir. Önerilen yöntem, keşif ve sömürü dengesini etkin biçimde sağlayarak yüksek boyutlu ve kısıtlı optimizasyon problemlerinde başarılı sonuçlar elde edilmiş. IEEE-CEC test fonksiyonları ve optimal güç akışı gibi gerçek dünya problemleri üzerinde yapılan karşılaştırmalar, BKOA'nın birçok biyolojik ilhamlı algoritmaya kıyasla daha üstün veya rekabetçi performans sergilediği gözlemlenmiştir.

Hien ve ark. (2024), beceri optimizasyon algoritmasını (BOA) IEEE 30 baralı sistem üzerinde optimal güç akışı (OGA) probleminin çözümünde başarıyla uygulamışlardır. Elde edilen sonuçlar, toplam yakıt maliyetinin en aza indirilmesi amacıyla parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) ile karşılaştırılmış ve BOA'nın PSO'ya kıyasla daha düşük maliyet değerleri ürettiği gösterilmiştir. Bu durum, PSO'nun toplam yakıt maliyetinin (TFC) %0,13'üne eşdeğerdir. Bu kriterlerin değerlendirilmesi, BOA'nın PSO'dan tamamen daha iyi performans gösterdiğini kanıtlamışlardır.

Özkaya (2024) yaptığı bu çalışmada, kısmi takviyeli optimizasyon (KTO) algoritmasını kullanarak TCSC ve TCPS FACTS cihazlarının optimum yerleşimi ve boyutlandırmasını içeren optimal güç akışı (OGA) problemini çözmek amacıyla kısmi takviyeli optimizasyon (KTO) algoritmasını önermiştir. Toplam maliyet ve aktif güç kaybını en aza indirmeyi amaçlayan yöntemin, farklı vaka çalışmalarında dingo optimizasyon algoritması (DOA), evrimsel çiftleşme algoritması (EÇA) ve kar kazı algoritmasına (KKA) kıyasla daha iyi çözüm kalitesi ve performans sunduğunun doğruladığı kanıtlanmıştır.

Hussain ve ark. (2024) söz konusu bu çalışmada, akıllı şebekelerde yük akışı analizinin Gauss-Seidel yöntemi kullanılarak IEEE 5 baralı bir sistem üzerinde gerçekleştirildiği görülmektedir. MATLAB ortamında yapılan benzetimlerde gerilimler, güç akışları ve hat kayıpları hesaplanmış; yöntemin belirli bir iterasyon sayısında yakınsadığı ve reaktif gücün yük akışı analizinde büyük önem taşıdığını göstermektedir.

Kumar ve Tiwari (2024), 24-25 Şubat 2024 tarihinde Hindistan'ın Bhopal kentinde IEEE Uluslararası Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Bilimleri Öğrenci Konferansına (SCEECS) katılmışlardır. Yaptıkları sunumda, Ekonomik Yük Dağıtım (EYD) probleminin çözümünde PSO, MOA ve ChOA meta sezgisel algoritmalarının performanslarının karşılaştırıldığı görülmektedir. 3 ve 6 üniteli generatör sistemleri üzerinde gerçekleştirilen analizler, operasyonel kısıtlamalar altında meta sezgisel yöntemlerin maliyet minimizasyonu ve yük talebinin karşılanması açısından geleneksel yaklaşımlara kıyasla daha etkili ve verimli çözümler sunduğuna değinmişlerdir.

Dehghany ve Asghari (2024) araştırdıkları bu makalede, dağıtım ağlarının çok amaçlı yeniden yapılandırılması problemi için vahşi fare koloni algoritmasının (VFKA) kullanıldığı görülmektedir. Dağıtım ağı yeniden yapılandırma problemi, güç kayıplarını azaltmak, güvenilirliği artırmak ve ağ veri yollarının gerilim profilini artırmak için vahşi fare koloni algoritmasının (VFKA) kullanılarak problemleri çözmüşlerdir. Ayrıca, elde edilen sonuçları geleneksel çok amaçlı algoritmalarla karşılaştırılmışlar ve IEEE 33 bara sistemi ile IEEE 69 bara sistemlerinde test etmişlerdir. Karşılaştırma sonucunda vahşi fare koloni algoritmasının (VFKA) üstün bir performans sergilediği analiz edilmiştir.

Bislimi (2024) yaptığı bu makalede, artan enerji talebi ve yenilenebilir enerji entegrasyonu ile birlikte güç sistemlerinin daha karmaşık bir yapıya dönüştüğü görülmektedir. Yük faktörü, güç dengesi, aktif yük değişimleri ve artış faktörleri arasındaki etkileşimlerin incelendiği çalışmanın, modern güç sistemlerinin güvenilirlik, verimlilik ve sürdürülebilirliğine katkı sunduğu değerlendirilmiştir.

Li ve ark. (2024), dengesiz dağıtım şebekelerinde şebeke oluşturan invertörlerin güç akışı modellenmesine odaklanmışlar. Çalışmada, kontrol etkilerini içeren yeni bir şebeke oluşturucu invertör (ŞOI) modeli önerilmiş ve dengesiz yük koşullarının bazı kontrol stratejilerinde çıkış gerilim dengesizliğine yol açtığı vurgulanmıştır. Önerilen yaklaşım, önce basit bir test devresiyle doğrulanmış, ardından IEEE 13 ve IEEE 34 bara sistemlerinde uygulanarak mevcut yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar,

zaman tabanlı benzetimlere göre negatif faz gerilimlerinin hesaplama hatasının en az %25 oranında azaldığını gözlemlemişlerdir.

Huang ve ark. (2024), AC optimal güç akışı (AC-OGA) problemlerinin çözümünde gözetimsiz öğrenme yaklaşımını önermiştir. Sunulan bu çalışmada, yöntemlerin özellikle büyük ve karmaşık enerji sistemlerinde, geleneksel tekniklere kıyasla daha hızlı ve doğru çözümler sunduğu ve güç akış optimizasyonunu iyileştirdiği değerlendirilmiştir. Bu yaklaşım ile özellikle büyük ve karmaşık enerji sistemlerinde önemli iyileştirmeler sağladığı sonucuna varmışlardır.

Al-Kaabi ve ark. (2024) yayınladıkları bu makalede, çok amaçlı optimal güç akışı (ÇO-OGA) problemlerinin çözümü için çok amaçlı gri kurt optimizasyonu (ÇA-GKO) ve çok amaçlı harris hawks optimizasyonu (ÇA-HHO) yöntemlerini önermiştir. IEEE 30 bara ve IEEE 57 bara test sistemlerinde yapılan uygulamalar, yakıt maliyeti, güç kayıpları, emisyon ve gerilim sapsmasının eş zamanlı olarak etkin biçimde optimize edilebildiğini göstermiştir. Elde edilen sonuçlar, bu meta sezgisel yaklaşımların ÇO-OGA problemlerinde verimli ve uygulanabilir çözümler sunduğu sonucuna varmışlardır.

Tiwari ve ark. (2024) sundukları bu makalede, Newton Raphson gibi geleneksel güç akış yaklaşımlarını tahmin etmek için üç katmanlı derin sinir ağı RBFnet, MLP ve CNN tabanlı derin sinir ağı modelleri önermiştir. IEEE 4 ve IEEE 123 baralı test sistemlerinde yapılan uygulamalar, üç katmanlı derin sinir ağı (DSA) tabanlı yaklaşımların geleneksel yöntemlere kıyasla yüksek doğrulukla güç akışı sonuçlarını tahmin edebildiğini ve değişken üretim–yük koşullarına karşı etkili olduğunu göstermiştir.

Wei ve ark. (2024), 2022–2023 yıllarında yayımlanan 130 makale üzerinden balçık küfü algoritması (BKA) ve geliştirilmiş varyantlarının kapsamlı bir incelemesini sunmuştur. İlk olarak balçık küfü algoritması (BKA) teorisi açıklanmış, ardından geliştirilmiş BKA varyantları uygulama yaklaşımlarına göre sınıflandırılmıştır. Son olarak, BKA'nın büyük ölçekli mühendislik optimizasyonu, enerji optimizasyonu, makine öğrenimi, ağ, planlama optimizasyonu ve görüntü segmentasyonu gibi alanlardaki temel uygulamaları tartışılmıştır. Bu inceleme ile çok amaçlı ve ayrık BKA üzerinde ek araştırmalar yürütmek ve bunu sinir ağları ve aşırı öğrenme işlemeye genişletmek gibi bu algoritmayla ilgilenen araştırmacılar için umut verici bir yön olduğuna değinilmiştir.

Nagarajan ve ark. (2025) incelenen bu çalışmada, yenilenebilir enerji ve elektrikli araç entegrasyonu altında skolastik çok amaçlı OGA problemi ele alınmış ve çözüm için geliştirilmiş wombat optimizasyon algoritması (GWOA) önerilmiştir. Üretim maliyeti, emisyon ve aktif güç kaybını hedefleyen yaklaşımın, IEEE 30, 57 ve 118 bara standart güç sistemlerinde klasik WOA ve diğer meta sezgisel yöntemlere kıyasla daha iyi yakınsama ve pareto performansı sunduğu görülmektedir.

Babiker ve ark. (2025) bu makalede, optimal güç akışı (OGA) probleminin temel kavramları, matematiksel formülasyonu ve çözüm yaklaşımları kapsamlı biçimde incelenmiştir. Geleneksel yöntemlerden meta sezgisel, yapay zekâ ve makine öğrenmesine dayalı gelişmiş tekniklere kadar OGA çözümlerinin evrimi ele alınmış; yenilenebilir enerji ve belirsizliklerin getirdiği mevcut zorluklar ile gelecekteki araştırma yönlerini ortaya koyarak vurgulamışlardır.

Hasan ve ark. (2025) araştırılan bu çalışmada, doğrusal olmayan ve dışbükey olmayan OGA problemleri için merkezi ve dağıtılmış çözüm yaklaşımlarını karşılaştırılarak, bu yöntemlerin farklı test sistemlerinde uygulanabilirlik, yakınsama ve ölçeklenebilirlik açısından değerlendirildiği görülmektedir. Ayrıca, invertör tabanlı kaynakların OGA performansı üzerindeki etkilerinin incelendiği anlaşılmaktadır.

Nyingu ve ark. (2025) yaptıkları bu çalışmada, yenilenebilir enerji entegrasyonu altında çok amaçlı optimal güç akışı (MO-OGA) probleminin ele alındığı; klasik, meta-sezgisel, yapay zekâ ve hibrit optimizasyon yaklaşımlarının metodolojik gelişiminin değerlendirildiği görülmektedir. Çalışma, belirsizlik, sürdürülebilirlik ve güvenilirlik ekseninde mevcut sınırlamaları ortaya koymakta ve gelecekteki araştırmalara yönelik yönlendirmeleri sunmaktadır.

Ulrich ve ark. (2025), düşük gerilimli dağıtım şebekelerinde kontrol edilebilir yükler ve yenilenebilir enerji entegrasyonunun OGA problemlerinin karmaşıklığını artırdığını görmüşler. Çalışmaların büyük kısmının tek zaman adımlı ve esnek olmayan yük varsayımlarına dayandığı, düşük gerilim şebekeleri ile gerçek kontrol edilebilir yükleri yeterince kapsamadığı anlaşılmaktadır. Ayrıca, meta sezgisel çözümler yaygın biçimde kullanılmasına rağmen, kısıtlama işleme yaklaşımları ve hiperparametre ayarlarının performans üzerindeki etkilerinin sınırlı düzeyde ele alındığı değerlendirilmektedir.

Almosawi ve ark. (2025) inceledikleri bu çalışmada, OGA probleminin çözümünde genetik algoritma (GA) ve hibrit parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma (HPSO-GA) tabanlı meta sezgisel yöntemlerin üretim maliyetleri ile iletim

kayıplarını azaltmada etkili olduđu gör÷lmektedir. Irak 400 kV iletim Őebekesi üzerinde elde edilen sonuçlar, sistem güvenliđi korunurken HPSO-GA yaklaŐımının klasik yöntemlere göre daha başarılı olduđunu göstermişlerdir.

Ermiş ve TaŐdemir (2025) sundukları bu çalışmada, dađıtık üretim (DÜ) sistemlerinin optimum konumlandırılması ve boyutlandırılmasına yoluyla aktif ve reaktif güç kayıplarının azaltılmasını ve gerilim profilinin iyileştirilmesi amaçlanmaktadır. Bu dođrultuda, IEEE 33-bara dađıtım sistemi üzerinde yapılan çalışmalarda yapay arı kolonisi (YAK) ve JAYA algoritmalarının performansı karşılaştırılmış olup, JAYA algoritmasının hızlı yakınsama özelliđi ile güç kayıplarını azaltmada üstün olduđu, YAK algoritmasının ise gerilim profili iyileştirmede daha etkili sonuçlar sunduđu rapor edilmiştir. Ayrıca, her iki algoritmanın birlikte kullanılması durumunda DÜ optimizasyonunun daha başarılı sonuçlar elde edebileceđi vurgulanmaktadır.

Krishnamurthy ve ark. (2026) bu çalışmada, yenilenebilir enerji ve akıllı Őebeke entegrasyonunun yük akışı ve optimizasyon problemlerinin karmaŐıklıđını ve belirsizliđini artırdıđını göstermişlerdir. Klasik optimizasyon yöntemlerinin bu yapılar karşısında yetersiz kaldıđı, buna karşılık yapay zekâ ve meta sezgisel yaklaŐımların dođrusal olmayan güç sistemlerinde daha etkili çözümler sunduđu gör÷lmektedir. Bununla birlikte, veri kalitesi, hesaplama yükü ve gerçek zamanlı uygulamalara entegrasyonun halen önemli araştırma konuları olduđunu ifade etmişler.

Yukarıdaki literatürde yer alan tüm çalışmaların bütüncül olarak deđerlendirilmesi, güç sistemlerinde meta sezgisel yöntemler kullanılarak gerçekleştirilen yük akışı ve optimizasyon analizlerinin; enerjinin güvenli, kaliteli, verimli ve kesintisiz bir biçimde sunulabilmesi için üzerinde çalışılması gereken en önemli konulardan birisi olduđunu ortaya koymaktadır.

3. MATERYAL VE METOT

3.1. Güç Sistemlerinde Yük Akışı Giriş

Günümüzde elektrik enerjisine olan talebin, teknolojik ilerlemelerle paralel olarak artmasına karşın doğal enerji kaynaklarının aynı hızda devreye alınmaması, mevcut enerji kaynaklarının etkin ve rasyonel bir biçimde kullanılmasını zorunlu hale getirmiştir. Elektrik santrallerinin tüketicilere uzak bölgelerde yer alması ve enerji sistemlerinin en uygun işletme koşullarında çalıştırılabilmesi gereksinimi, farklı güç sistemleri arasında bağlantılar kurularak bütünleşik yani enterkonnekte şebekeler oluşturulmasını beraberinde getirmiştir. Günümüzde bazı ülkeler arasında gerçekleştirilen elektrik enerjisi ticareti, ulusal güç sistemlerinin enterkonnekte yapılar aracılığıyla birbirine entegre olmasına yol açmıştır. Bu durum, elektrik mühendislerinin karşılaştığı, giderek büyüyen şebekelerin planlama ve işletme süreçlerinde ortaya çıkan sorunların daha karmaşık bir hal almasına neden olmuş ve bu problemlerin çözümünde bilgisayar destekli analizlerin kullanımını zorunlu hale getirmiştir. Bu tür mühendislik problemleri çoğunlukla, A büyük boyutlu kare bir matris yapısına sahip olarak, $[A] \cdot [x] = [b]$ şeklinde tanımlanan doğrusal olmayan denklem sisteminin çözümünü gerektirmektedir. 1929 yılı sonrasında gerçekleştirilen analizlerde analog hesap makineleri kullanılmış, 1956 yılından itibaren ise dijital bilgisayarlar güç sistemi analizlerinde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Dijital hesaplama tekniklerinin devreye girmesiyle birlikte, büyük ölçekli şebekeler daha ekonomik ve hızlı bir şekilde incelenerek hassas sonuçlar elde edilmiştir. Ancak günümüzde büyük ölçekli güç sistemlerinin bilgisayar ortamında incelenmesi, hesaplama süresi ve bellek kullanımı açısından bazı problemleri beraberinde getirmektedir. Bu nedenle, bilgisayar hesaplamalarında kolaylık sağlamak amacıyla şebekelerin matematiksel formülasyonunda yeni yöntemler geliştirilmeye devam etmektedir (Carpentier, 1962; Altun, 2023).

Elektrik enerji sistemlerinin zamanla yaygınlaştırılması ve yapısal olarak karmaşık bir hale gelmesi, işletme ve planlama süreçlerinin detaylı analizler yapılması gerekliliğini zorunlu hale getirmiştir. Bir ağın etkin bir şekilde hazırlanmaması ve yönetilmesi maliyet kayıplarına yol açabilir. Modern sanayinin büyümesiyle birlikte, elektrik enerji üretimi için yeni çalışmalar başlatılmıştır. Mevcut kaynakların yetersiz kalması nedeniyle, hidrojen, jeotermal, odun, bitki artıkları, biyokütle, dalga, rüzgâr ve güneş enerjisi gibi yenilenebilir kaynakların kullanımına ihtiyaç duyulmuştur. Elektrik

enerji sistemlerinin zamanla daha geniş alanlara yayılması ve yapısal olarak daha karmaşık bir nitelik kazanması, işletme ve planlama süreçlerinin ayrıntılı analizler temelinde ele alınmasını zorunlu hale getirmiştir.

Güç sistemlerinde yük akış analizleri, elektrik dağıtım sistemlerinin kararlı durum koşullarındaki davranışını ortaya koyarak güç sistemlerinin tasarlanması, işletilmesi ve denetlenmesine yönelik vazgeçilmez ekipmanlardan biridir. Bu yük akış analizleri sonucunda incelenen güç sistemindeki baralara ait gerilim büyüklükleriyle iletim hatları üzerindeki aktif ve reaktif güç akışları, generatörlerin reaktif güç üretim seviyeleri gibi kritik sonuçlar elde edilmektedir (Kundur, 1994; Glover ve ark., 2012).

Güç sistemi genel olarak baralar, bu baraları birbirine bağlayan iletim hatları, gerilim seviyelerini dönüştürmek amacıyla kullanılan yüksek güçlü ve tek sargılı transformatörler, üretim tesislerinde elde edilen elektriği şebeke gerilimine uyarlayan yükseltici transformatörler, güç generatörleri, elektriksel yükler ile reaktif güç dengelemesinde görev alan reaktör ve kapasitörlerden meydana gelmektedir. Optimum reaktif güç dağılımı problemi kapsamında, kontrol değişkenleri üzerinde gerçekleştirilen düzenlemelerin iletim hatları üzerindeki yük akışları, bara gerilim profilleri ve generatörlerin reaktif güç çıkışlarına etkisi, yük akış analizleri yardımıyla gözlemlenmesi mümkündür (Grainger ve Stevenson, 1994).

Yük akışı algoritma analizi yapılırken, sistemi basitleştirmek ve çözümleri kolaylaştırmak için belirli kabullerle başlanılır. Bu algoritmanın uygulanabilmesi için yapılan temel kabuller şunlardır:

- 1- Sistem dengesi varsayımı,
- 2- Sabit frekans,
- 3- Jeneratörlerin ekonomik çalışması,
- 4- Sabit yük talebi,
- 5- Güç kaybı hesaplamaları,
- 6- Jeneratörlerin çıkış sınırları,
- 7- İletim hattı kısıtları,
- 8- Yakıt maliyet fonksiyonu doğrusal olmayan ama süreklidir,
- 9- Reaktif gücün sabit olduğu varsayımı,
- 10- Ekonomik ve güvenilirlik önceliği,

Bu kabuller, yük akış analizini matematiksel olarak çözmeyi kolaylaştırırken gerçek sistem davranışlarını tam olarak yansıtmadığı kabul edilir. Gerçek sisteme daha yakın modeller kullanılabilir.

Geçtiğimiz yüzyılda elektrikli enerji sistemlerinde yük akışını analiz etmek için çeşitli etkili ve güvenilir yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler şunlardır:

- Newton-Raphson,
- Gauss Seidel,
- Fast Decoupled Load Flow (Hızlı Ayırıştırma),

olarak adlandırılır. Yük akışı analizi, güç sistemlerinin planlanması, işletilmesi ve denetlenmesine yönelik çalışmalarda yük akışı analizi etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Geçmiş yıllarda güç sistemi analizleri, dolayısıyla yük akış analizleri, klasik hesaplama araçlarıyla yapılıyordu. Bu yöntemler oldukça zahmetli ve zaman alıcıydı. Bilgisayar teknolojisindeki hızlı gelişmeler sonucunda, daha önce kullanılan geleneksel analiz yöntemleri yerlerini bilgisayar destekli analiz yöntemlerine bırakmasına neden olmuştur. Bilgisayarların hesaplama hızlarının artması, güvenilirliğinin yükselmesi ve sayısal doğruluğun sağlanması özellikle yük akış analizinde en yaygın kullanılan temel araçlar haline gelmesine neden olmuştur. Bu gelişmelerle birlikte, güç sistemlerinin incelenmesinde sayısal analiz yöntemleri de göz önüne gelmiştir.

3.1.1. Newton-Raphson güç akış yöntemi

Newton–Raphson yöntemi, aynı sayıda bilinmeyen sayısı ile denklem sayısının eşit olduğu problemlerin çözümünde kullanılan iteratif bir algoritmadır. Güç sistemleri analizinde, özellikle AC güç akışı problemlerinin çözümünde yaygın olarak tercih edilen bu yöntem, çözüm sürecinde bara gerilimleri, güç dengesi eşitlikleri ve işletme kısıtlarından kaynaklanan sınır koşullarını dikkate alarak çalışmaktadır. Klasik güç akış analizi yaklaşımları arasında, doğrusal olmayan denklem sistemlerinin çözümünde en yaygın bir biçimde kullanılan yöntemlerden biridir (Kulworawanichpong, 2010).

$$f_i(x_1, x_2, \dots, x_n) = y_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.1)$$

Algoritmanın çalıştırılmasına, gerçek çözüme yakın bir x_i başlangıç değeri kullanılarak başlatılır.

$$x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)} \quad (3.2)$$

Ardından Taylor Serisi açılımı uygulanmış ve daha yüksek terimler göz ardı edilerek, düzenlenmiş denklem aşağıdaki Eş. (3.3)'te ifade edilmiştir

$$x_1^{(0)} + \Delta x_1, x_2^{(0)} + \Delta x_2, \dots, x_n^{(0)} + \Delta x_n = y_1 \quad (3.3)$$

n , baralı bir güç sistemi için yük baralarına karşılık gelen aktif ve reaktif güç büyüklükleri sırasıyla Eş. (3.4) ve Eş. (3.5)'te gösterilmiştir (Mohammadi ve ark., 2013).

$$P_i (\text{Aktif Güç}) = |V_i| \sum_{k=1}^n |V_k| |Y_{ik}| \cos(\theta_{ik} + \delta_k - \delta_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.4)$$

$$Q_i (\text{Reaktif Güç}) = -|V_i| \sum_{k=1}^n |V_k| |Y_{ik}| \sin(\theta_{ik} + \delta_k - \delta_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.5)$$

Eş. (3.4) ve Eş. (3.5)'in yüksek mertebeden kısmi türevleri göz ardı edildiğinde 1 no.lu bara, referans barası olarak tanımlandığında ve Taylor serisi açılımı makul ölçüde çözümü kolaylaştırmak adına Eş. (3.6) ile tanımlanan matris elde edilir (Kusekwa, 2014).

Bu eşitliklerde, aktif ve reaktif güçteki küçük değişimlerle gerilim büyüklüğü ve faz açısı arasındaki değişimleri ifade eden Jacobian (J) matrisi Eş. (3.6) ve Eş. (3.7)'te gösterilmektedir.

$$\begin{bmatrix} \Delta P_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta P_n^{(k)} \\ \Delta Q_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta Q_n^{(k)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial P_2}{\partial \delta_2}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial P_2}{\partial \delta_n}\right)^{(k)} & \left(\frac{\partial P_2}{\partial |V_2|}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial P_2}{\partial |V_n|}\right)^{(k)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{\partial P_n}{\partial \delta_2}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial P_n}{\partial \delta_n}\right)^{(k)} & \left(\frac{\partial P_n}{\partial |V_2|}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial P_n}{\partial |V_n|}\right)^{(k)} \\ \left(\frac{\partial Q_2}{\partial \delta_2}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial Q_2}{\partial \delta_n}\right)^{(k)} & \left(\frac{\partial Q_2}{\partial |V_2|}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial Q_2}{\partial |V_n|}\right)^{(k)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{\partial Q_n}{\partial \delta_2}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial Q_n}{\partial \delta_n}\right)^{(k)} & \left(\frac{\partial Q_n}{\partial |V_2|}\right)^{(k)} & \dots & \left(\frac{\partial Q_n}{\partial |V_n|}\right)^{(k)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta \delta_n^{(k)} \\ \Delta |V_2|^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta |V_n|^{(k)} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & J_2 \\ J_3 & J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

n , baralı bir güç sisteminde generatör bara sayısının m olması durumunda ise, $n-1$ adet aktif güç ve $n-1-m$ adet reaktif güç denklemi tanımlanabilmektedir. Buna bağlı olarak, Jacobian (J) matrisi $(2 \times n - 2 - m) \times (2 \times n - 2 - m)$ boyutuna sahiptir.

$$J1 \ (n-1) \times (n-1),$$

$$J2 \ (n-1) \times (n-1-m),$$

$$J3 \ (n-1-m) \times (n-1),$$

$J4 \ (n-1-m) \times (n-1-m)$ boyutludur. Eş. (3.8) ve Eş. (3.9)'daki ifadeler, hesaplanan sonuçlar ile tahmin değerler arasındaki farkı göstermektedir. Eş. (3.10) ve Eş. (3.11)'deki ise, baralardaki gerilimlerin yeni değerleri verilmiştir (Nguyen, 1997; Moradi ve ark., 2017).

$$\Delta P_i^{(k)} = P_i^{(tahmin)} - P_i^{(k)} \quad (3.8)$$

$$\Delta Q_i^{(k)} = Q_i^{(tahmin)} - Q_i^{(k)} \quad (3.9)$$

$$|\delta_i^{(k+1)}| = |\delta_i^{(k)}| + \Delta |\delta_i^{(k)}| \quad (3.10)$$

$$|V_i^{(k+1)}| = |V_i^{(k)}| + \Delta |V_i^{(k)}| \quad (3.11)$$

Bu işlemler, kullanıcı tarafından daha önceden kabul edilebilir bir hata aralığına ulaşıldığında, çözüme yaklaşıldığı kabul edilir. Eğer bu şart yerine getirilmezse, iteratif çözüm, belirlenen en yüksek iterasyon sayısına ulaşana kadar devam etmesi söz konusu olacaktır.

3.1.2. Gauss-Seidel güç akış yöntemi

Gauss-Seidel yöntemi, Gauss temelli iteratif çözüm yaklaşımlarından türetilmiş olup, doğrusal olmayan matematiksel denklemlerin çözümünde yaygın olarak kullanılmaktadır (Alqadi ve Khammash, 2007). Bu yöntem, n baralı bir güç sistemine ait bara gerilimleri ardışık iterasyonlar aracılığıyla güncellenmektedir. Hesaplama süreci, her iterasyonda elde edilen yeni bara gerilimleri ile bir önceki adımda hesaplanan değerler arasındaki farkın, kullanıcı tarafından tanımlanan hata toleransının altına düşmesiyle sonlandırılmaktadır (Glover ve ark., 2012).

Gauss-Seidel iteratif yaklaşımı, literatürde ardışık güncelleme esasına dayanan bir çözüm yöntemi olarak da ifade edilmektedir. Bu yöntem, $f(x)=0$ belirli bir fonksiyon üzerinde çalışarak açıklanmıştır. Tekrar düzenlenip $x=g(x)$ şeklinde ifade edilir. Eğer $x^{(k)}$, x başlangıç noktası olarak tahmini bir değeri kabul edilirse, sonraki iteratif serisi aşağıdaki Eş. (3.12)'deki gibi gösterilmiştir. Gauss-Seidel iteratif yaklaşımı, literatürde ardışık güncelleme esasına dayanan bir çözüm yöntemi olarak da ifade edilmektedir.

$$x^{(k+1)} = g(x^{(k)}) \quad (3.12)$$

Sürekli iterasyon döngüsünde, belirlenen değer in altında olduğu zaman kabul edilebilir bir sonuç elde edilmiştir. Eş. (3.13)'deki gibi gösterilmiştir.

$$x^{(k+1)} - x^{(k)} \leq \varepsilon \quad (3.13)$$

i 'inci baraya ait akım ve gerilim büyüklükleri Eş. (3.14) ve Eş. (3.15)'te sunulan matematiksel ifadeler kullanılarak elde edilmektedir (Kusekwa, 2014).

$$I_i = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.14)$$

$$V_i = \frac{1}{Y_{ii}} \left[I_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n Y_{ik} V_k \right], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.15)$$

Eş. (3.14)'te I_i bara akımını, P_i bara aktif gücünü, Q_i bara reaktif gücünü ve V_i^* barasına karşılık gelen en son hesaplanan gerilim değeri olarak ifade edilmektedir. Eş. (3.15)'te ise, V_i bara gerilimini, Y_{ii} baraların öz admintansı, Y_{ik} i ve k baraları arası admintansı ve V_k ilgili bara için en son hesaplanan gerilim değerini herhangi bir iterasyon yapılmamışsa tahmini gerilim değerini ifade etmektedir (Alqadi ve Khammash, 2007).

$$V_i = \frac{1}{Y_{ii}} \left[\frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n Y_{ik} V_k \right], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.16)$$

Eş. (3.14) ve Eş. (3.15)'te bara gerilim değerleri formülde yerine konulduğunda elde edilen Eş. (3.16), ardışık iterasyonlar boyunca bara gerilimlerinin hesaplanmasında

temel ifade olarak kullanılmaktadır. Salınım barasının gerilimi sabit kalır ve iterasyon belirlenen hata değerinin altına inene kadar devam etmektedir.

3.1.3. Fast-Decoupled (Hızlı Ayrıştırma) güç akış yöntemi

Hızlı ayrılmış güç akışı yöntemi, Newton-Raphson yük akışı yönteminde oluşturulan Jacobian matrisinde bazı basitleştirmeleri yaparak işlemlerin hızlandırılmasını amaçlar. Güç sistemi iletim hatlarında X/R oranı oldukça çok yüksektir. Bu oran, aktif güç değerlerini, gerilim değerlerini ve faz açılarını etkileyen faktördür. Bundan dolayı Jacobian matrisin aktif gücün gerilime bağlılığı ($J2$) ve reaktif gücün faz açısına bağlılığı ($J3$) değerini sıfır almak gerekecektir (Doğan ve Alçı, 2011).

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & 0 \\ 0 & J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

$$J_1(i)\Delta\delta(i) = \Delta P(i) \quad (3.18)$$

$$J_4(i)\Delta V(i) = \Delta Q(i) \quad (3.19)$$

Eş. (3.18) ve Eş. (3.19)'da görüldüğü gibi matris eşitliği iki ayrı eşitlik şeklinde ifade edilmiştir. Newton-Raphson modelindeki denklemler, daha sade bir hale getirilmiş ve hesaplama süresi kısaltılmıştır. $J1$ 'in köşegen elemanları ise aşağıdaki formül ile gösterilmektedir (Stott, 2005).

$$\frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \sin(\theta_{ij} - \delta_i - \delta_j) - |V_i|^2 |Y_{ii}| \sin \theta_{ii} \quad (3.20)$$

$$Q_i = - \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \cos(\theta_{ij} - \delta_i - \delta_j) \quad (3.21)$$

Yukarıda gösterilen Eş. (3.20)'de verilen eşitliğin ilk terimine Eş. (3.21)'de tanımlanan Q ifadesi yerleştirildiğinde aşağıda verilen matematiksel formül elde edilmektedir.

$$\frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = -Q_i - |V_i|^2 |Y_{ii}| \sin \theta_{ii} \quad (3.22)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = -Q_i - |V_i|^2 B_{ii} \quad (3.23)$$

Bu yöntem anında çevrimiçi kontrol uygulamalarında güç akışı hesaplamalarının gerçekleştirilmesinde ve çoklu çıkış içeren olasılık analizlerinde etkin ve güvenilir sonuçlar sunmaktadır. Algoritmanın hesaplama verimliliğini artırmak ve işlem süresini azaltmak amacıyla, bazı durumlarda Jacobian (J) matrisi başlangıç koşullarına bağlı olarak ($V_k=1$ p.u.) sabitlenmekte ve böylece hesaplama süresinin kontrol altında tutulması sağlanmaktadır. Bundan dolayı sabit Jacobian'lı Fast-Decoupled Power Flow yöntemi olarak isimlendirilmektedir.

3.2. Yük Akış Analitik Tanımı ve Çözüm Metotları

Yük akışı n baralı bir şebeke için aşağıdaki gibi denklemlerde gösterilir.

$$\begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1n} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n1} & Y_{n2} & \dots & Y_{nn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{I}_1 \\ \dot{I}_2 \\ \vdots \\ \dot{I}_n \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Bara gerilimi ve gücüne bağlı olarak i bara akımı aşağıdaki formülle ifade edilebilir.

$$\dot{I}_i = \frac{S_{Gi}}{V_i} = \frac{(S_{Gi} - S_{Di})}{V_i} = \frac{(P_{Gi} - P_{Di}) - j(Q_{Gi} - Q_{Di})}{V_i} \quad (3.25)$$

Eş. (3.25) denkleminde akım, admitans ve gerilim cinsinden ifade edilirse, aşağıdaki denklem elde edilir.

$$\frac{(P_{Gi} - P_{Di}) - j(Q_{Gi} - Q_{Di})}{V_i} = Y_{i1} V_1 + Y_{i2} V_2 + \dots + Y_{in} V_n, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.26)$$

i barasındaki aktif ve reaktif güç denklemleri ise aşağıdaki gibi gösterilir.

$$P_i = P_{Gi} - P_{Di} \quad (3.27)$$

$$Q_i = Q_{Gi} - Q_{Di} \quad (3.28)$$

Eş. (3.27) ve Eş. (3.28)'deki denklemler Eş. (3.26)'daki denkleme yerleştirilirse Eş. (3.29) ve Eş.(3.30)'daki denklemler elde edilir.

$$\frac{(P_i - jQ_i)}{(V_i)} = \sum_{j=1}^n Y_{ij} V_j, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.29)$$

$$P_i - jQ_i = V_i \sum_{j=1}^n Y_{ij} V_j, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.30)$$

Yük akış analizi, sistemdeki her i barasındaki dört değişkenin bilinmesini zorunlu hale getirir.

P_i = Aktif Güç

Q_i = Reaktif Güç

V_i = Gerilimin Genliği

δ_i = Faz Açısı

Bir problemi çözmek için bunlardan iki bilgiyi bilmek yeterlidir. Yük akış uygulamasında bilinen iki değer kullanılarak diğer bilinmeyen değerler hesaplanabilir ve diğer iki değişkenin çözülmesini gerektirir. Güç sistemlerinde dikkate alınması gereken parametreler, baranın türüne göre farklılık göstermektedir. Kararlı durumlar altında sistem frekansı ve gerilimin sabit kabul edildiği klasik güç sistemi analizlerinde baralar genel olarak üç temel kategoride sınıflandırılmaktadır. Bu baralar aşağıda açıklanmaktadır.

a) Yük Barası (P - Q Bara): Yük baraları, güç sistemlerinde elektrik enerjisinin dağıtımında kullanılan yükün bağlı olduğu baralardır. Genellikle elektrik santralleri, trafo merkezleri ve endüstriyel tesislerde kullanılır. Yük baraları, elektrik yüklerinin bağlandığı ve enerji iletimini sağlamak için tasarlanmış bakır ve alüminyum iletken çubuklardır. Bu baralarda, sistemden çekilen aktif ve reaktif güçler (P_i , Q_i) belli olup, gerilimin genliği ve faz açıları (V_i , δ_i) hesaplanır.

b) Gerilim Kontrollü Bara (P – V Bara): Gerilim kontrollü baralar, elektrik devrelerinde gerilimi kontrol etmek ve düzenlemek amacıyla kullanılan baralardır. Gerilim kontrolü sağlanan baralar genellikle generatörle bağlantılı oldukları için generatör barası olarak adlandırılır. Bu baraya ait toplam aktif güç ve bara gerilimin genliği (P_i , V_i) belli olup, reaktif güç enjeksiyonu sonucunda oluşan gerilim genliğinin minimum ve maksimum sınır değerleri $Q_{min} \leq Q_i \leq Q_{max}$ arasında kalması gerekmektedir. Bu değerlere göre gerilimin faz açısı ve reaktif gücü belirlenir. Reaktif güç üretiminde limitlerin dışına çıktığı zaman reaktif güç $Q_i = Q_{max}$ veya $Q_i = Q_{min}$ olarak sabit bir üretim olarak bir yük barasına dönüştürülür. Gerilim kontrollü

baralar, elektrik sistemlerinin güvenilirliğini ve verimliliğini artıran temel unsurdur. Bu sistemlerin tasarımı ve uygulaması doğru kullanıldığında, enerji sistemlerinin performansını önemli ölçüde iyileştirebilirler.

c) Salınım Barası (V - δ Bara): Sistemde üretilen güç ile yük arasındaki farkın dengelenmesi amacıyla kullanılan bara türüdür. İletim hattı sistemlerinde, hat kayıplarının yük akış hesaplaması öncesinde kesin olarak öngörülememesi nedeniyle, söz konusu kayıplar yük akışı çözümünün ardından genellikle üretim baralarına ait güç değerlerine dahil edilmektedir. Bu bağlamda, ilgili baralarda gerilim genliği ve faz açısı (V_i, δ_i) bilinen büyüklükler olup, aktif ve reaktif güç değerleri sisteminde oluşan güç dengesizliğine bağlı olarak hesaplanmaktadır. Sistem kayıpları önceden bilinmediği için, yük akışı hesaplamalarında bu baranın özel bir yer edinmesi ve üstünlüğü ortaya çıkacaktır. Bu nedenle, her bir bara için toplam güç değeri önceden belirtilmiştir. Salınım barasına ait gerilim büyüklüğü genellikle referans gerilimi olarak kabul edilmekte olup, bu baraya literatürde referans barası da denilmektedir. Aşağıdaki tabloda bara tiplerinin değişkenleri belirtilmiştir.

Tablo 3.1. Baraların türlerine göre bilinen ve hesaplanan değişkenleri

Bara Tipi	Kontrol Değişkenleri	Durum Değişkenleri
Yük Barası (P - Q)	P_i, Q_i	$ V_i , \delta_i$
Üretim Barası (P - V)	$P_i, V_i , Q_{min}, Q_{max}$	Q_i, δ_i
Salınım Barası (V - δ)	$ V_i , \delta_i$	P_i, Q_i

Yük akış analizinde, sistemin her bir düğümünde doğrusal olmayan güç denklemlerine bağlı olarak iki temel bilinmeyen tanımlanmaktadır. İterasyon yöntemi, bu lineer denklemleri çözüm yaklaşımlarını kullanarak ele almaktadır. Analizde kullanılan sistem verileri bara güç değerleri, şebeke bağlantıları ile iletim hatlarına ait admitans ve empedans parametrelerini kapsamaktadır. Temel yük akışı hesabında, tüm baralar için başlangıç gerilim değerleri atanmakta ve hesaplamalar, işlem kolaylığı sağlam amacıyla per unit (p.u.) sisteminde gerçekleştirilmektedir. İteratif süreç, bara gerilim büyüklükleri ve faz açıları belirlenen sınır koşulları altında güç dengesini sağladığında sonlandırılmaktadır. Bu durum, tüm baralar için güç uyumsuzluklarının önceden tanımlanan “I” tolerans değeri altına düşmesi ve gerilim artışları ise “E”

sınırından daha küçük olması durumunda kabul edilmektedir. Söz konusu bu koşullar sağlandığında, her bir bara için güç değerleri hesaplanmaktadır. Ardından iletim hatlarındaki güç akışları, sistem kayıpları ve toplam güç büyüklükleri belirlenmektedir (Elgerd ve Happ, 1972; Kothari ve Nagrath, 2003).

3.3. Meta Sezgisel Yöntemler

Meta sezgisel optimizasyon, belirli koşullar altında bir problemin en uygun çözümünün elde edilmesi sürecini ifade eder. Meta sezgisel optimizasyon yöntemleri ise özellikle büyük boyutlu, karmaşık ve klasik yöntemlerle çözümü zor olan problemlerde etkin biçimde kullanılan yaklaşımlardır. Bu algoritmalar, büyük boyutlu optimizasyon problemleri için pratik uygulamalarda yaygın olarak tercih edilmektedir. Belirli süre içerisinde optimuma yakın ve kabul edilebilir çözümler sunabilen algoritmalar (Benaissa ve ark., 2024).

Meta sezgisel algoritma, bilgisayar bilimlerinde karmaşık ve büyük ölçekli problemlerin çözümünde kullanılan genel amaçlı optimizasyon tekniğidir. Bu algoritmalar, elde edilen çözümün matematiksel olarak optimal olduğunu kanıtlama zorunluluğu taşımamaktadır. Ancak genellikle pratik açıdan tatmin edici ve optimuma yakın çözümler üretmeyi hedeflemektedir. Hesaplama süresini azaltmak amacıyla, tüm çözüm uzayında en iyi çözümü aramak yerine, çözüm kalitesini ve zaman verimliliğini dengeleyen stratejileri izlerler. Meta sezgisel algoritmalar, çözüm süresini azaltmak ve geçiş sürecinde daha verimli sonuçlar elde edebilmek amacıyla, en iyi küresel çözümü aramaktan vazgeçerek çözüm süresini azaltan algoritmalar. Kesin optimal çözümü garanti etmeseler de, makul bir sürede kabul edilebilir bir çözümü garanti ederler. Çoğu durumda optimuma oldukça yakın sonuçlara hızlı ve kolay ulaşabilirler (Yang ve ark., 2009; Yang, 2010).

Literatürde yaygın olarak kullanılan meta sezgisel algoritmalarından bazıları aşağıda sıralanmıştır;

1. Genetik Algoritma (GA)
2. Simule Tavlama Algoritması (STA)
3. Tabu Arama (TA)
4. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO)
5. Karınca Kolonisi Algoritması (KKA)
6. Arı Kolonisi Algoritması (AKA)
7. Yerçekimi Arama Algoritması (YAA)

8. Öğretme- Öğrenme Tabanlı Algoritması (ÖÖTO)

9. Sıcaklık Düşürme Algoritması (SDA)

Bu algoritmalar, gerçek dünyadaki karmaşık problemleri çözmek için kullanılan güçlü araçlardır ve birçok farklı uygulama alanında başarıyla kullanılmışlardır (Benaissa ve ark., 2024; Tosun ve ark., 2010). Meta sezgisel metotlar, optimizasyon problemlerinin çözümünde geniş bir uygulama yelpazesi, esneklik ve çeşitlilik sağlar. Her bir yöntem, belirli farklı türdeki problemler için farklı avantajlar sağlayabilir. Çözümün zorluk derecesine ve yapısına bağlı olarak en uygun yöntemi seçmek, başarılı bir optimizasyon süreci için kritik bir faktördür.

3.4. Optimal Yük Akış Probleminin Tanımı ve Formülasyonu

Optimal yük akışı (OYA) yöntemi, ilk olarak Carpentier tarafından bulunmuştur. Bu yöntem, lineer olmayan bir matematiksel programlama problemi olarak tanımlanmaktadır. Bu problemin çözümü, farklı algoritmaların geliştirilmesi ve uygulanması yoluyla gerçekleştirilmektedir (Carpentier, 1962). Bu problemin çözümü için gerekli olan veriler, şebekenin yük dağıtım merkezinden sağlanır. Elektrik şebekesindeki baralar, yük baraları ve üretim baraları olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Yük baralarında aktif ve reaktif güç değerlerinin bilindiği kabul edilirken, üretim baralarında ise şebekenin toplam aktif güç gereksiniminin santraller arasında nasıl paylaşılacağı ile generatörlerin gerilim genliklerinin yük dağıtım merkezi tarafından önceden belirlenmiş olduğu bilinmektedir. Bu nedenle, bilinen bu değerler problemin verileri olarak dikkate alınır. Bilinmeyenler ise her baradaki gerilim faktörü, santrallerin reaktif güç üretimi ve çekilen gücün hatlar boyunca nasıl dağıtıldığı ve problemin bilinmeyenlerini belirler.

Optimal yük akışı analizinde, santral ve yüklerin diğer özelliklerinin bilinmesine gerek yoktur. Bu özellikler, baralardaki akımlar olarak ifade edilir. Böylece yük akışı problemi, şebekenin baralar ve hatlardan oluşan bir sistem olarak ele alınmasını sağlar. Bilinen ve bilinmeyenleri bağlantı noktası akımları ile gerilimleri olan bir devre çözümüne dönüştürülür. Çözümün sağlanması gereken koşullar, aktif ve reaktif güç denge denklemleri ile bazı baralardaki gerilim genliklerini ilişkin kısıtları kapsamaktadır. Çözümün elde edilmesinin ardından, yük baralarındaki gerilimler, iletim hatları, trafolar ve senkron generatörlerin yüklenme durumları ile sistem genelindeki gerilim seviyeleri ve faz açıları işletme şartları açısından denetlenir. Yük

akış analizi, ayrıca kısa devre ve kararlılık analizlerinin temelini oluşturmaktadır (Zhang, 2016).

3.5. Optimal Yük Akış Probleminin Matematiksel Tanımı

Genel olarak optimal yük akışı problemi aşağıdaki gibi ifade edilir.

Amaç Fonksiyonu:

$$\min f(x, u) \quad (3.31)$$

Sınır Denklemleri:

$$g(x, u) = 0 \quad (3.32)$$

$$h(x, u) \leq 0 \quad (3.33)$$

$$u \in U \quad (3.34)$$

Burada f minimize edilecek amaç yani hedef fonksiyonu, x durum değişkeni ve u ise kontrol değişkenlerini ifade etmektedir (Abido, 2002).

Durum değişkenleri (bağımlı değişkenler) aşağıdaki gibidir.

- Salınım barasındaki generatörün aktif güç çıkış değeri, P_{G1}
- Yük baralarındaki gerilim genlikleri, V_L
- Generatörlerin reaktif güç çıkış değerleri, Q_G
- İletim hattı güç parametreleri, S_1

Buna göre x , aşağıdaki Eş. (3.35)'e göre ifade edilir.

$$x^T = [P_{G1}, V_{L1} \dots V_{LNL}, Q_{G1} \dots Q_{GNG}, S_{I1} \dots S_{INTL}] \quad (3.35)$$

Burada, NG generatör numarası, NL yük baralarının numarası, NTL iletim hattı numarası olarak tanımlanmaktadır.

Kontrol değişkenleri (bağımsız değişkenler) aşağıdaki gibidir.

- Generatör bara gerilimleri, V_G
- Salınım barası, P_{G1} haricindeki generatör aktif güç çıkışı değerlerine, P_G
- Transformator kademe ayarlarına, T
- Paralel reaktif güç kompensatör değerlerine, Q_c

Buna bağılı olarak u , deęişkeni ařaęıdaki Eř. (3.36) ile tanımlanmaktadır.

$$u^T = [P_{G2} \dots P_{GNG}, V_{G1} \dots V_{GNG}, Q_{C1} \dots Q_{CNC}, T_1 \dots T_{NT}] \quad (3.36)$$

Burada NT düęüm dönüşüm transformatör numarası, NG generatör numarası, NC paralel reaktif güç kompensatör numarası olarak tanımlanmaktadır.

3.5.1. Yakıt maliyetinin minimizasyonu

Güç sistemlerinde yakıt maliyetinin minimizasyonu, enerji maliyetlerinin en aza düşürülmesi ve sistemin genel verimlilięinin artırılması aęısından kritik bir rol oynamaktadır. Bu amaç fonksiyonu, güç sistemindeki toplam üretim maliyetini en az seviyeye indirmek için kullanılır. Bu fonksiyon, gerilim kontrollü baralarda üretilen güçlerin, söz konusu baralara ait maliyet katsayıları ile çarpılması sonucu elde edilmektedir. Maliyet katsayıları Tablo 3.2'de verilmiştir. Optimal yük akışı problemi kapsamında minimize edilmesi amaçlanan, generatör ünitelerine ait toplam saatlik yakıt maliyeti ařaęıdaki Eř. (3.37)'deki gibi formüle edilmiştir (El-Fergany ve Hasanien, 2018).

$$F_{\text{Maliyet}} = \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i) \$/h \quad (3.37)$$

Burada; F_{Maliyet} yakıt maliyet fonksiyonudur, P_{Gi} i baranın aktif güç üretimidir, $\$$ belirli bir miktardaki yakıtın maliyetini gösteren dolar cinsinden para miktarı, h saatlik yakıt miktarı, a_i i generatörün temel yakıt maliyet katsayısıdır, b_i i generatörün ısıtıcı yakıt maliyet katsayısıdır, c_i i generatörün parabolik yakıt maliyet katsayısıdır, NG toplam generatör sayısıdır.

Tablo 3.2. Generatör maliyet katsayıları

Bara No.	Maliyet katsayıları		
	a	b	c
1	0.00	2.00	0.00375
2	0.00	1.75	0.01750
5	0.00	1.00	0.06250
8	0.00	3.25	0.00834
11	0.00	3.00	0.02500
13	0.00	3.00	0.02500

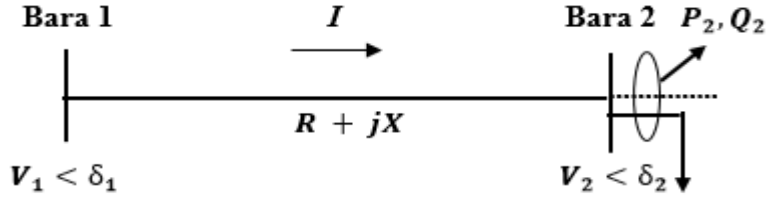
3.5.2. Aktif güç kaybı minimizasyonu

Güç sisteminde, tüm iletim hatlarındaki kayıpların minimize edilmesi hedeflenir. Bu durum, aktif güç üretiminin azaltılmasına yol açarak hem üretim maliyetlerinde tasarruf sağlanır, hem de üretim rezervlerinin daha verimli bir biçimde kullanılmasına imkan tanır. N_L adet iletim hattına sahip bir güç sisteminde toplam aktif güç kayıplarının minimizasyonu için aşağıdaki Eş.(3.38) ve Eş.(3.39)'daki gibi ifade edilmiştir (Wood ve ark., 2013).

$$\min f_1 = \min P_{Kayıp} = \sum_{k=1}^{N_L} g_k (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \delta_{ij}), \quad k \in N_L \quad (3.38)$$

$$\min f_1 = \min P_{Kayıp} = \sum_{i=1}^{N_L} r_i \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{V_i^2} \right) \quad (3.39)$$

Burada; $P_{Kayıp}$ güç sisteminin toplam aktif güç kayıplarını, N_L toplam iletim hattı sayısını, δ_{ij} i bara ile j bara arasındaki gerilimlerin açı farkını, V_i ve V_j i ve j baralarındaki gerilim genliğini, r_i i yük barasının direncini, P_i ve Q_i i barasındaki aktif gücü ve reaktif gücü ifade etmektedir. Basit iletim hatlı iki baralı dağıtım sistemi ise Şekil 3.1'de görsel olarak gösterilmektedir.



Şekil 3.1. Basit iletim hatlı iki baralı dağıtım sistemi

3.5.3. Gerilim sapması minimizasyonu

Gerilim sapması minimizasyonu, gücün azalmasına, elektrik üretiminin zarar görmesine, enerji kayıplarının azalmasına ve güç sisteminin kararlılığının miktarına neden olabilir. Güç sistemlerinde gerilim seviyeleri genellikle $\pm\%5$ aralığında tutulmaya çalışılır. Daha büyük gerilim sapmaları, hem tüketici hem de üretici açısından ciddi problemlere yol açabilir. Başlangıçta baraların beklenen gerilim değeri ile gerçek gerilim değeri arasındaki fark hesaplanır. Daha sonra tüm baralardaki gerilim sapma değerleri toplanır ve toplam gerilim sapması belirlenir. Gerilim sapması minimizasyonu toplam değeri aşağıdaki Eş. (3.40)'ta gösterilmektedir (Glover ve ark., 2012).

$$\min f_2 = \min V_d = \sum_{i=1}^{N_i} |V_i - V_i^{ref}|, \quad V_i^{ref} = 1 \text{ p.u} \quad (3.40)$$

Burada; N_i i yük baralarının toplam sayısını, V_d i nolu baranın toplam gerilim sapmasını, V_i i nolu baranın gerçek gerilimini, V_i^{ref} referans 1 p.u gerilim büyüklüğünü ifade eder. Güç sistemi içerisinde üretilen, tüketilen ve kayıplar nedeniyle ortaya çıkan güçlerin cebirsel toplamının sıfır olması gerekmektedir.

3.5.4. Eşitlik kısıtlamaları

Optimal yük akışı eşitlik kısıtlamalarında güç dengesinin sağlanması, gerilim ve faz açılarının belirlenmesi ve güç akışının hesaplanmasında önemli rol oynamaktadır. Bir güç sistemi içerisinde üretilen, tüketilen ve kayıplar nedeniyle oluşan güçlerin cebirsel toplamının 0 (sıfır) olması gerekmektedir. Dengeli bir güç sistemi için, i barasına generatör tarafından sağlanan aktif güç Eş. (3.41)'de, reaktif güç ise Eş. (3.42)'de formüle edilmiştir. (Wood ve ark., 2013).

$$P_{Gi} - P_{Li} - V_i \sum_{j=1}^{N_B} V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) = 0, \quad i \in N \quad (3.41)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Li} - V_i \sum_{j=1}^{N_B} V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) = 0, \quad i \in N_L \quad (3.42)$$

Yukarıda belirtilen eşitlik kısıtlamalarındaki sapmalar, Newton-Raphson yük akış hesaplamaları aracılığıyla kontrol edilip tespit edilir. Generatörler tarafından sağlanan toplam aktif ve reaktif güç, yüklerin ihtiyaçlarını ve iletim hatlarındaki kayıpları gidermelidir. Aşağıdaki Eş. (3.43) ve Eş. (3.44)'de gösterilmiştir.

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_G - \sum_j^{N_L} P_D - P_L \quad (3.43)$$

$$\sum_{i=1}^{N_G} Q_G - \sum_j^{N_L} Q_D - Q_L \quad (3.44)$$

3.5.5. Eşitsizlik kısıtlamaları

Optimal güç akışında eşitsizlik kısıtlamaları, elektrik güç sistemlerinin güvenli ve verimli bir şekilde çalışmasını sağlamak için kritik öneme sahiptir. Bu kısıtlamaların doğru belirlenmesi ve uygulanması, enerji sisteminin genel performansını iyileştirir. Eşitsizlik kısıtlamaları türleri ise gerilim büyüklüğü kısıtlamaları, generatör güç kısıtlamaları, transformatör kademe kısıtlamaları ve akım kısıtlamaları olarak sınıflandırılabilir. Generatör kısıtlamaları, generatörlerin minimum ve maksimum üretim sınırlarını belirler. Bu kapsamda, sorun ve çözüm, toplam yük talebini karşılamak için generatörlerin optimum güç üretim değerlerini bu sınırlar içinde belirlemektir.

Generatörlerin ürettiği aktif güç, belirlenen minimum ve maksimum üretim kapasitesi sınırları içinde olmalıdır. Generatör aktif güç sınırları Eş. (3.45)'teki gibi gösterilmektedir (Wood ve ark., 2013).

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max}, \quad 1 \leq i \leq N_G \quad (3.45)$$

Burada; P_{Gi}^{min} i generatörün minimum aktif güç değeri, P_{Gi}^{max} i generatörün maksimum aktif güç değeri, N_G ise generatör sayısıdır.

Generatörlerin ürettiği reaktif güç, belirlenen minimum ve maksimum üretim kapasitesi sınırları içinde olmalıdır. Generatör reaktif güç sınırları Eş. (3.46)'daki gibi gösterilmektedir.

$$Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{max}, \quad 1 \leq i \leq N_G \quad (3.46)$$

Burada; Q_{Gi}^{min} i generatörün minimum reaktif güç değeri, Q_{Gi}^{max} i generatörün maksimum reaktif güç değeri, N_G ise generatör sayısıdır.

i 'inci yük barasının yük gerilim değeri, ilgili bara için belirlenen minimum ve maksimum gerilim değerleri içinde olmalıdır. Bu gerilim değeri Eş. (3.47)'deki gibi gösterilmektedir.

$$V_{Li}^{min} \leq V_{Li} \leq V_{Li}^{max}, \quad 1 \leq i \leq N_L \quad (3.47)$$

Burada; V_{Li}^{min} i yük barasının minimum gerilim değeri, V_{Li}^{max} i yük barasının maksimum gerilim değeri, N_L ise i yük barası sayısıdır.

Gerilim düşümü ayarı, transformatörün kademe değerleri ayarlanarak gerçekleştirilir. Transformatörün kademe değeri genellikle 1 olarak kabul edilir. Bu transformatör kademe değer sınırları Eş. (3.48)'deki gibi gösterilmektedir.

$$T_i^{min} \leq T_i \leq T_i^{max}, \quad 1 \leq i \leq N_T \quad (3.48)$$

Burada; T_i^{min} i transformatörünün minimum kademe değeri, T_i^{max} i transformatörünün maksimum kademe değeri, N_T ise kademe transformatörünün sayısıdır.

i 'inci yük barasındaki gerilimin faz açısı, her i barası için belirlenen minimum ve maksimum değerler arasında olmalıdır. Bu gerilimin faz açısı değeri Eş. (3.49)'daki gibi gösterilmektedir.

$$\emptyset_i^{min} \leq \emptyset_i \leq \emptyset_i^{max} , \quad 1 \leq i \leq N_\emptyset \quad (3.49)$$

Burada; \emptyset_i^{min} i geriliminin minimum faz açısı değeri, \emptyset_i^{max} i geriliminin maksimum faz açısı değeri, N_\emptyset ise gerilimin faz açısı sayısıdır.

Güç sisteminde aktif olan her bir hattın taşıdığı görünür gücün, iletkenin taşıyabileceği maksimum görünür güç değerini aşmaması gerektiği belirtilmektedir. Bu görünür güç değeri Eş. (3.50)'deki gibi gösterilmektedir.

$$S_{Hi} \leq S_{Hi}^{max} , \quad 1 \leq i \leq N_{hat} \quad (3.50)$$

Burada; S_{Hi}^{max} i hat iletkeninin taşıyabileceği maksimum görünür güç değerini, N_{hat} ise sistemdeki mevcut hat sayısıdır.

3.6. Genetik Algoritma (GA)

3.6.1. Genel yapısı

Genetik algoritmanın temel yapısı, Darwin'in evrim teorisine dayanan bireylerin doğması, büyümesi, gelişmesi ve ölmesi prensibine dayanır. Bu yöntem ilk olarak 1975 yılında Michigan Üniversitesi'nden Prof. Dr. John Holland tarafından ortaya çıkmıştır. Genetik algoritmanın geniş çapta kullanımı ise Illinois Üniversitesi'nden Prof. Dr. David Goldberg'in çalışması sayesinde yaygınlaşmıştır (Mazumder, 1999). John Koza, 1992 yılında genetik algoritma yaklaşımını kullanarak çeşitli görevleri yerine getirebilen programlar geliştirmiş ve bu yaklaşımı genetik programlama olarak adlandırmıştır.

Genetik algoritma, biyolojik evrim süreçlerinden esinlenerek geliştirilen arama ve optimizasyon yöntemleri temel alan bir araştırma algoritmasıdır. Özellikle doğrusal olmayan fonksiyonların optimizasyonunda etkin çözüm yöntemi sunmaktadır (Demirel, 1999). Geleneksel optimizasyon teknikleriyle çözülmesi güç olarak kabul edilen çok değişkenli optimizasyon problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Goldberg, 1989). Genetik algoritma, bir veri kümesi içinden belirli bir veriyi seçmek amacıyla kullanılır ve bu yönüyle ideal bir optimizasyon yöntemi olarak öne çıkmaktadır. Evrim teorisinin "en iyinin hayatta kalması ve zayıf olanın elenmesi" ilkesine dayalı olarak, algoritma sürekli olarak daha iyi çözümler üretirken, düşük performans gösteren çözümleri elemektedir (Michalewicz, 1999; Bolat ve ark., 2004).

Genetik algoritmalar, başlangıç aşamasında rastgele oluşturulan ve birden fazla olası çözümü içeren popülasyon olarak adlandırılan bir çözüm grubu ile çalışmaya başlar. Bu popülasyondaki her bir değişken, kromozom olarak tanımlanan değişkenlerden oluşmaktadır. Kromozomlar, genlerin kombinasyonundan oluşur ve fonksiyonun tüm değişkenlerini içeren bireyleri temsil eder. Fonksiyonun tüm değişkenlerinin yan yana dizilmesiyle bir birey meydana gelir ve her birey popülasyonda bir satır olarak yer alır. Bireylerin oluşturduğu topluluk ise popülasyonu meydana getirir. Değişkenler farklı yöntemlerle kodlanabilir; en yaygın kullanılan kodlama yöntemi, ikili sayı sistemi (binary sistem) olarak bilinen 0 ve 1 dizilimidir. Bu sistemde kromozomlar, 0 ve 1 değerlerinden oluşan gen kombinasyonları şeklinde kodlanır. Popülasyonun sürekliliği ise biyolojik kurallara dayanmaktadır.

Popülasyondaki her birey için uygunluk fonksiyonu hesaplanır ve başarı kriterlerine daha yakın olan kromozomlar bir seçim yöntemiyle belirlenir. Başarısız bireyler elenirken, seçilen bireyler ebeveyn olarak kabul edilir ve aralarında çaprazlama yani üreme işlemi gerçekleştirilerek yeni nesil oluşturulur. Çaprazlama, ebeveynlerin genetik materyallerinin bazı kısımlarını yeni bireylere aktarması işlemidir. Çaprazlama sonucunda elde edilen yeni bireyler, ebeveynlerinin genetik kopyaları olabileceğinden, genetik çeşitliliği sağlamak amacıyla mutasyon işlemi uygulanır. Mutasyon, rastgele bazı genlerin değiştirilmesi işlemidir. Örneğin 0 değeri 1'e veya 1 değeri 0 değerine dönüşebilir. Algoritmada kullanılan mutasyon oranı, diğer bir ifadeyle gen değişiklik oranı, programın tasarımcısı tarafından belirlenmektedir.

Sonuç olarak, başarılı bireylerin genetik materyali alt nesillere aktarılırken, zayıf bireylerin genetik materyali zamanla ortadan kaybolur. Yeni nesillerin oluşumu ile birlikte gen havuzunun kalitesi de giderek artar. Başlangıç aşamasında gen havuzunda çok sayıda düşük uygunluk değerine sahip birey bulunmasına karşın jenerasyonlar ilerledikçe popülasyonun büyük bir kısmı daha başarılı bireylerden oluşmaktadır. Sonunda, tüm bireyler için aranan ideal çözümü temsil eder hale gelir. Bu durumda optimizasyon süreci tamamlanmış olur (Mazumder, 1999). Genetik algoritmanın çalışması sırasında programın sonlandırılma koşulu olarak, önceden belirlenen jenerasyon sayısına ulaşılması, algoritmanın çalışma süresinin tamamlanması veya belirli bir süre boyunca çözümün değişmemesi gibi kriterler kullanılabilir.

3.6.2. Uygunluk fonksiyonunun oluşturulması

Kısıtlı optimizasyon problemlerinde, kısıt ihlallerinin değerlendirilmesi amacıyla ceza fonksiyonu yaygın olarak kullanılmaktadır. Genetik algoritmalarda ise uygunluk fonksiyonu, genellikle amaç fonksiyonu ile ceza fonksiyonunun birlikte ele alınması yoluyla tanımlanmakta olup, bu iki fonksiyonun toplamı veya farkı olarak ifade edilmektedir (Fletcher, 2013). Maksimizasyon problemlerinde bu fonksiyonların farkı, minimizasyon problemlerinde ise toplamı alınır. Eğer herhangi bir problemin kısıt içermemesi durumunda, amaç fonksiyonu doğrudan uygunluk fonksiyonu olarak kabul edilebilir. Amaç fonksiyonuna, negatif değerlerin alınmasını engelleyecek şekilde yeterince büyük bir K katsayısı eklenir. Optimizasyon süreci tamamlandığında, eklenen bu katsayı sonuçtan çıkarılarak gerçek çözüm elde edilir.

Kısıtsız optimizasyon problemlerinde uygunluk fonksiyonu,

$$UF = K + AF(X_1 + X_2, \dots) \quad (3.51)$$

olarak ifade edilir. Burada;

- $AF(X_1 + X_2, \dots)$: Optimizasyonu yapılacak amaç fonksiyonu
 X_1, X_2, \dots : Fonksiyonun değişkenleri
 UF : Uygunluk fonksiyonu
 K : Uygunluk fonksiyonunun negatif değer almamasını sağlamak amacıyla kullanılan, yeterince büyük bir sabit katsayıyı ifade etmektedir.

Kısıt içeren optimizasyon problemlerinde en yaygın kullanılan yaklaşımlardan birisi ceza fonksiyonu yöntemidir. Bu yöntemde, kısıt ihlallerini temsil eden fonksiyonlar uygun ceza katsayılarıyla çarpılarak amaç fonksiyonu eklenir ve böylece çözüm yönü kontrol edilir. Denklem 3.52'de görüldüğü üzere ceza fonksiyonunun işareti, amaç fonksiyonunun en küçük değeri aranıyorsa pozitif, en büyük değeri aranıyorsa negatif olur (Venkatraman ve Yen, 2005).

Bu durumda uygunluk fonksiyonu,

$$UF = K + AF(X_1 + X_2, \dots) \mp P \quad (3.52)$$

olarak ifade edilmektedir. Bu denklemde belirtilen ceza fonksiyonu ise,

$$P = \sum_{i=1}^n r_i \times KF_i(X_1, X_2, \dots)^2 \quad (3.53)$$

olarak yazılır. Burada;

- P : Ceza fonksiyonu
 $KF_i(X_1, X_2, \dots)$: i 'nci kısıt fonksiyonu
 r_i : i 'nci kısıt fonksiyonu ceza katsayısını ifade etmektedir.

3.6.3. Başlangıç popülasyonunun oluşturulması

Başlangıç popülasyonu, çözüm sürecinin başlatılabilmesi amacıyla rastgele oluşturulan ve probleme ait değişkenlerin kodlanmış hallerini içeren bir gen havuzu olarak tanımlanmaktadır. Genler kullanılan kodlama yöntemine bağlı olarak farklı biçimlerde temsil edilebilmekle birlikte, en yaygın yaklaşım olarak ikili sayı sistemi kullanılarak 0 ve 1 rakamlarıyla ifade edilmektedir (Michalewicz, 1999; Carbono ve ark., 2005).

Genetik algoritmalarda, değişkenlerin ikili sayı sistemi kullanılarak kodlanması durumunda, başlangıç popülasyonunun oluşturulabilmesi için her bir değişkene ait bit (gen) sayısı aşağıda verilen denklem ile belirlenmektedir.

$$2^{\ell n} \geq \frac{X_n \text{ üst} - X_n \text{ alt}}{\varepsilon} - 1 \quad (3.54)$$

olarak yazılır. Burada;

- ℓn : n 'nci değişkenin bit sayısı
 $X_n \text{ üst}$: n 'nci değişkenin üst sınır değeri
 $X_n \text{ alt}$: n 'nci değişkenin alt sınır değeri
 ε : değişkenlerin artım aralığı değerini ifade etmektedir. Eş.(3.54)'ün kullanılması ile her bir değişkenin gen sayısı bulunabilir.

Buradan popülasyon sayısı ise,

$$PS \geq 1.65 \times 2^{0.21 \times \ell} \quad (3.55)$$

formülü ile hesaplanır. Burada;

- PS : Popülasyon sayısı ve popülasyondaki toplam birey sayısı

ℓ : Bir bireyin toplam bit (gen)sayı değerini ifade etmektedir.
Genel olarak mutasyon oranı ise,

$$\frac{1}{P.S.} \leq M.O. \leq \frac{1}{\ell} \quad (3.56)$$

formülü ile bulunur. Burada;

$M.O.$: Mutasyon oranı değerini ifade etmektedir.

3.6.4. Uygunluk fonksiyonunun hesaplanması

Popülasyonun her bir satırı bir bireyi temsil etmektedir. Bireyleri oluşturan değişkenlerin ikili kodları bilgisayar ortamında onluk sisteme dönüştürülerek uygunluk fonksiyonu hesaplanır. Elde edilen uygunluk değerlerine göre başarılı bireyler seçilir. Bu bireyler üzerinden seçim, çaprazlama ve mutasyon işlemleri uygulanarak yeni bir nesil oluşturulur. Bu süreçte yeni bir popülasyon (gen havuzu) için uygunluk fonksiyonu yeniden hesaplanmakta ve istenilen çözüme ulaşılan kadar döngünün tekrarlanması söz konusu olacaktır.

3.6.5. Genetik algoritma operatörleri

Genetik algoritmalar sonuç kalitesini artırmak için kullanılan temel mekanizmalar seçim, çaprazlama ve mutasyon operatörleridir. Bu operatörler, biyolojik evrim sürecinden ilham alarak popülasyonun nesiller boyunca gelişimini sağlar.

1.Seçilim: Seçim operatörü, mevcut popülasyon içerisinde bir sonraki neslin oluşturulmasında kullanılacak bireylerin belirlenmesini sağlar. Bu çalışmada ele alınan temel seçim yöntemleri aşağıda açıklanmıştır.

Rulet Seçilimi: Topluluktaki tüm bireylerin uygunluk değerleri toplanır. Her bireyin seçilme olasılığı, kendi uygunluk değerinin toplam uygunluk değerine oranı ile belirlenir.

Sıralı Seçilim: Popülasyondaki bireyler uygunluk değerlerine göre sıralanır. En düşük uygunluk değerine 1 değeri verilirken, daha iyi bireylere ise artan sıra değerleri verilir. Seçim olasılığı bu sıralamaya göre belirlenir.

Turnuva Seçilimi: Bu yöntemde popülasyon içerisinde rastgele seçilen k adet (genellikle 3, 5 veya 7 gibi tek sayılar) birey bir alt grup oluşturur. Bu bireyler arasından uygunluk değeri en iyi olan birey seçilir.

2.Çaprazlama: Çaprazlama operatörünün temel amacı, ebeveyn kromozomlar arasında genetik bilgi alışverişi yaparak yeni bireyler üretmektir. Bu çalışmada kullanılan başlıca çaprazlama yöntemleri aşağıda verilmiştir.

A)Tek noktalı çaprazlama:

Ebeveyn-1 : 1011010 | 01101101

Ebeveyn-2 : 1100101 | 10011010

Çocuk-1 : 1011010 | 10011010

Çocuk-2 : 1100101 | 01101101

B)Çift noktalı çaprazlama:

Ebeveyn-1 : 11010 | 01101 | 101001

Ebeveyn-2 : 00111 | 10010 | 010110

Çocuk-1 : 11010 | 10010 | 101001

Çocuk-2 : 00111 | 01101 | 010110

3.Mutasyon: Mutasyon operatörü, kromozomların kendi genleri üzerinde rastgele ve küçük değişimler yapılmasını sağlayan operatördür. Bu değişim işlemi, algoritmanın en iyi sonuçlara ulaşmasını sağlar. Bu kapsamda kullanılan mutasyon türleri aşağıda verilmiştir.

Pozisyona göre değişim: Kromozom içinde rastgele seçilen genlerin yerlerini değiştirilerek mutasyon gerçekleştirilir

Sıraya göre değişim: Kromozom üzerinde rastgele seçilen iki gen arasından, ikinci genin birinci genin önüne taşınmasıyla gen dizilimi oluşturulur.

	<u>Önce</u>	<u>Sonra</u>
Pozisyona göre değişim	<u>A</u> BCDEF	FBCDE <u>A</u>
Sıraya göre değişim	<u>A</u> BCDEF	<u>F</u> ABCDE
Kromozom	110101 <u>1</u> 0	110101 <u>0</u> 0

3.6.6. Genetik algoritmanın sonlandırılması

Her jenerasyonda, uygunluk fonksiyonu değerlerine bağlı olarak genetik algoritma operatörleri uygulanmakta ve popülasyon büyüklüğü kadar yeni çözümler üretilmektedir. En iyi çözüme ulaşıldığında, algoritma aynı sonuçları tekrar etmeye başladığından, bu durum jenerasyon sayısının sonlandırma şartı olarak belirlenmesinde kullanılmaktadır. Algoritma, uygun jenerasyon sayılarını belirlemek amacıyla farklı jenerasyon sayılarında birkaç kez çalıştırılır. Başlangıçta önceden belirlenmiş bir

jenerasyon seçilir ve tanımlanan değere ulaşıldığında genetik algoritmanın çalışması sonlandırılır. Genetik algoritma adımları aşağıda verilmiştir.

Adım 1. İlk adımda başlangıç popülasyonu oluşturulup, çözüm uzayında rastgele bir popülasyon (bireyler) oluşturulur.

Adım 2. Her birey için uygunluk fonksiyonu değeri hesaplanır. Bu, bireylerin çözüm kalitesini değerlendirir.

Adım 3. Başarılı bireyler, bir seçim yöntemiyle seçilir. Seçim genellikle uygunluk fonksiyonu değerlerine göre yapılır.

Adım 4. Seçilen bireyler arasında genetik materyalin karışması sağlanarak yeni bireyler üretilir. Bu işlemde ebeveynlerin genetik özellikleri birleşir.

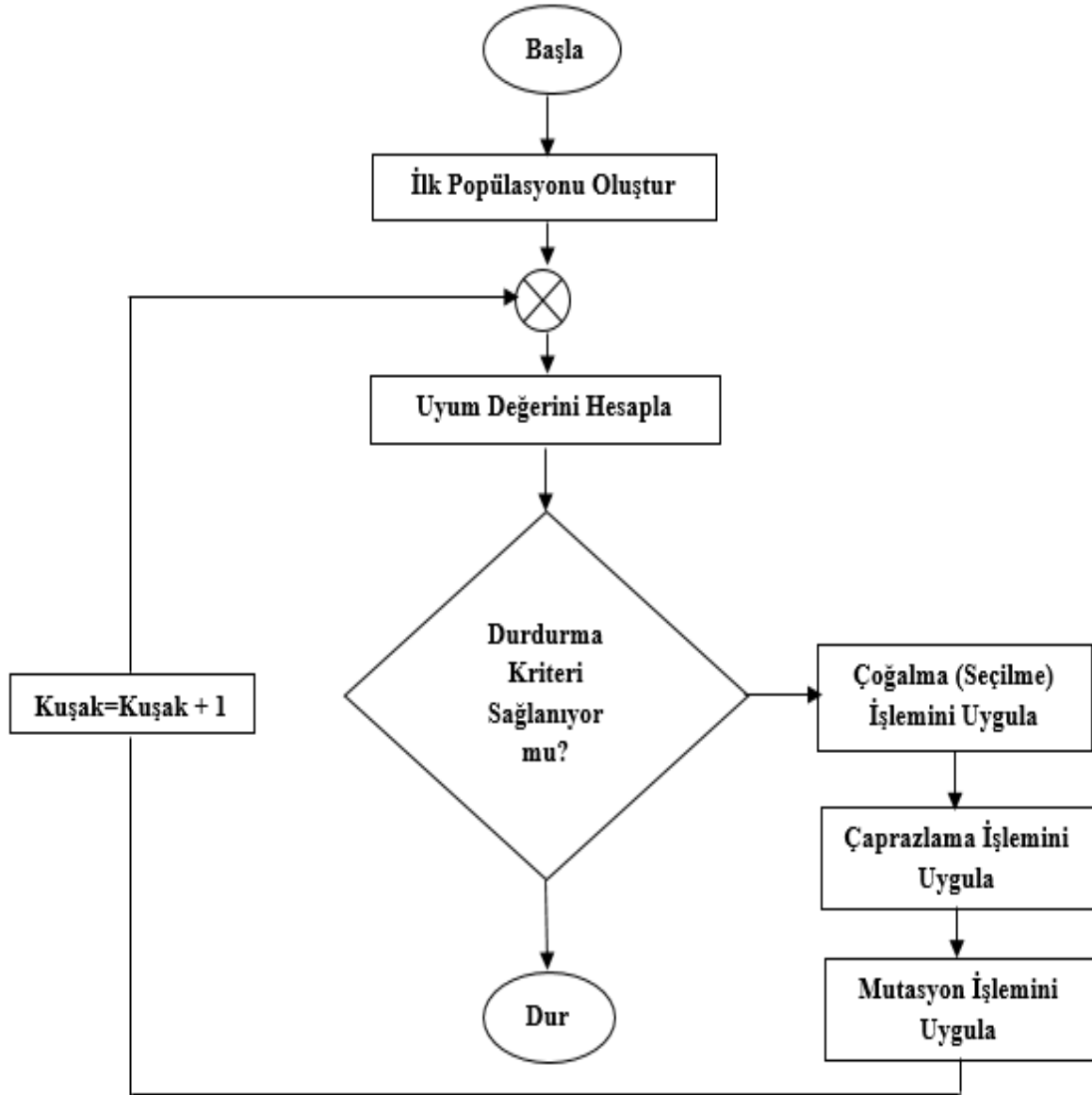
Adım 5. Yeni bireyler, küçük rastgele değişikliklerle mutasyona uğrattılır. Bu, çeşitliliği artırarak yerel optimumdan kaçmayı sağlar.

Adım 6. Çaprazlama ve mutasyon işlemleri ile elde edilen yeni bireyler bir araya getirilerek yeni bir popülasyon oluşturulur.

Adım 7. Algoritma, belirlenen sonlandırma kriterlerine göre devam eder ya da durur.

Adım 8. Eğer sonlandırma kriteri sağlanmışsa, optimal çözüm çıkarılır ve işlem sonlandırılır.

Bu adımlar, genetik algoritmaların temel işleyişini tanımlar ve bu süreç iteratif (tekrarlayan) olarak devam eder.



Şekil 3.2. Genetik algoritmanın akış şeması

3.7. Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO)

Parçacık sürü optimizasyonu (PSO), 1995 yılında J. Kennedy ve R.C. Eberhart tarafından geliştirilmiş bir algoritmadır. Bu yöntem balık, kuş ve arı gibi canlıların sürü davranışlarından esinlenerek, bir arama alanında optimizasyon problemlerine çözüm bulmayı amaçlayan popülasyon tabanlı bir yaklaşımdır ve doğrusal olmayan optimizasyon problemlerini çözmek için tasarlanmıştır (Kennedy ve Eberhart, 1995; Hemberger ve ark., 2007).

PSO algoritması, genetik algoritmalar gibi evrimsel hesaplama teknikleriyle birçok açıdan benzerlik göstermektedir. Kuşların, uzayda yerlerini bilmedikleri bir yiyeceği arama davranışı, bir optimizasyon problemi için çözüm arama sürecine

benzetilir. Kuşlar yiyecek arayışında genellikle en yakın yiyeceğe ulaşan diğer kuşları takip ederler. Arama uzayındaki her birey, parçacık olarak adlandırılır ve bir kuş gibi hareket eder. Bir parçacık hareket ettiği anda, bulunduğu koordinatlar belirli bir fonksiyona iletilerek uygunluk değeri hesaplanır. Bu sayede parçacığın yiyeceğe olan uzaklığı belirlenmiş olur (Shami ve ark., 2022). PSO algoritmasında her parçacık, başarılı yaşlıların özelliklerini gözlemleyerek kendini geliştirmeye çalışır. Ayrıca, her parçacığın bir belleği bulunur ve bu bellek sayesinde parçacık, keşfettiği arama alanındaki en iyi konumunu hatırlayabilir. Bir parçacığın kendi en iyi konumu “*pbest*” olarak adlandırılırken, popülasyondaki tüm parçacıklar arasında en iyi konum ise “*gbest*” olarak tanımlanır (Wang ve ark., 2018; Gad, 2022).

3.7.1. Parçacık sürü optimizasyonu formülasyonu

Parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yönteminde, mevcut sürüdeki parçacıklar, optimizasyon probleminin olası çözümlerini sunar. Her parçacık, kendi deneyimi ve komşu parçacıkların deneyimlerinden faydalanarak konumunu günceller. Bir parçacığın N-boyutlu araştırma uzayındaki konumu ve hızı Eş. (3.57) ve Eş. (3.58) ile ifade edilir.

$$X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN}) \quad (3.57)$$

$$V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iN}) \quad (3.58)$$

Bir parçacık tarafından ulaşılan en iyi konum aşağıdaki Eş. (3.59)’daki gibi ifade edilir.

$$Pbest_1 = (X_{i1}^{best}, X_{i2}^{best}, \dots, X_{iN}^{best}) \quad (3.59)$$

Popülasyon içindeki parçacıklar arasında en iyi konuma sahip olan parçacık ise, Eş. (3.60)’ta gösterildiği şekilde ifade edilir.

$$Gbest_i = (X_{i1}^{best}, X_{i2}^{best}, \dots, X_{iN}^{best}) \quad (3.60)$$

Her bir parçacığın (k+1) adımındaki güncellenmiş hızı ve konumu aşağıdaki Eş. (3.61) ve Eş. (3.62) ile formüle edilmiştir.

$$X_i^{(k+1)} = X_i^k + V_i^{(k+1)} \quad (3.61)$$

$$V_i^{k+1} = w \cdot V_i^k + c_1 \cdot rand_1 \cdot (Pbest_i^k - X_i^k) + c_2 \cdot rand_2 \cdot (Gbest_i^k - X_i^k) \quad (3.62)$$

Burada;

- V_i^{k+1} : i bireyin (k+1) iterasyondaki konumu,
- w : Ağırlık parametresi,
- V_i^k : i bireyin k iterasyondaki hızı,
- c_1 ve c_2 : Kavramsal ve sosyal ivme faktörleri,
- $rand_1$ ve $rand_2$: [0,1] aralığındaki rastgele oluşturulmuş iki sayı,
- $Pbest_i^k$: k iterasyon boyunca i bireyin en iyi konum,
- $Gbest_i^k$: k iterasyonu boyunca grubun en iyi konumu,
- X_i^{k+1} : i bireyin (k+1) iterasyondaki konumu,
- x_i^k : i bireyin k iterasyondaki konumu
- k : İterasyon sayısı

Ağırlık parametresi (w), sürünün bölgesel araştırma yeteneğini kontrol etmeyi sağlayan büyüklüktür (Attous ve Labbi, 2009). Ağırlık parametresi k iterasyonunun bir fonksiyonu olarak aşağıdaki Eş. (3.63)'deki gibi ifade edilir (Akay, 2009).

$$w(k) = w_{max} - \left(\frac{w_{max} - w_{min}}{max_{iterasyon}} \right) \cdot xk \quad (3.63)$$

Burada,

- w_{max} : İterasyon başındaki ağırlık parametresinin değeridir,
- w_{min} : İterasyon sonundaki ağırlık parametresinin değeridir,
- $max_{iterasyon}$: Maksimum iterasyon sayısı,

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritmasında, her parçacık kendine özgü bir hıza sahiptir ve bu hız, parçacığın diğer parçacıklardan edindiği bilgilere dayanarak en iyi çözüme doğru yönlendirilmesini sağlar. Her güncelleme adımında, bu hız, parçacığın önceki en iyi çözümlerinden elde edilen veriler de dikkate alınarak yeniden hesaplanır. Bu süreç, popülasyondaki bireylerin zamanla daha iyi pozisyonlara ulaşmasını sağlar. Parçacık sürü optimizasyon algoritması adımları aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Her bir parçacık, rastgele seçilen başlangıç pozisyonları ve hız değerleri kullanılarak oluşturulmaktadır.

Adım 2. Popülasyondaki tüm bireylerin uygunluk değerleri hesaplanmaktadır.

Adım 3. Her yenileme adımında, tüm bireyler bir önceki adımda elde edilen en iyi çözüm (Pbest) ile karşılaştırılır. Daha iyi bir çözüm bulunması durumunda, önceki değer yeni değer ile güncellenir.

Adım 4. Yenileme sırasında elde edilen en iyi değer, mevcut küresel en iyi değerden daha iyiye, küresel değer yeri değiştirilir.

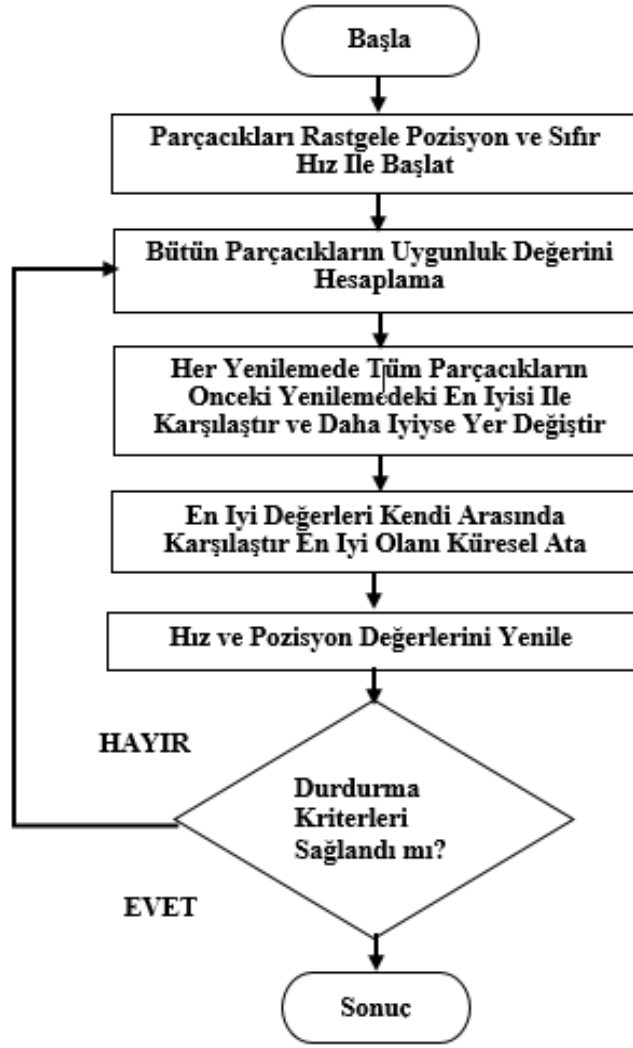
Adım 5. Pozisyon ve hız değerlerinin güncellenmesi.

Adım 6. Durdurma kriteri sağlanana kadar adımlar tekrarlanır. Eğer durdurma kriteri karşılanmazsa, 2 ile 5 arasındaki adımlar yeniden uygulanır.

Adım 7. Eğer iterasyon sayısı belirlenen maksimum limite ulaşırsa, işlem sonlandırılır.

Adım 8. Son olarak optimal çözüme ait sonuçlarının çıktısı alınır.

Bu adımlar, parçacık sürü optimizasyon algoritmalarının temel işleyişini tanımlar. Küresel en iyi çözümlerini güncellediği, durdurma kriteri sağlanana kadar hız ve konumların tekrarlı olarak iyileştirildiği bir optimizasyon sürecini özetlemektedir.



Şekil 3.1. Parçacık sürü optimizasyonu (PSO) akış şeması

3.8. Yapay Arı Kolonisi Algoritması (YAK)

Yapay arı kolonisi (YAK) algoritması, 2005 yılında Karaboğa tarafından geliştirilmiştir. Bu algoritma, işçi, gözcü ve kaşif arıların doğal besin arama davranışlarının belirli kurallar çerçevesinde modellenmesiyle oluşturulmuştur. Algoritmanın temelinde, arıların kovan çevresinde bulunan besin kaynakları hakkında bilgi paylaşımı yoluyla kolektif bir zekâ mekanizması oluşturmasında yatmaktadır (Karaboğa, 2004; Akay, 2009). Bilim insanları, doğada bulunan canlıların sürü davranışlarının analiz edilerek, bu davranışlardan faydalanılabileceğini ve özellikle sistem analizleri ile kontrolü alanlarında kullanılabileceğini ortaya koymuşlardır. Kuş sürülerinin göç sırasındaki uçuş düzenleri, karıncaların yiyecek arama davranışları ve balık sürülerinin birlikte hareket etme veya kaçışma gibi örnekler, sürü davranışlarının temsillerindedir. Son yıllarda, biyologlar ile bilgisayar uzmanları, "Yapay Yaşam"

alanı kapsamında bu tür davranışları modelleyerek, sürüler arasındaki iletişim mantığını incelemektedirler. "Sürü Zekası" olarak adlandırılan bu yaklaşım, optimizasyon problemleri, robot teknolojileri ve askeri uygulamalar gibi alanlarda başarılı sonuçlar elde edilmesi nedeniyle, üzerine yapılan çalışmalar giderek artmıştır (Karaboğa, 2004; Abu-Mouti ve El-Hawary, 2012).

Sürü zekasını modelleyen yöntemlerden biri, yapay arı kolonisi (YAK) algoritmasıdır. Özellikle bal arısı sürüleri, görev paylaşımını doğal bir biçimde gerçekleştirerek çevresel değişimlere karşı topluluk zekalarıyla uyarlanabilir tepkiler verebilmeleriyle dikkat çekmektedir. Yapay arı kolonisi (YAK) algoritması, arıların yiyecek arama davranışlarının modellenmesiyle geliştirilmiş olup, işçi arılar, gözcü arılar ve kaşif arılar olmak üzere üç farklı arı grubunu içermektedir (Kwannetr ve ark., 2010).

Modelde, işçi arılar kaynaklara yönlendirilerek her bir kaynağın nektar miktarları hesaplanır. Eş zamanlı olarak, gözcü arılar farklı kaynaklara yönlendirilerek nektar miktarları değerlendirilir. Ardından kaşif arılar, rastgele yeni kaynaklar keşfetmek üzere görevlendirilir. Durma kriteri sağlanana kadar en iyi kaynak hafızada saklanır. Yiyecek kaynaklarının oluşturulması, algoritmada kullanılan her bir parametrenin alt ve üst sınırları dikkate alınarak rastgele geliştirilmektedir (Karaboğa ve Baştürk, 2007; Slimani ve Bouktir, 2011).

Arama uzayı, yiyecek kaynaklarını barındıran kovan çevresi olarak kabul edilirse, bu çevrede başlangıçta rastgele besin kaynakları oluşturma süreci başlatılır. Rastgele çözüm üretimi, her bir parametrenin alt ve üst sınırları arasında seçilen rastgele değerlerle gerçekleştirilmektedir. Besin kaynağının yerinin tespiti, aşağıdaki Eş. (3.66) kullanılarak tespit edilmektedir (Karaboğa ve Baştürk, 2007).

$$i = 1, 2, \dots, SN \quad (3.64)$$

$$j = 1, 2, \dots, D \quad (3.65)$$

$$X_{ij} = X_j^{min} + rand(0,1)(X_j^{max} - X_j^{min}) \quad (3.66)$$

Burada;

i : Besin kaynağının sayısı,

- j : Parametre sayısı
 SN : Yiyecek kaynağı sayısı,
 D : Optimize edilecek parametre sayısı,
 X_j^{max} : j parametrenin üst sınırı,
 X_j^{min} : j parametrenin alt sınırını ifade etmektedir.

Arama uzayında çözüm değeri oluşturulurken, işçi arılar rastgele bir besin kaynağını seçerler. Ardından, seçilen besin kaynağının kalitesi, başka bir ifadeyle elde edilen çözümün değeri hesaplanır ve bu değer hafızaya kaydedilir. İşçi arıların besin kaynaklarına yönelme süreci ilerledikçe, hafızada tutulan bilgiler problem amacına uygun biçimde sürekli olarak güncellenir ve korunarak hafızada saklanmaya devam eder. Çözüm değerini iyileştirecek yeni değerler, hafızada tutulur. Bu süreç aşağıdaki Eş. (3.67) ile ifade edilebilir.

$$V_{ij} = X_{ij} + \emptyset_{ij}(X_{ij} - X_{kj}) \quad (3.67)$$

X_i ile gösterilen her bir kaynak için, bu kaynağın çözümünün tek bir parametresi rastgele seçilen parametre j değiştirilerek X_i 'in komşuluğunda V_i kaynağı bulunur. Eş. (3.67)'de, j [1, D] aralığında rastgele üretilen bir tamsayıdır. Rastgele seçilen j parametresi değiştirilirken, yine rastgele seçilen X_k komşu çözümünün ($k \in \{1, 2, \dots, SN\}$) j parametresi ile mevcut kaynağın j parametresinin farkları alınır ve bu farklar, [-1, 1] arasında rastgele değerler alan \emptyset_{ij} sayısı ile çarpıldıktan sonra mevcut kaynağın j parametresine eklenir. Eş.(3.67)'de görüldüğü gibi X_{ij} ve X_{kj} arasındaki fark azaldıkça, yani çözümler birbirine daha yaklaştıkça, X_{ij} parametresindeki değişim miktarı da azalır. Bu şekilde, bölgesel optimal çözüme yaklaşıldıkça değişim miktarı adaptif olarak azalır. Eğer üretilen V_{ij} değeri sınırları aşarsa, bu durumda j parametre değeri alt veya üst sınır değerine çekilir. Aşağıdaki Eş. (3.68) ile ifade edilir.

$$V_{ij} = \begin{cases} X_j^{min}, & V_{ij} < X_j^{min} \\ V_{ij}, & X_j^{min} \leq V_{ij} \leq X_j^{max} \\ X_j^{max}, & V_{ij} > X_j^{max} \end{cases} \quad (3.68)$$

Bu bilgiler doğrultusunda besin kaynağının uygunluk değeri aşağıdaki Eş. (3.69)'a göre hesaplanır.

$$fitness_i = \begin{cases} 1/(1 + f_i) & f_i \geq 0 \\ 1/abs(f_i) & f_i < 0 \end{cases} \quad (3.69)$$

Burada f_i , V_i kaynağının yani çözümünün maliyet değerini göstermektedir. Bir kaynağın uygunluk değerinin, tüm kaynakların uygunluk değerleri toplamına oranı, o kaynağın diğer kaynaklarla karşılaştırıldığında seçilme olasılığını ifade etmektedir. Seçim olasılığının hesaplanış şekli aşağıdaki Eş. (3.70)'e göre hesaplanır.

$$P_i = \frac{fitness_i}{\sum_{i=1}^{SN} fitness_i} \quad (3.70)$$

Burada;

$fitness_i$: Kaynağın kalitesini,

SN : Görevli işçi arı sayısını,

P_i : Genellikle işçi arılar tarafından keşfedilen ve seçilen bir besin kaynağını ifade eder.

Yapay arı kolonisi (YAK) algoritması, çözüm arama süreçlerinde işçi arıları ve gözcü arıları gibi yapay bileşenler kullanarak optimizasyon problemlerine çözüm arar. Yapay arı kolonisi (YAK) algoritma adımları aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Başlangıç parametreleri belirlenir.

Adım 2. Yük akışını gerçekleştir ve başlangıç popülasyonun uygun değeri tespit edilerek bu değeri kontrol etmek amacıyla bir sayaç değişkeni oluşturulur. Rastgele besin kaynakları oluşturulur ve bu besin kaynaklarına dayanarak işçi arıları ve gözcü arıların sayıları belirlenir.

Adım 3. İşçi arıları, mevcut çözümün yakınlarında yeni çözümler arar. Her işçi arı, bir besin kaynağının etrafında rastgele bir değişiklik yaparak yeni bir çözüm üretir. Yeni çözüm, mevcut çözümle karşılaştırılır.

Adım 4. Gözcü arıları, işçi arılarının en iyi çözümlerini gözlemler ve bunları daha ayrıntılı şekilde değerlendirir. Gözcü arılarının amacı, tüm çözümler arasında en iyi olanı bulmak ve bu çözümü tüm koloninin bir parçası yapmak için geri bildirimde bulunmaktır.

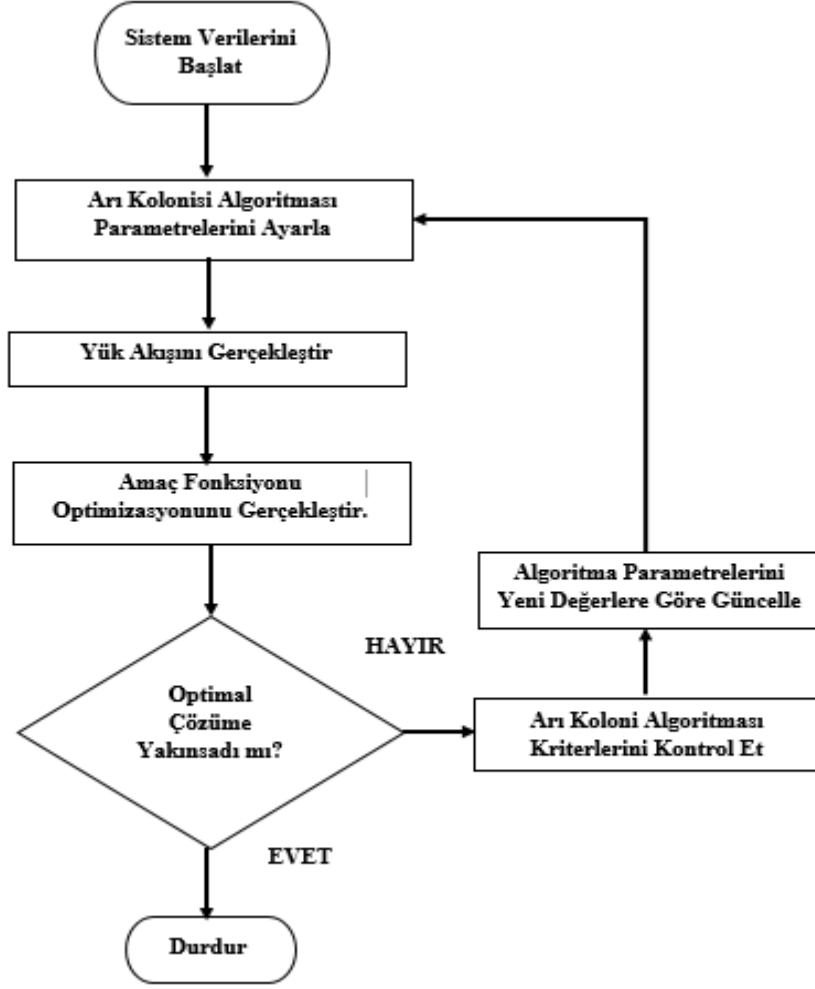
Adım 5. Algoritma her iterasyonda çözümleri günceller. Bir çözümde iyileştirme yapılmadığında, bu çözümün limit değeri artırılır. Eğer limit değeri belirli bir eşiği aşarsa, bu çözüm terk edilir ve yeni bir rastgele çözüm üretilir. Ayrıca, algoritmanın belirtilen iterasyon sayısına (dönüş sayısına) ulaşması beklenir. Eğer bu sayı aşılmadıysa, algoritma bir sonraki iterasyona geçer.

Adım 6. Algoritma en iyi çözümü bulana kadar devam eder. İterasyonların sonunda, en iyi çözüm (fitness değeri en yüksek olan) seçilir ve bu çözüm sonuç olarak kabul edilir.

Adım 7. Algoritma, belirlenen iterasyon sayısına ulaştığında veya başka bir bitiş koşulu sağlandığında sonlandırılır.

Adım 8. Sonuç tatmin edici değilse, iterasyon sayısı artırılır ve yeni çözüm için 2. adıma geçilir.

Bu süreçte işçi ve gözcü arıları, çözüm arama sürecine katkıda bulunarak, her iterasyonda daha iyi ve daha iyi sonuçlar elde edilmesini sağlar. Algoritma, en iyi çözümü bulana kadar iterasyonlar yaparak, çok sayıda çözüm üzerinde çalışır ve problem çözmeye sürecini sürekli olarak iyileştirir.



Şekil 3.4. Yapay arı kolonisi (YAK) akış şeması

3.9. Optimizasyon Algoritması

3.9.1. Balçık küfü algoritması (BKA)

Balçık Küfü Algoritması (BKA), balçık küfünün doğadaki salınımına dayanan Physarum Polycephalum adlı tek hücreli organizmanın tüm yaşam döngüsü yerine beslenme davranışını taklit eden değişken bir optimizasyon algoritmasıdır. Li ve ark. (2020) tarafından yakın zamanda tanıtılan nüfus varlığına dayalı meta sezgisel bir algoritmadır (Li ve ark., 2020). Basit yapısı, mükemmel optimizasyon yetenekleri ve çeşitli karmaşık gerçek dünya problemleriyle başa çıkmada kabul edilebilir yakınsaması nedeniyle son zamanlarda araştırmacıların büyük ilgisini çekmektedir. Balçık küfü, yiyecekleri en verimli şekilde bağlamak için biyoosilatöre dayalı yayılma dalgası sırasında pozitif ve negatif geri bildirim mekanizmalarıyla uyarlanabilir (Latty ve Beekman, 2010).

Physarum polycephalum, nemli ortamlarda yaşayan bir organizmadır. Beslendiği noktalar arasında enerji harcamalarını azaltarak en kısa ve en verimli bağlantıyı oluşturma yeteneğine sahiptir. Bu yeteneği sayesinde doğada karmaşık ve optimal yollar oluşturur. Bu yolların temel özellikleri şu şekilde ifade edilir.

- Enerji verimliliğini maksimize eden yolları oluşturur.
- Alternatif rotalar geliştirerek problem çözme yeteneğini gösterir.
- Çevresel değişikliklere adapte olabilir.

Balçık küfü, organik maddeyi besin olarak arar, onu çevreler ve sonra sindirmek için enzimler salgılar. Besin bakış açısıyla zengin bölgelere uyum sağlama kabiliyeti yüksek olup, bu ortamda daha kalın ve güçlü yollar oluşturabilir (Khunkitti ve ark., 2021). Farklı besin bölgelerine sahip seçenekler arasında, en yüksek sıcaklıklara sahip olan yiyeceğe yönelmesi mümkündür. Balçık küfünün çevreye zarar vermemesi için hızlı ve doğru kararlar alması gerekmektedir. Besin seçerken hız ve doğruluk arasında bir denge kurmalı, belirli bir alana bağlı kalmaksızın farklı bölgeleri de keşfetmelidir. Yüksek kaliteli besinlerle karşılaştığında bu bölgeden ayrılması zorlaşır. Biyolojik olarak aynı anda birden fazla besin kaynağını kullanabilme kabiliyetine sahiptir. Bu nedenle, daha kaliteli bir besin bulduğunda, her iki kaynağı da aynı anda kullanabilmek için biokütlesinin bir kısmını bölerek yayılabilir (Li ve ark., 2020).

Başlatma aşamasında, başlangıç aday çözümleri arama bölgesi boyunca rastgele üretilir. Başlangıç aday çözümü aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$X_i^{lni} = rand \times (ub - lb) + lb, i = 1, 2, \dots, N \quad (3.71)$$

X_i^{lni} , ilk bireyin pozisyonunu gösterir. ub ve lb , optimizasyon probleminin üst ve alt sınırlarıdır. N , etken sayısını temsil eder.

Çözüm matrisi X aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$X = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,j} & x_{1,j+1} & \dots & x_{1,D} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1} & \dots & x_{i,j} & x_{i,j+1} & \dots & x_{i,D} \\ x_{i+1,1} & \dots & x_{i+1,j} & \ddots & \dots & x_{i+1,D} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \dots & x_{N,j} & x_{N,j+1} & \dots & x_{N,D} \end{pmatrix} \quad (3.72)$$

Burada D , optimizasyon probleminin boyutunu ifade eder.

Balçık küfü algoritması doğada gözlemlenen etkinlikten ilham alarak geliştirilmiş olup, aşağıdaki alanlarda başarılı şekilde uygulanabilir. Bunlar;

a) Ağ Optimizasyonu: Telekomünikasyon ağlarının tasarımı, şehir içi ulaşım sistemlerinin iyileştirilmesi, metro ve yol sistemlerinin optimizasyonu.

b) Yönlendirme ve Rota Planlama: Otonom robotların hareket planlaması, kargo ve lojistik şirketleri için rota optimizasyonu, alternatif güzergâh bulma sistemleri, yapay zekâ tabanlı karar verme mekanizmaları.

c) Biyomedikal Uygulamalar: Kan damarların simülasyonu, sinir ağlarının modellenmesi gibi birçok alanda başarılı sonuçlar elde etmek için kullanılabilir.

Eğer daha derinlemesine bir uygulama geliştirmek istersek, farklı optimizasyon parametreleri ekleyerek veya makine öğrenmesiyle entegre ederek algoritmayı geliştirebiliriz.

3.9.2. Balçık küfü algoritmasının matematiksel modeli

Bu bölümde algoritmanın matematiksel modeli, yiyeceklere yaklaşma, yiyecekleri sarma ve salınım aşaması olarak üç alt başlık altında açıklanacaktır (Gharehchopogh ve ark., 2023; Duan ve ark., 2025).

3.9.2.1. Yiyeceklere yaklaşma

Yiyeceğe yaklaşma aşamasında, balçık küfü yiyeceğe, havadaki koku konsantrasyonu seviyesine göre yaklaşabilir. Bu yaklaşma davranışını aşağıdaki matematiksel formül Eş. (3.73)'te ifade edilmiştir.

$$\overrightarrow{X}_{(t+1)} = \begin{cases} \overrightarrow{X}_b(t), + \overrightarrow{vb} \cdot (\overrightarrow{W} \cdot \overrightarrow{X}_A(t) - \overrightarrow{X}_B(t)), & r < p \\ \overrightarrow{vc} \cdot \overrightarrow{X}(t), & r \geq p \end{cases} \quad (3.73)$$

Burada \overrightarrow{vb} [-a, a] negatif değer (-1) ile pozitif değer (+1) aralığında bir parametre, \overrightarrow{vc} 1'den 0'a doğrusal olarak azalan bir sayıdır. \vec{X} balçık küfünün yerini belirtir. $\overrightarrow{X}_b(t)$ şimdiye kadar bulunan en yüksek koku konsantrasyonuna ait bireysel konum, (t) şimdiye kadarki iterasyon sayısını göstermektedir. $\overrightarrow{X}_A(t)$ ve $\overrightarrow{X}_B(t)$ ise sırasıyla balçık küfünden rastgele seçilmiş iki bireydir. \overrightarrow{W} ise balçık küfünün ağırlığını

ifade eder. r (*rand*) 0 ile 1 arasında rastgele oluşturulmuş rastgele bir sayıyı temsil eder. p ve a sırasıyla aşağıdaki Eş. (3.74) ve Eş. (3.75)'teki formüller kullanılarak hesaplanır.

$$p = \tan h|S(i) - DF|, \quad i \in 1,2, \dots, N \quad (3.74)$$

$$a = \arctan h \left(-\left(\frac{t}{\max_t}\right) + 1 \right) \quad (3.75)$$

Burada $i \in 1,2, \dots, N$ \vec{X} 'in uygunluk fonksiyon değeri $S(i)$ ile ifade edilir. DF , ise tüm iterasyonlarda elde edilen en iyi uygunluk değeridir. \max_t maksimum iterasyon sayısıdır. \vec{W} 'nin matematiksel olarak gösterimi aşağıdaki Eş. (3.76) ve Eş.(3.77)'te ifade edilmiştir.

$$\overrightarrow{W(koku_indeksi(i))} = \begin{cases} 1 + r \cdot \log \left(\frac{bF-S(i)}{bF-wF} + 1 \right), & \text{koşul} \\ 1 - r \cdot \log \left(\frac{bF-S(i)}{bF-wF} + 1 \right), & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.76)$$

$$koku_indeksi = sırala(S) \quad (3.77)$$

r , [0,1] arasında rastgele üretilen bir sayıyı gösterir. Maksimum iterasyon sayısı \max_t , şimdiye kadarki iterasyondaki en iyi uygunluk değeri bF , en kötü uygunluk değeri wF ile ifade edilmektedir. $koku_indeksi$ arama uzayındaki uygunluk fonksiyonu değerlerinin minimumdan maksimuma veya maksimumdan minimuma sıralanması olarak tanımlanır.

3.9.2.2. Yiyecekleri sarma

Bu yaklaşımda, balçık küfün venöz doku yapısının büzülme modu matematiksel olarak simüle edildiğini göstermesini sağlar. Damar tarafından yüksek konsantrasyonda yiyecek büzüldüğünde balçık küf tarafından güçlü bir dalga üretilir ve bu da hızlı bir sitoplazmik akışa ve kalın bir damara neden olur. Yiyecek konsantrasyonu ile damar genişliği arasındaki ilişki Eş.(3.76) formülü ile matematiksel olarak simüle edilir. Bu nedenle, yiyecek konsantrasyonu tatmin edici olduğunda bölge yakınındaki ağırlık daha büyüktür. Bölgenin ağırlığı daha düşük konsantrasyonlar için azalır ve böylece diğer

bölgelerin keşfedilmesine olanak tanır. Balçık küfün konumunu güncellemek için matematiksel formül gösterimi aşağıdaki Eş.(3.78)'deki gibi gösterilmektedir.

$$\vec{X}^* = \begin{cases} \text{rand.}(UB - LB) + LB, & \text{rand} < z \\ \vec{X}_b(t) + \vec{vb} \cdot (W \cdot \vec{X}_A(t) - \vec{X}_B(t)), & r < p \\ \vec{vc} \cdot \vec{X}(t), & r \geq p \end{cases} \quad (3.78)$$

UB ve LB , yiyecekleri arama aralığının üst ve alt sınırlarını temsil eder. r ve rand $[0, 1]$ aralığındaki rastgele değerleri gösterir. z , ise $[0, 0.1]$ aralığındaki keşif ve kullanım arasındaki dengeyi koruyan bir parametredir.

3.9.2.3. Salınım

Salınım aşamasında balçık küf, damarlardaki sitoplazmik akışı değiştirmek için bir yayılma dalgası üreten biyolojik osilatör tarafından değiştirilir. Böylece, damarlar, gıda konsantrasyonu açısından daha iyi bir konumda olma eğilimine bağlıdır. \vec{W} , \vec{vb} ve \vec{vc} balçık küfünün venöz genişliğindeki değişiklikleri simüle etmek amacıyla kullanılır. Balçık küf, daha yüksek konsantrasyona sahip yiyeceklerin bulunduğu yere daha hızlı yaklaşabilir. Ancak, daha düşük yiyecek konsantrasyonlarına sahip yerlerde, yavaş yaklaşır. Bu şekilde, optimum yiyecek kaynağı seçilerek balçık küf verimliliği artırılır. Balçık küfünün seçici davranışı \vec{vb} ve \vec{vc} arasındaki sinerjik etkileşimle taklit edilir. Balçık küf, farklı alanları keşfetmek için bazı organik maddeleri ayırır. Bu davranış, daha iyi bir yiyecek kaynağı bulmuş olsa bile, daha yüksek kalitede bir yiyecek kaynağını araştırır. İkinci durum ayrıca balçık küfünün yalnızca bir kaynağı araştırmasını önler. Dahası, yiyecek kaynağına yaklaşma veya başka kaynaklar bulma kararı, \vec{vb} 'nin salınım süreciyle simüle edilir. Kuru ortam ve ışık gibi bazı kısıtlamalar olabilir ve bu da balçık küf hesaplamasına izin vermez. Ancak, yerel bir optimumda sıkışmadan daha yüksek kalitede bir yiyecek kaynağı bulma olasılığı artar (Premkumar ve ark., 2020; Thakur ve ark., 2024). Balçık küf algoritma adımları ve akış diyagramı aşağıdaki Şekil 3.5'te gösterilmektedir.

Adım 1: Algoritmayı başlat.

Adım 2: IEEE 30 baralı sisteme ait bara, hat/trafo ve yük verilerini oku.

Adım 3: Amaç fonksiyonunu tanımla (aktif güç kaybı ve gerilim sapsmasının minimize edilmesi).

Adım 4: BKA parametrelerini başlat (popülasyon büyüklüğü, maksimum iterasyon sayısı).

Adım 5: Her birey için Newton Raphson yöntemiyle yük akışı analizini gerçekleştir.

Adım 6: İterasyon sayacını başlat.

Adım 7: BKA ağırlıklarını (W) güncelle.

Adım 8: Rastgele sayı üret ve güncelleme koşulunu kontrol et.

Adım 9: İlgili denklemler (Eş. 3.78) kullanılarak konumları güncelle.

Adım 10: Güncellenen konumlar için yük akışını yeniden hesapla.

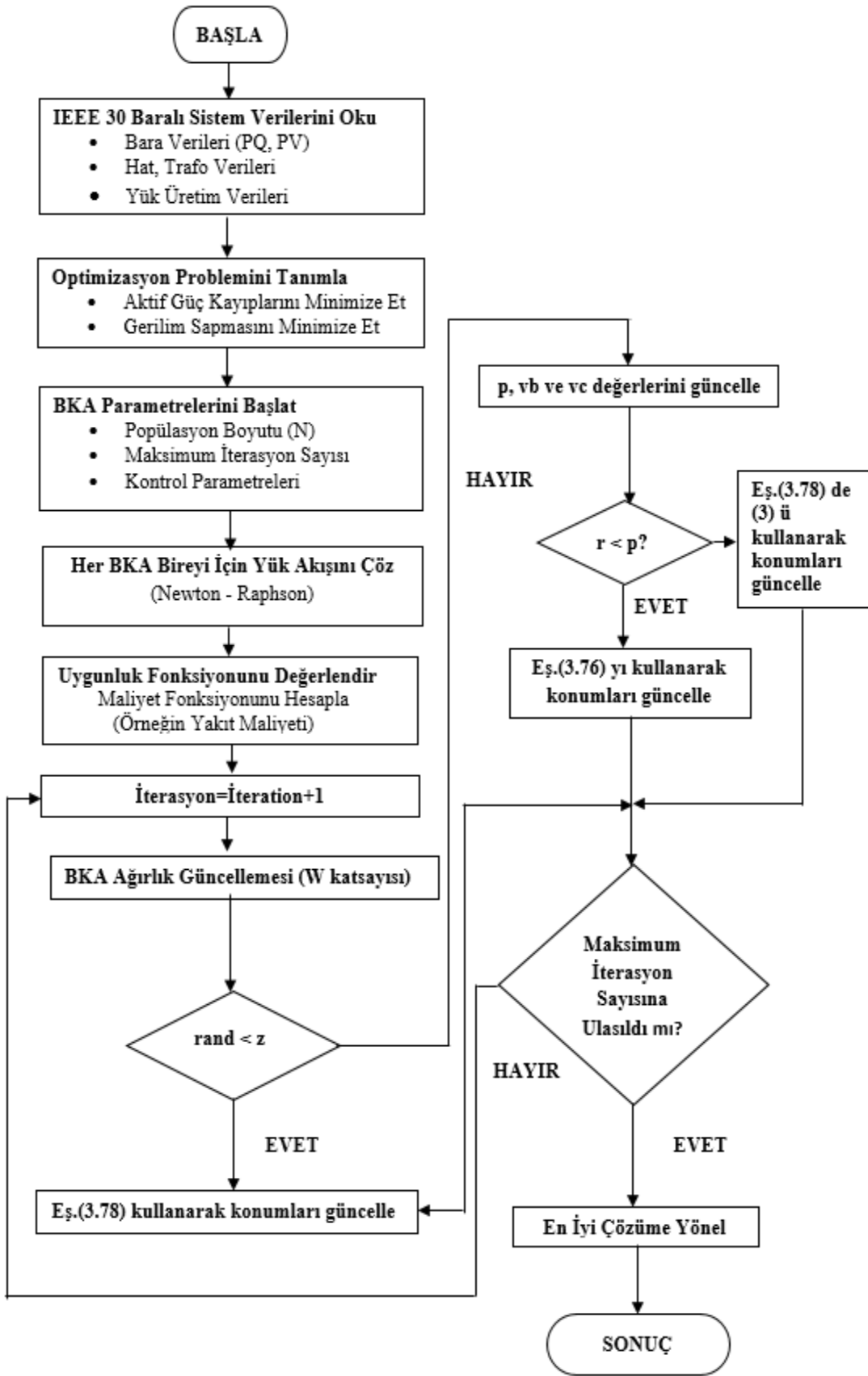
Adım 11: En iyi çözümü belirle ve güncelle.

Adım 12: Maksimum iterasyon sağlanmadıysa Adım 7'ye dön.

Adım 13: En iyi çözümü çıktı olarak ver.

Adım 14: Algoritmayı sonlandır.

Bu adımlar, güç sisteminde kayıpları ve gerilim sapmalarını en aza indiren en uygun çözümü bulmak amacıyla, Balçık Küfü Optimizasyon Algoritması'nın yük akışı analizi ile birlikte maksimum iterasyona ulaşamadığında tekrarlı ve sistematik biçimde uygulanarak devam etmektedir.

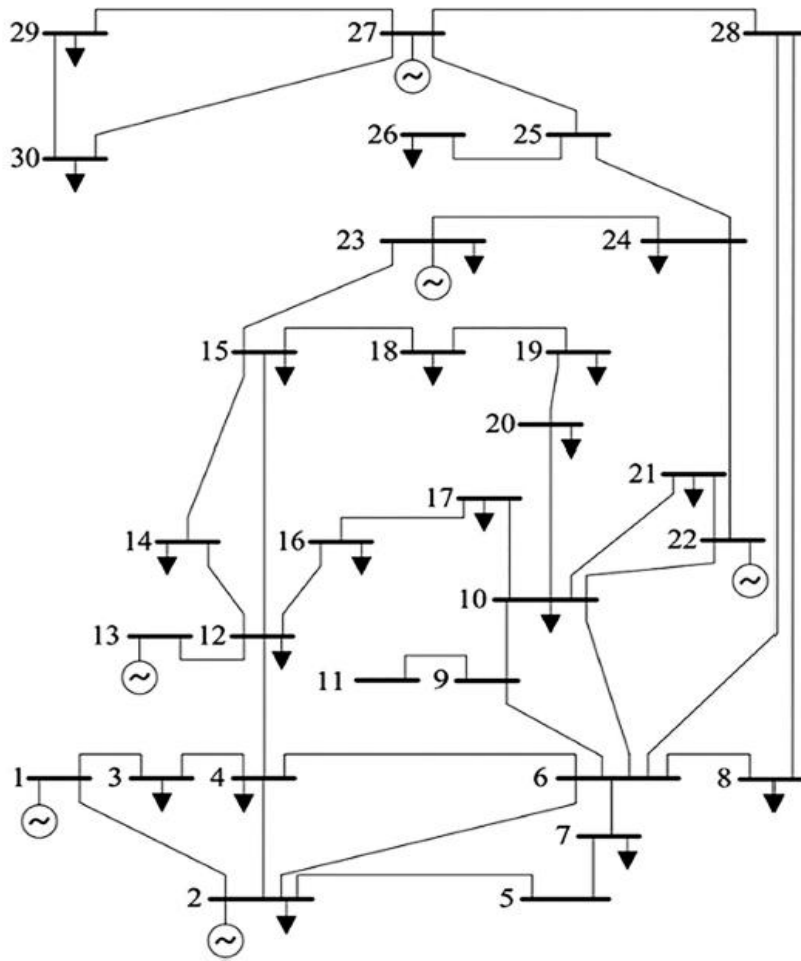


Şekil 3.2. Balık küfü algoritması (BKA) akış şeması

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

4.1. IEEE 30 Bara Sistemi

OGA çözümlü, IEEE 30 baralı güç sisteminde test edilmiştir. Bu güç sistemi 6 generatör, 41 iletim hattı, 4 transformatör ve 9 adet şönt reaktif güç kompanzatoründen oluşmaktadır. Güç sisteminden talep edilen yük 283.4 MW aktif güç ve 126.2 MVar reaktif güç şeklindedir. Sistemdeki baraların gerilim değerleri ise 0.95-1.05 p.u. değerleri arasında sınırlandırılmıştır. Güç sisteminin tek hat şeması Şekil 4.1’de gösterilmektedir.



Şekil 4.1. IEEE 30 baralı güç sisteminin tek hat şeması (Abido, 2002; Duman ve ark., 2012; Widarsono ve ark., 2020).

Tablo 4.1’de IEEE 30 bara sisteminin bara yükü ve besleme verileri, Tablo 4.2’de IEEE 30 bara sisteminin reaktif güç sınırı değerleri, Tablo 4.3’de IEEE 30 bara sisteminin hat parametreleri aşağıda gösterilmektedir.

Tablo 4.1. IEEE 30-bara sisteminin bara yükü ve besleme verileri (Shahidehpour ve Wang, 2003)

Bara	Yük (MW)	Bara	Yük (MW)
1	0.0	16	3.5
2	21.7	17	9.0
3	2.4	18	3.2
4	67.6	19	9.5
5	34.2	20	2.2
6	0.0	21	17.5
7	22.8	22	0.0
8	30.0	23	3.2
9	0.0	24	8.7
10	5.8	25	0.0
11	0.0	26	3.5
12	11.2	27	0.0
13	0.0	28	0.0
14	6.2	29	2.4
15	8.2	30	10.6

Tablo 4.2. IEEE 30-bara sisteminin reaktif güç sınırı (Shahidehpour ve Wang, 2003)

Bara	Qmin (p.u.)	Qmax (p.u.)	Bara	Qmin (p.u.)	Qmax (p.u.)
1	-0.2	0.0	16		
2	-0.2	0.2	17	-0.05	0.05
3			18	0.0	0.055
4			19		
5	-0.15	0.15	20		
6			21		
7			22		
8	-0.15	0.15	23	-0.05	0.055
9			24		
10			25		
11	-0.1	0.1	26		
12			27	-0.055	0.055
13	-0.15	0.15	28		
14			29		
15			30		

Tablo 4.3. IEEE 30-bara sisteminin hat parametreleri (Shahidehpour ve Wang, 2003)

Hat No	Başlangıç Barası	Bitiş Barası	Direnç (R) (p.u.)	Reaktans (X) (p.u.)	Kademe Oram	Hat Güç Sınırı (p.u.)
1	1	2	0.0192	0.0575		0.300
2	1	3	0.0452	0.1852	0.9610	0.300
3	2	4	0.0570	0.1737	0.9560	0.300
4	3	4	0.0132	0.0379		0.300
5	2	5	0.0472	0.1983		0.300
6	2	6	0.0581	0.1763		0.300
7	4	6	0.0119	0.0414		0.300
8	5	7	0.0460	0.1160		0.300
9	6	7	0.0267	0.0820		0.300
10	6	8	0.0120	0.0420		0.300
11	6	9	0.0000	0.2080		0.300
12	6	10	0.0000	0.5560		0.300
13	9	11	0.0000	0.2080		0.300
14	9	10	0.0000	0.1100	0.9700	0.300
15	4	12	0.0000	0.2560	0.9650	0.650
16	12	13	0.0000	0.1400	0.9635	0.650
17	12	14	0.1231	0.2559		0.320
18	12	15	0.0662	0.1304		0.320
19	12	16	0.0945	0.1987		0.320
20	14	15	0.2210	0.1997		0.160
21	16	17	0.0824	0.1932		0.160
22	15	18	0.1070	0.2185		0.160
23	18	19	0.0639	0.1292	0.9590	0.160
24	19	20	0.0340	0.0680		0.320
25	10	20	0.0936	0.2090		0.320
26	10	17	0.0324	0.0845	0.9850	0.320
27	10	21	0.0348	0.0749		0.300
28	10	22	0.0727	0.1499		0.300
29	21	22	0.0116	0.0236		0.300
30	15	23	0.1000	0.2020		0.160
31	22	24	0.1150	0.1790		0.300
32	23	24	0.1320	0.2700	0.9655	0.160
33	24	25	0.1885	0.3292		0.300
34	25	26	0.2544	0.3800		0.300
35	25	27	0.1093	0.2087		0.300
36	28	27	0.0000	0.3960		0.300
37	27	29	0.2198	0.4153	0.9810	0.300
38	27	30	0.3202	0.6027		0.300
39	29	30	0.2399	0.4533		0.300
40	8	28	0.0636	0.2000	0.9530	0.300
41	6	28	0.0169	0.0599		0.300

4.2. Simülasyon Analizi

Bu çalışmada, BKA algoritması kullanılarak IEEE 30 baralı güç sisteminde optimal güç akışı (OGA) problemini çözmek için optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. OGA problemini çözmek amacıyla 6 farklı senaryoda amaç fonksiyonları belirlenmiş olup Tablo 4.4’de amaç fonksiyonları verilmiştir. OGA problemi çözümünde dikkate alınan amaç fonksiyonlarının analiz sonuçları da Tablo 4.5’te gösterilmiştir.

Tablo 4.4. Test sistemlerindeki çalışma koşulları

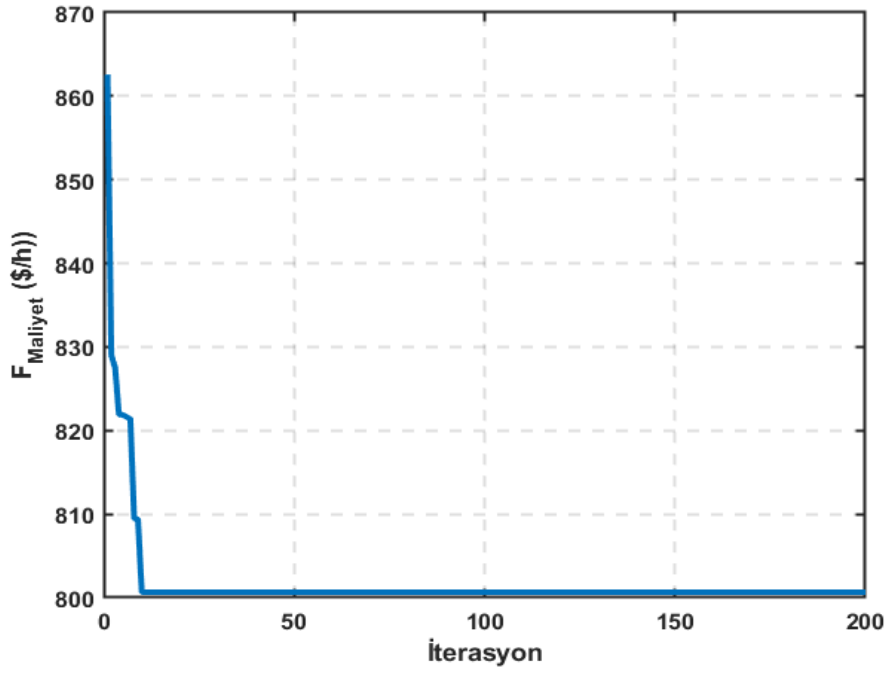
İsim	Kısaltma	Amaç Fonksiyonları
Senaryo 1	S1	Temel yakıt maliyetinin en aza indirilmesi
Senaryo 2	S2	Güç kaybının en aza indirilmesi
Senaryo 3	S3	Gerilim sapmasının en aza indirilmesi
Senaryo 4	S4	Yakıt maliyetinin ve aktif güç kayıplarının en aza indirilmesi
Senaryo 5	S5	Yakıt maliyetinin ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi
Senaryo 6	S6	Maliyetin, kayıpların ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi

Tablo 4.5. BKA algoritmaları için OGA test sonuçları (IEEE 30 bara sistemi)

	Limit		S1	S2	S3	S4	S5	S6
	Min.	Maks.						
P_{g1} (MW)	50	250	177.4209	51.5129	206.7478	102.3816	173.9549	97.3952
P_{g2} (MW)	20	80	48.5288	80.0000	20.0000	55.7455	48.3398	58.7123
P_{g5} (MW)	15	50	21.7860	50.0000	16.3524	38.0808	21.5816	37.9406
P_{g8} (MW)	10	35	20.7981	35.0000	10.0000	35.0000	23.9423	35.0000
P_{g11} (MW)	10	30	11.9409	30.0000	30.0000	30.0000	13.1647	29.8817
P_{g13} (MW)	12	40	12.0000	40.0000	12.0000	26.7440	12.0000	29.2402
V_{g1} (p.u.)	0.95	1.1	1.0819	1.0622	1.0290	1.0666	1.0463	1.0309
V_{g2} (p.u.)	0.95	1.1	1.0629	1.0569	1.0095	1.0560	1.0307	1.0215
V_{g5} (p.u.)	0.95	1.1	1.0275	1.0378	1.0123	1.0308	1.0123	0.9978
V_{g8} (p.u.)	0.95	1.1	1.0333	1.0422	1.0028	1.0401	1.0016	1.0067
V_{g11} (p.u.)	0.95	1.1	1.1000	1.0626	1.0647	1.0754	1.0251	1.0248
V_{g13} (p.u.)	0.95	1.1	1.0391	1.0474	1.0066	1.0582	0.9962	1.0174
T_{6-9} (p.u.)	0.9	1.1	1.1000	1.0032	1.0778	1.0880	1.0302	1.0460
T_{6-10} (p.u.)	0.9	1.1	0.9000	0.9814	0.9359	0.9000	0.9000	0.9073
T_{4-12} (p.u.)	0.9	1.1	0.9811	0.9869	0.9662	0.9981	0.9443	0.9838
T_{28-27} (p.u.)	0.9	1.1	0.9751	0.9762	0.9691	0.9768	0.9631	0.9757
Q_{C10} (MVA _r)	0	0.05	4.3057	5.0000	5.0000	4.2801	1.2011	2.3568
Q_{C12} (MVA _r)	0	0.05	5.0000	5.0000	0.0000	5.0000	0.1087	0.0000
Q_{C15} (MVA _r)	0	0.05	5.0000	5.0000	4.5877	4.7340	4.7897	3.6314
Q_{C17} (MVA _r)	0	0.05	5.0000	5.0000	4.2133	5.0000	1.5163	2.8337
Q_{C20} (MVA _r)	0	0.05	4.6435	5.0000	5.0000	3.4964	5.0000	5.0000
Q_{C21} (MVA _r)	0	0.05	5.0000	5.0000	5.0000	5.0000	4.7050	5.0000
Q_{C23} (MVA _r)	0	0.05	3.9034	4.0546	5.0000	2.4573	4.6131	5.0000
Q_{C24} (MVA _r)	0	0.05	5.0000	5.0000	5.0000	5.0000	4.2470	5.0000
Q_{C29} (MVA _r)	0	0.05	2.6716	3.0822	2.9396	2.3298	2.5522	4.1234
Amaç Fonk.			800.6629	3.1129	0.1013	1041.4089	814.7635	1070.1887
$F_{Maliyet}$ (\$/sa)			800.6629	967.693	834.2872	859.3021	803.5856	866.3723
$P_{Kayıp}$ (MW)			9.0748	3.1129	11.7003	4.5519	9.5833	4.7700
V_S (p.u.)			0.8433	0.8977	0.1013	0.8523	0.1118	0.1302

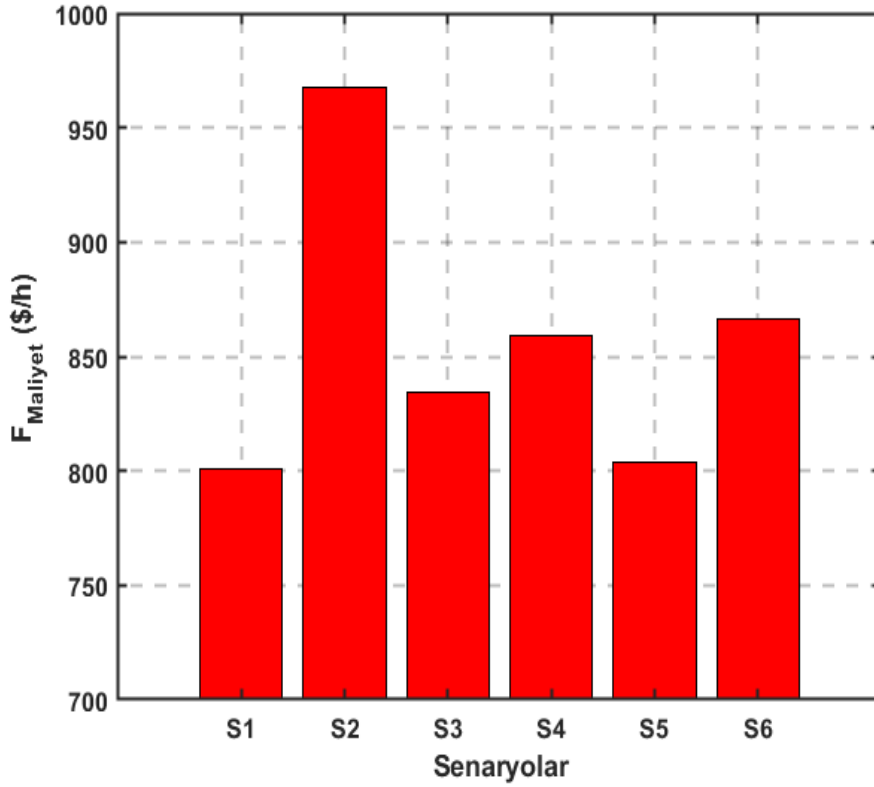
4.2.1. Senaryo 1 temel yakıt maliyetinin en aza indirilmesi

Senaryo 1’de, güç sisteminde enerji üretiminin toplam yakıt maliyeti minimuma indirilmesi hedeflenmektedir. Yakıt maliyetinin en aza indirilmesi ise Eş. 3.37’ye göre hesaplanır. Denklemden verilen a, b, c katsayıları Tablo 3.2’de verilmiştir. Şekil 4.2’deki amaç fonksiyonunun iterasyon sayısına bağlı yakınsama grafiği ile ilgili optimizasyon yönteminin yakıt maliyet fonksiyonunu minimize etmede yüksek bir başarı sergilediğini göstermektedir. Algoritma, yaklaşık ilk 20 iterasyon içerisinde $F_{Maliyet}$, değerini yaklaşık 862 \$/sa ‘den 800 \$/sa seviyesine indirerek hızlı bir yakınsama karakteristiği sergilemiş ve kalan iterasyonlarda kararlı yapısını korumuştur.



Şekil 4.2. İterasyon sayısına bağlı yakıt maliyet değişim grafiği

Şekil 4.3’de farklı senaryolar için hesaplanan yakıt maliyet değerlerinin karşılaştırması aşağıdaki grafikte gösterilmiştir. En yüksek yakıt maliyeti Senaryo 2’de ortaya çıkarken, en düşük yakıt maliyeti Senaryo 1’de elde edilmiştir. Bu durum diğer senaryolara kıyasla yakıt maliyetinin daha düşük seviyede minimize ettiğini göstermektedir.



Şekil 4.3. Senaryolara göre yakıt maliyet değerleri grafiği

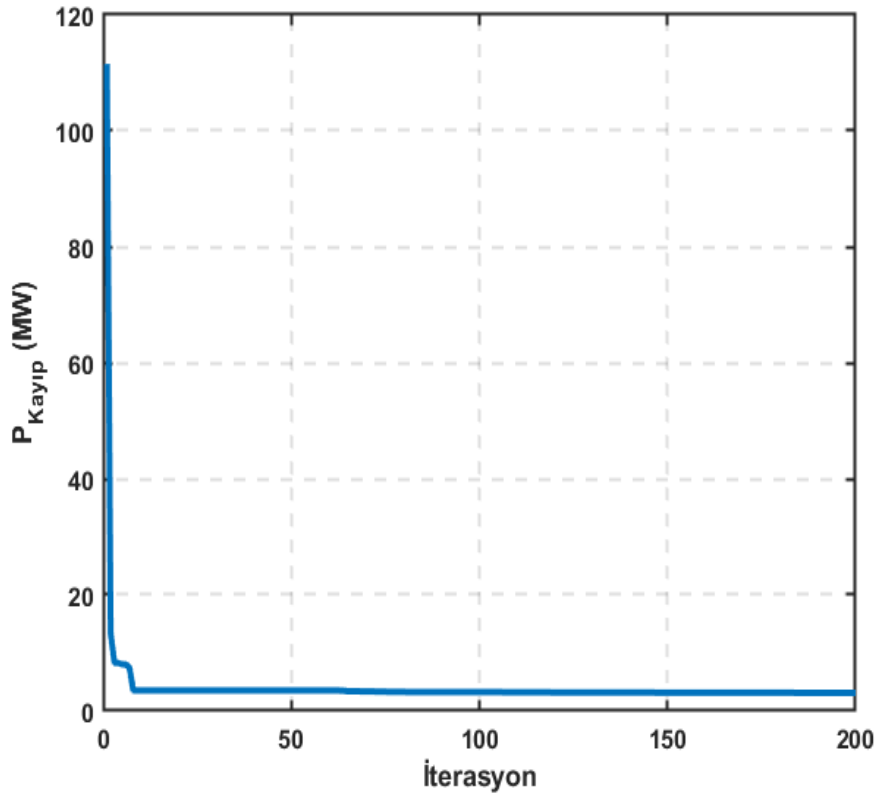
Senaryo 1 durumunda, literatürdeki diğer algoritmalarla karşılaştırılması Tablo 4.6’da verilmiştir. BKA algoritmasının yakıt maliyetini en aza indirmede en etkin yöntem olduğunu ortaya koymaktadır. BKA, 800.6629 \$/sa ile minimum işletme maliyetini garanti etmiş olup, GA ve GWO gibi algoritmalar sırasıyla kayıp ve gerilim profili gibi ikincil teknik parametrelerde daha iyi sonuçlar vermiştir. Ancak senaryonun öncelikli hedefi yakıt maliyetini en aza indirmek olduğundan, BKA en uygun algoritma olarak değerlendirilmektedir.

Tablo 4.6. Senaryo 1 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması

Algoritma	F _{Maliyet} (\$/sa)	P _{Kayıp} (MW)	V _s (p.u.)
BKA	800.6629	9.0948	0.8433
TLBO (Ermiş, 2023)	801	9.1875	0.8269
MSO (Kotb ve El-Fergany, 2020)	801.571	9.2767	
CEO (Dao ve ark., 2023)	800.9771	9.0598	1.17
GA (Taher ve ark., 2019)	800.7666	8.9882	0.8228
GWO (Mirjalili ve ark., 2014)	800.9308	9.0558	0.724

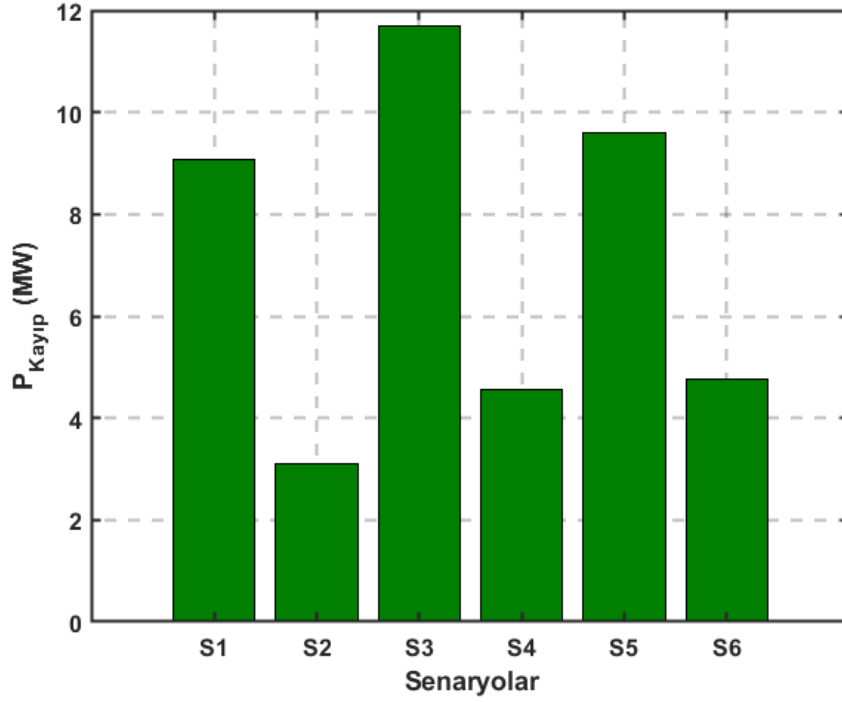
4.2.2. Senaryo 2 güç kaybının en aza indirilmesi

Güç sistemlerinde güç kaybının en aza indirilmesi, Senaryo 2’de incelenmiştir. Şekil 4.4’deki yakınsama grafiği, iterasyon sayısına bağlı olarak aktif güç kaybı $P_{Kayıp}$ değerinin değişimini göstermektedir. Başlangıç aşamasında kullanılan, optimizasyon algoritmasının yaklaşık ilk 15 iterasyon arasından aktif güç kaybının oldukça yüksek seviyelerde olduğu, ancak $P_{Kayıp}$ değerinin yaklaşık 115 MW’dan 5 MW seviyesine hızlı ve belirgin bir şekilde azaldığı gözlemlenmektedir. Bu hızlı düşüş, algoritmanın kısa sürede daha uygun çözüm bölgelerine yöneldiğini tespit etmiştir. Genel olarak grafik, aktif güç kaybının en aza indirilmesi açısından algoritmanın başarılı bir performans sunduğunu ifade etmektedir.



Şekil 4.4. İterasyona bağlı aktif güç kaybı değişim grafiği

Senaryolara göre aktif güç kaybı değerleri aşağıdaki Şekil 4.5’de gösterilmiştir. Grafik incelendiğinde, senaryolara bağlı aktif güç kaybı değerlerinin belirgin farklılıklar gösterdiği görülmektedir. En yüksek aktif güç kaybı Senaryo 3’te görülürken, en düşük aktif güç kaybı değeri ise Senaryo 2’de elde edilmiştir. Bu sonuç, farklı işletme koşullarının aktif güç kayıpları üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 4.5. Senaryolara göre aktif güç kaybı değerleri grafiği

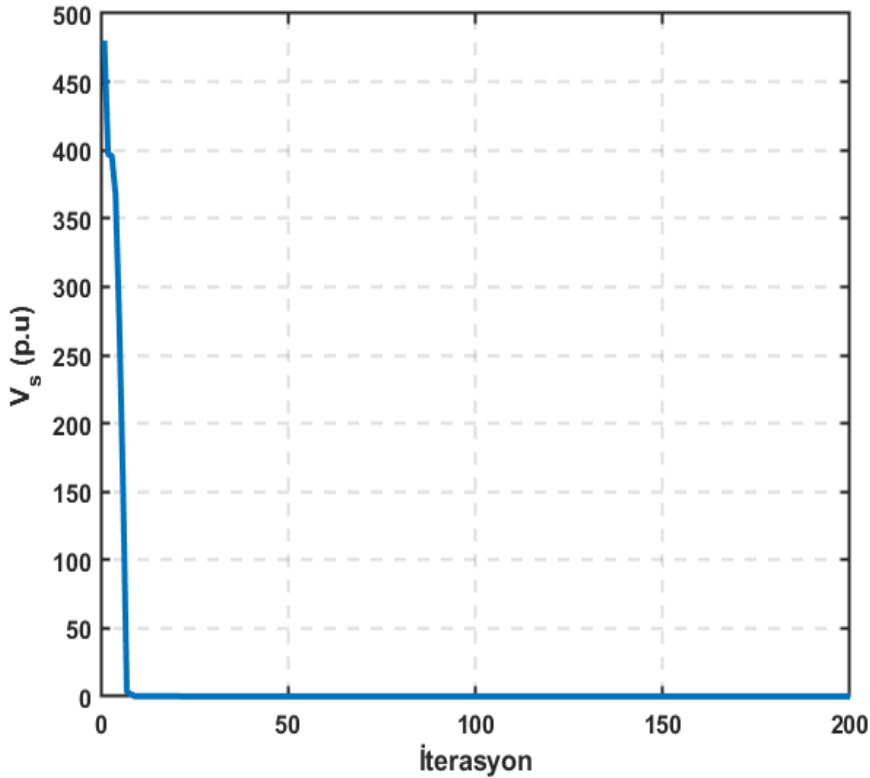
Senaryo 2 kapsamında farklı optimizasyon algoritmalarının optimal güç akışı (OGA) problemine ait sonuçları yakıt maliyeti, aktif güç kaybı ve gerilim sapsması kriterleri bakımından algoritma karşılaştırılmış olup, aktif güç kaybı açısından BKA algoritmasının daha iyi sonuçlar verdiği Tablo 4.7’de görülmektedir. TLBO algoritması daha düşük yakıt maliyeti üretmesine rağmen aktif güç kaybı değerinin BKA’ya göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Elde edilen sonuçlar, BKA algoritmasının aktif güç kaybını 3.1129 MW olarak en düşük seviyelerde tutarken yakıt maliyeti açısından da literatürdeki diğer yöntemlerle Senaryo 2 için dengeli, kararlı ve rekabet edebilir bir performans sunduğunu göstermektedir.

Tablo 4.7. Senaryo 2 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması

Algoritma	F _{Maliyet} (\$/sa)	P _{Kayıp} (MW)	V _s (p.u.)
BKA	967.6931	3.1129	0.8977
TLBO (Ermiş, 2023)	965.9766	3.1794	0.7133
MSO (Kotb ve El-Fergany, 2020)	968.314	3.4052	
EGA (Kumari ve Maheswarapu 2010)	967.86	3.2008	0.12178
GA (Taher ve ark., 2019)	967.5342	3.1342	0.8739
FPA (Mohamed ve ark., 2017)	967.1138	3.5661	0.3893

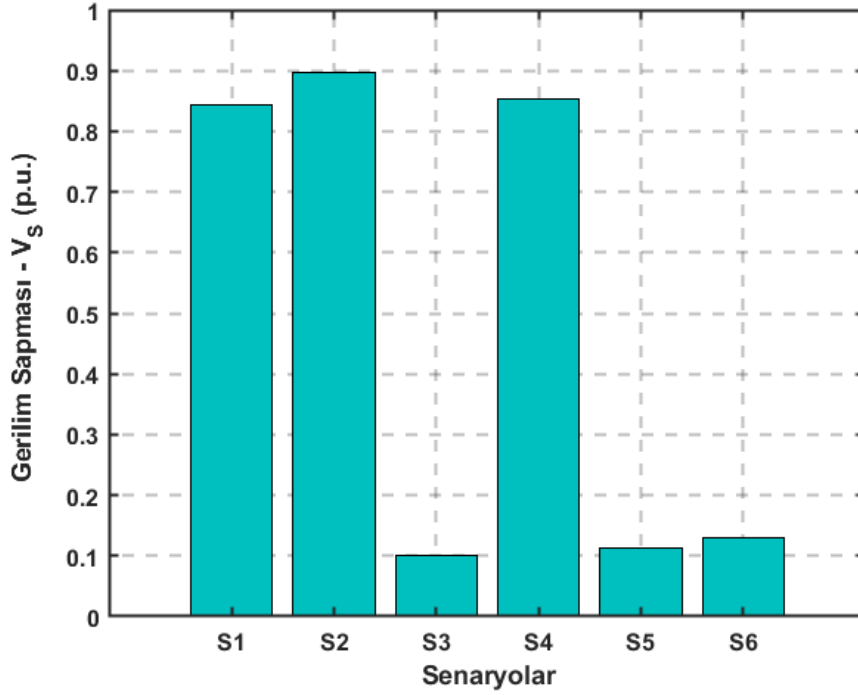
4.2.3. Senaryo 3 gerilim sapmasının en aza indirilmesi

Baralardaki gerilim sapması değerini minimize etmek için Senaryo 3 durumunda, sistem optimize edilmiştir. Şekil 4.6'daki grafik, iterasyon sayısına bağlı olarak gerilim sapması V_s değerinin değişimini göstermektedir. Başlangıç yaklaşık ilk 10 iterasyonlarda gerilim sapmasının 455 (p.u.) oldukça yüksek seviyelerde olduğu, ancak kullanılan optimizasyon algoritmasının ilk birkaç iterasyon içerisinde bu değeri hızlı ve belirgin bir şekilde 0'a doğru azalttığı görülmektedir. Bu durum, algoritmanın gerilim sapması profillerini iyileştirme konusunda etkili bir arama mekanizmasına sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen bulgular doğrultusunda, iterasyonlar ilerledikçe gerilim sapmasının düşük seviyelerde kararlı hale gelmesi, algoritmanın yakınsama başarısını ve sistem kararlılığı açısından güvenilir olduğunu göstermektedir.



Şekil 4.6. İterasyon sayısına bağlı gerilim sapması grafiği

Senaryolara göre gerilim sapması karşılaştırması aşağıdaki Şekil 4.7'de gösterilmiştir. Grafik incelendiğinde, en yüksek gerilim sapmasının Senaryo 2'de, en düşük değerlerin ise Senaryo 3, Senaryo 5 ve Senaryo 6'da elde edildiği görülmektedir. Bu durum sonucunda Senaryo 3'te gerilim sapmasının düşük olması sistem kararlılığı, güç kalitesi ve ekipman güvenliği açısından istenen bir değerdir.



Şekil 4.7. Senaryolara göre gerilim sapması değerlerinin karşılaştırması

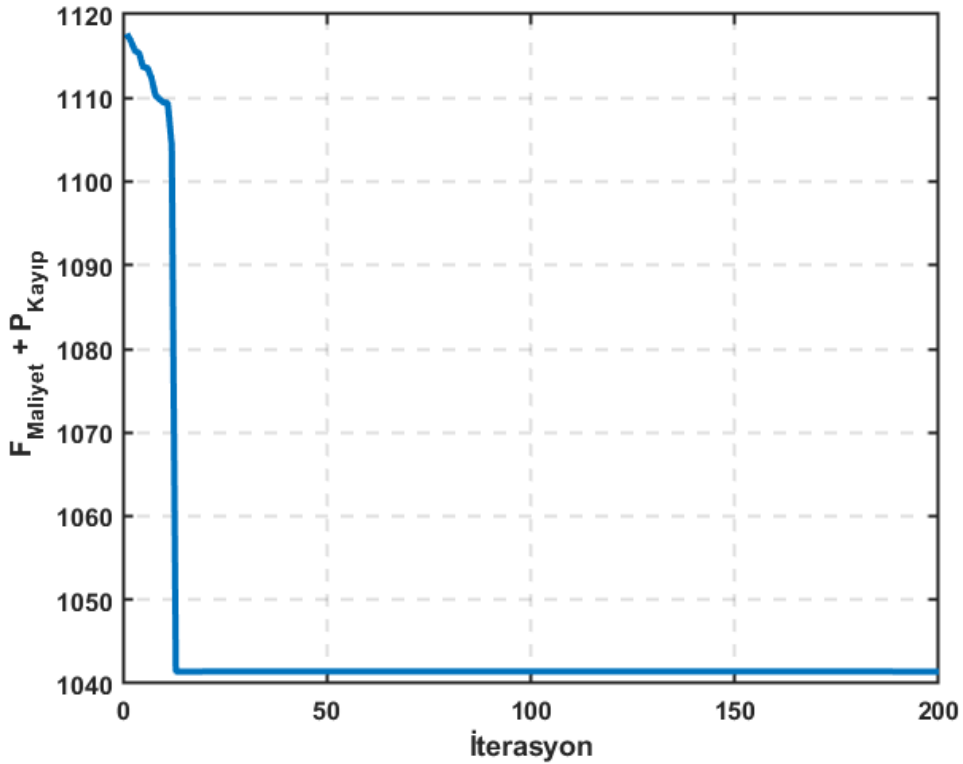
Tablo 4.8’de, Senaryo 3 durumunda literatürde farklı optimizasyon algoritmalarının optimal güç akışı (OGA) problemine ait sonuçları yakıt maliyeti, aktif güç kaybı ve gerilim sapması kriterleri bakımından incelendiğinde, BHBO ve DE algoritmalarının yakıt maliyeti açısından daha düşük değerler hesapladığı görülmektedir. Bununla birlikte, EGA algoritması aktif güç kaybını en düşük seviyede tutarak bu performans ölçütü bakımından öne çıkmaktadır. BKA algoritması ise gerilim sapmasını 0.1013 p.u. seviyesinde sınırlandırmasına rağmen yakıt maliyeti ve aktif güç kaybı açısından bazı diğer yöntemlere kıyasla daha yüksek değerler üretmiştir. Sonuç olarak, BKA algoritmasının gerilim sapmasının en aza indirilmesi açısından diğer algoritmalara kıyasla daha iyi sonuçlar verdiği Tablo 4.8’de görülmüştür.

Tablo 4.8. Senaryo 3 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması

Algoritma	F_{Maliyet} (\$/sa)	$P_{\text{Kayıp}}$ (MW)	V_s (p.u.)
BKA	934.2872	11.7003	0.1013
TLBO (Ermiş, 2023)	814.47	8.3236	0.1077
EGA (Kumari ve Maheswarapu 2010)	898.817	6.092	0.10402
AGA (Attia ve ark., 2012)	805.8096	10.6097	0.1207
BHBO (Boucekara, 2014)	804.5975	9.5778	0.1262
DE (Abou El Ela ve ark., 2010)	805.2619		0.1357

4.2.4. Senaryo 4 yakıt maliyetinin ve aktif güç kayıplarının en aza indirilmesi

Burada çoklu amaç fonksiyonu hedeflenmiştir. İki amaç fonksiyonu, yakıt maliyeti ve aktif güç kayıplarının en aza indirilmesi aynı anda optimize edilmeye çalışılmıştır. Şekil 4.8’de görüldüğü gibi iterasyon sayısına bağlı yakınsama grafiği incelendiğinde, amaç fonksiyon değeri yaklaşık 1116-1118 seviyelerinden başlayarak, yaklaşık 10-15 ilk iterasyon içinde hızla düşmüş ve yaklaşık 1042 seviyesinde kararlı bir değere ulaşmıştır. Bu durum, diğer senaryolara göre yüksek çıkmıştır. Kullanılan algoritmanın çözüm uzayında etkili bir arama yaptığını ve kısa sürede daha uygun çözümlere yöneldiğini ortaya koymaktadır. Yaklaşık 10-15 iterasyondan sonra eğrinin yatay bir seyir izlemesi ise algoritmanın kararlı bir çözüme ulaştığını ve yakınsamanın başarıyla sağlandığını göstermektedir.



Şekil 4.8. İterasyon sayısına göre yakıt maliyeti ve aktif güç kaybının değişim grafiği

Tablo 4.9’da yer alan sonuçlara göre, Senaryo 4 kapsamında BKA algoritması ile elde edilen değerler dikkate alındığında, yöntemin çok amaçlı optimal güç akışı probleminde dengeli ve kararlı bir performans sunduğu görülmektedir. Tablo 4.5’de elde edilen analiz sonuçlarına göre, BKA algoritması için yakıt maliyeti $F_{Maliyet}$

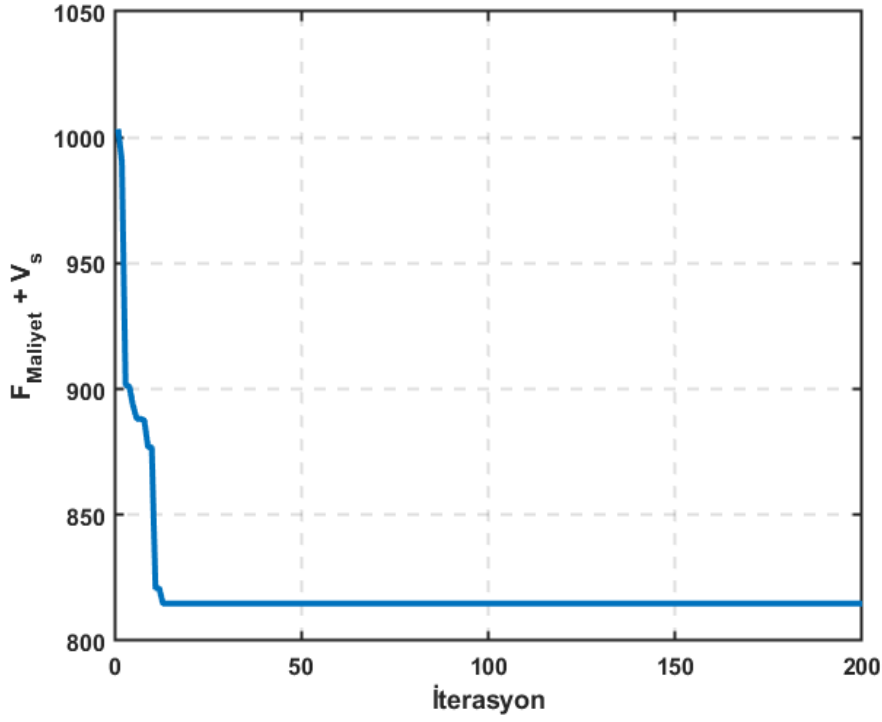
859.3021 \$/sa, aktif güç kaybı $P_{Kayıp}$ 4.5519 MW olarak hesaplanmıştır. Bu sayısal sonuçlar, BKA algoritmasının yakıt maliyeti ve aktif güç kaybı kriterlerini dikkate alarak etkili bir optimizasyon yeteneğine sahip olduğunu göstermektedir.

Tablo 4.9. Senaryo 4 için OGA çözümlerinin karşılaştırılması

Algoritma	$F_{Maliyet}$ (\$/sa)	$P_{Kayıp}$ (MW)	V_s (p.u.)
BKA	859.3021	4.5519	0.8523
GA (Taher ve ark., 2019)	859.5349	4.5651	0.8689
PSO (Taher ve ark., 2019)	858.6638	4.5724	0.9225
GOA (Taher ve ark., 2019)	861.8316	4.6645	0.7143
MFO (Mohamed ve ark., 2017)	858.5812	4.5772	0.89944

4.2.5. Senaryo 5 yakıt maliyetinin ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi

Yakıt maliyeti ve gerilim sapması çoklu amaç fonksiyonu Senaryo 5’te incelenmiştir. Buradaki amaç sistemde yakıt maliyetini ve gerilim sapmasını aynı anda optimize etmektir. Şekil 4.9’daki yakınsama grafiği incelendiğinde, $F_{Maliyet} + V_s$ değerinin iterasyonlara bağlı olarak hızlı bir yakınsama gösterdiğini ortaya koymaktadır. Başlangıçta yaklaşık 1000–1010 seviyesinde olan maliyet fonksiyonu, ilk 10–15 iterasyon içinde keskin bir düşüş sergileyerek 820–830 bandına inmektedir. Yaklaşık 20. iterasyondan sonra değer 815 civarında kararlı hale gelmekte ve 200. iterasyona kadar anlamlı bir değişim göstermemektedir. Bu durum, optimizasyon algoritmasının erken aşamada etkin çalıştığını ve hızlı biçimde minimuma kısa sürede yaklaştığını ifade etmektedir.



Şekil 4.9. İterasyon sayısına göre yakıt maliyeti ve gerilim sapması değişim grafiği

Tablo 4.10 incelendiğinde, Senaryo 5 kapsamında farklı OGA tabanlı algoritmaların performanslarının anlamlı biçimde karşılaştırılabildiği görülmektedir. Analiz sonuçlarına göre $F_{Maliyet}$ ve V_S değerleri sırasıyla 803.5856 \$/sa, 0.1118 p.u. olarak hesaplanmıştır. BKA'nın yakıt maliyeti ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi açısından Senaryo 5 için en etkin algoritma olduğunu Tablo 4.10'da göstermektedir.

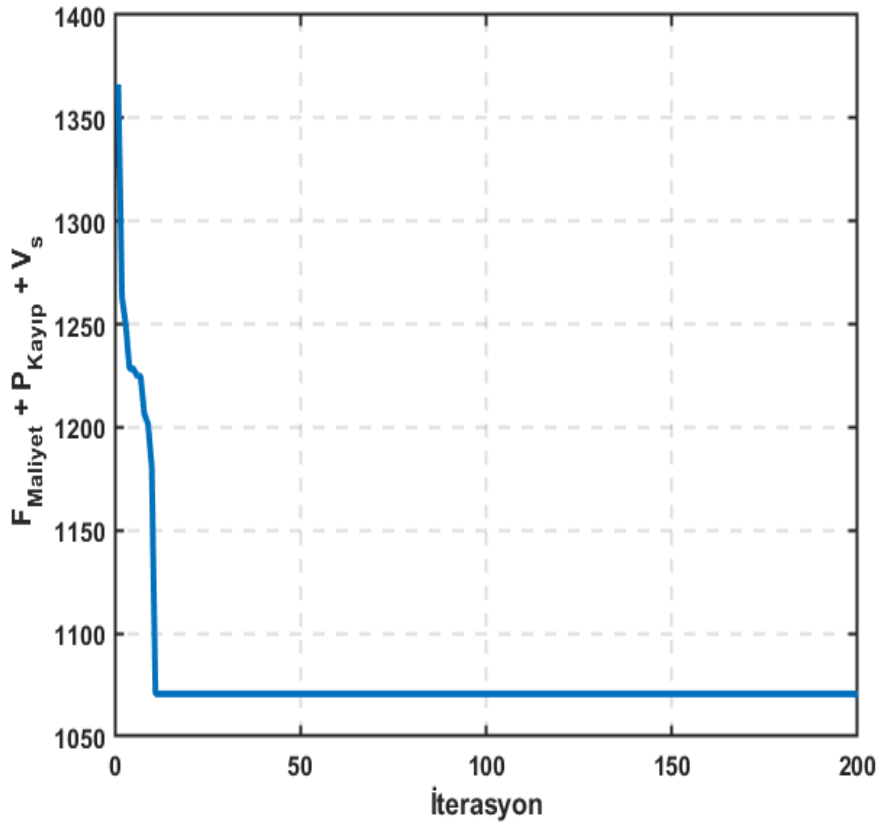
Tablo 4.10. Senaryo 5 için OGA çözümlerinin arşılaştırılması

Algoritma	$F_{Maliyet}$ (\$/sa)	$P_{Kayıp}$ (MW)	V_S (p.u.)
BKA	803.5856	9.5833	0.1118
TLBO (Ermiş, 2023)	804.72	9.6786	0.1218
DE (Abou El Ela ve ark., 2010)	805.2619	10.4412	0.1357
BBO (Bhattacharya ve Chattopadhyay, 2011)	804.9982	9.95	0.102
CEO [(Dao ve ark., 2023)	804.6734	10.0675	0.1102

4.2.6. Senaryo 6 maliyet, kayıplar ve gerilim sapmasının en aza indirilmesi

Senaryo 6 durumunda $F_{Maliyet}$, $P_{Kayıp}$ ve V_S amaç fonksiyonlarının üçünün de aynı anda minimize edilmesi amaçlanmıştır. Şekil 4.10'daki grafik incelendiğinde $F_{Maliyet} + P_{Kayıp} + V_S$ değerinin 200 iterasyon sayısına bağlı olarak belirgin bir

seviyede azalma olduğu görülmektedir. Başlangıç seviyesinde yaklaşık 1360-1380 seviyelerinde görülen amaç fonksiyonu, yaklaşık ilk 10-15 iterasyon içerisinde hızlı bir düşüş göstererek yaklaşık 1070-1080 bandına gerilemiştir. Yaklaşık 20. iterasyondan itibaren amaç fonksiyonların değeri yaklaşık 1070 civarında kararlı hale gelmiş olup ve 200. iterasyona kadar önemli bir değişim meydana gelmemiştir. Bu durumda, analiz sonuçları Tablo 4.5’de $F_{Maliyet}$, $P_{Kayıp}$ ve V_S değerleri sırasıyla 866.3723 \$/sa, 4.7700 MW, 0.1302 p.u. olarak hesaplanmıştır.



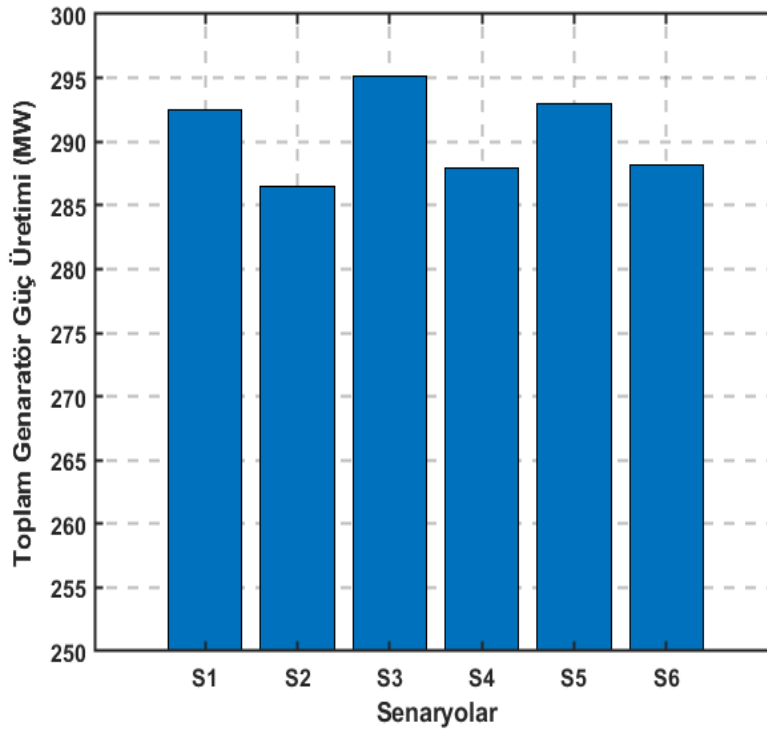
Şekil 4.10. İterasyon sayısına göre maliyet, kayıp ve gerilim sapması değişim grafiği

4.3. Tüm Senaryoların Karşılaştırılması

Tablo 4.11’e göre tüm senaryolarda generatörlerin toplam üretim değerleri en az 286 MW en çok 295 MW aralığında değişmekte olup, generatörler arasındaki yük paylaşımı senaryolara bağlı olarak farklılık göstermektedir.

Tablo 4.11. Tüm senaryolarda generatörlerin üretim değerleri

	S1	S2	S3	S4	S5	S6
P_{g1} (MW)	177.4209	51.5129	206.7478	102.3816	173.9549	97.3952
P_{g2} (MW)	48.5288	80.0000	20.0000	55.7455	48.3398	58.7123
P_{g5} (MW)	21.7860	50.0000	16.3524	38.0808	21.5816	37.9406
P_{g8} (MW)	20.7981	35.0000	10.0000	35.0000	23.9423	35.0000
P_{g11} (MW)	11.9409	30.0000	30.0000	30.0000	13.1647	29.8817
P_{g13} (MW)	12.0000	40.0000	12.0000	26.7440	12.0000	29.2402
Toplam (MW)	292.4748	286.5129	295.1003	287.9519	292.9833	288.1700



Şekil 4.11. Tüm senaryolarda toplam generatör üretim grafiği

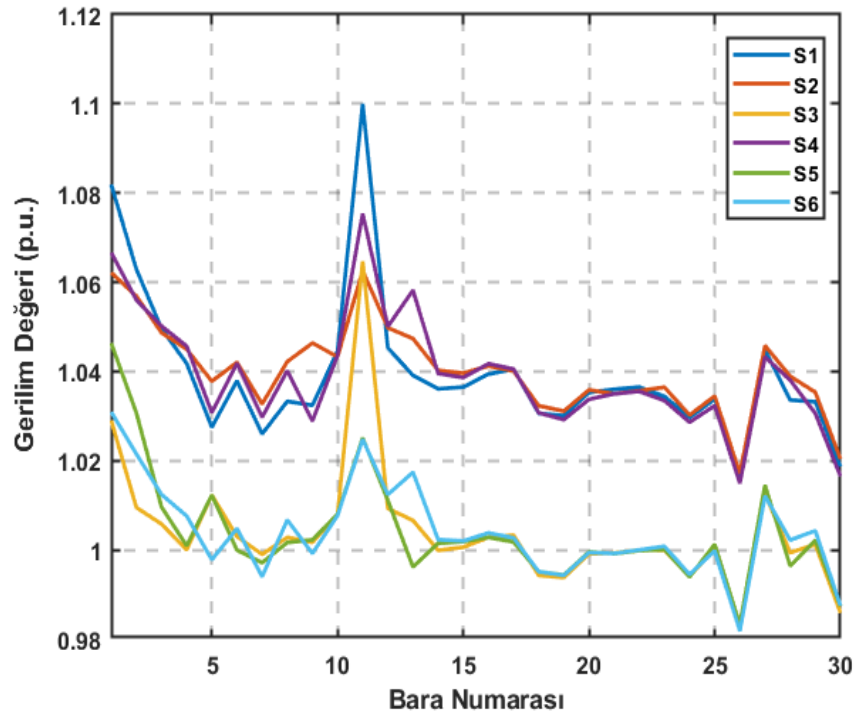
Şekil 4.11’de generatörlerin toplam üretim grafiğinden de görüleceği üzere, Senaryo 2 durumunda en az generatör üretiminin gerçekleştiği durumdur. Bu durumda, aktif güç kaybının en aza indirilmesi hedeflenmiştir. Aktif güç kaybı, toplam üretimin toplam talebe olan farkı olarak hesaplanır. Burada toplam generatör üretimi en az değerde oluşturularak, aktif güç kaybı 3.1129 MW ile minimum düzeyde gerçekleşmiştir. Senaryo 3 durumunda, toplam generatör üretim değeri en yüksektir. Bu durumda gerilim sapsmasının en aza indirilmesi amaç fonksiyonu olarak belirlenmiştir. Bara gerilim değerini 1 p.u. yaklaştırmak için sistemde generatör toplam üretim değeri maksimum

değerde gerçekleşmiş ve gerilim sapması değeri tüm senaryolarda en düşük değere sahip olan 0.1013 p.u. olarak hesaplanmıştır.

Tablo 4.12. Tüm senaryolarda performans ölçütlerin analiz istatistikleri

Performans	Senaryo 1	Senaryo 2	Senaryo 3	Senaryo 4	Senaryo 5	Senaryo 6
En İyi	800.6629	3.1129	0.1013	1041.4089	814.7635	1070.1887
En Kötü	801.5287	3.3012	0.1447	1046.7840	819.2429	1076.2965
Orta	800.9536	3.1670	0.1226	1043.7320	817.0436	1072.0488
Standart Sapma	0.2043	0.0004	0.0100	1.3223	1.0989	1.2487
Zaman (sn.)	16.1745	18.5045	15.6671	28.0541	24.4877	32.4215

Tablo 4.12’de BKA algoritmasıyla elde edilen sonuçların istatistiksel sonuçları gösterilmiştir. Yapılan çalışmada tek amaçlı fonksiyonlarda algoritmanın standart sapmasının çok düşük değerler çıktığı görülmüştür. Bu durumda algoritmanın, tek amaçlı fonksiyonların da çok amaçlı fonksiyonlara göre daha tutarlı olduğu gözlenmiştir. Ancak, algoritmanın çalışma süreleri karşılaştırıldığında genellikle daha yüksek sonuçlar veya daha fazla dalgalanma olan senaryolarda zaman da artmıştır. Bu durum, algoritmanın daha karmaşık veya zorlu problemleri çözmeye çalıştığını gösterebilir.



Şekil 4.12. Tüm senaryolarda bara gerilim değeri grafiği

Şekil 4.12’de bara gerilim değerleri gösterilmektedir. Şekil 4.12’den anlaşılacağı üzere, gerilim sapmasının hedef alındığı tek amaçlı ve çok amaçlı senaryolarda (Senaryo 3, Senaryo 5, Senaryo 6) bara gerilim değerleri 1 p.u. değerine en yakın durumdadır. Diğer senaryolarda bara gerilimi 1 p.u. üstünde değerler almıştır. Ancak, gerilim sapmasındaki amaç bara gerilim değerlerini 1 p.u. değerine yaklaştırmaktır.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Balçık Küfü Algoritması (BKA), Optimal Güç Akışı (OGA) probleminin çözümünde başarıyla uygulanmış ve IEEE 30 baralı test sistemi üzerinde altı farklı senaryo altında kapsamlı analiz edilmiştir. Çalışmanın temel amacı; yakıt maliyeti, aktif güç kayıpları ve gerilim sapsması gibi güç sistemi işletimini doğrudan etkileyen temel performans kriterlerine göre tekli ve çoklu amaçlı senaryolar altında en aza indirilmesidir. Elde edilen sonuçlar, BKA'nın OGA problemlerinde etkili, kararlı, yüksek doğrulukta çözümler üretebilen ve rekabetçi bir çözüm yöntemi olduğunu açıkça ortaya koymuştur.

Tek amaçlı optimizasyon senaryolarında elde edilen sonuçlar incelendiğinde, BKA algoritmasının hızlı bir yakınsama davranışı sergilediği ve çözüm uzayında erken aşamada kararlı sonuçlara ulaştığı gözlemlenmiştir. Yakıt maliyetinin minimize edildiği Senaryo 1'de, BKA tarafından elde edilen toplam üretim maliyeti değeri, literatürde yaygın olarak kullanılan meta sezgisel yöntemlerle karşılaştırıldığında daha düşük veya benzer seviyelerde gerçekleşmiştir. Bu durum, BKA'nın ekonomik işletme performansı açısından etkili bir çözüm yöntemi sunduğunu göstermektedir. Ayrıca yakınsama eğrilerinde gözlenen düzgün ve salınımsız yapı, algoritmanın yerel minimumlara takılmadan küresel optimuma yönelme yeteneğini doğrulamaktadır.

Aktif güç kayıplarının minimize edildiği Senaryo 2'de, BKA algoritması kullanılarak iletim hatlarındaki toplam kayıpların önemli ölçüde azaltıldığı gözlemlenmiştir. Aktif güç kayıplarının en aza indirilmesi, hem sistem verimliliği hem de işletme güvenliği açısından kritik öneme sahiptir. Elde edilen sonuçlar, BKA'nın güç kayıplarını minimize ederken aynı zamanda bara gerilimlerini kabul edilebilir sınırlar içerisinde tutabildiğini göstermektedir. Bu durum, algoritmanın yalnızca tek bir performans ölçütüne odaklanmadığını, güç sisteminin genel dengesini koruyacak bütüncül çözümler ürettiğini ortaya koymaktadır.

Gerilim sapsmasının minimize edildiği Senaryo 3 analizinde, BKA'nın bara gerilimlerini nominal değerlere yaklaştırma konusunda başarılı olduğu tespit edilmiştir. Gerilim sapsmasının azaltılması, güç sistemlerinde gerilim kararlılığının sağlanması ve güç kalitesi sorunlarının önlenmesi açısından büyük önem taşımaktadır. BKA kullanılarak elde edilen düşük gerilim sapsması değerleri, algoritmanın reaktif güç kontrolü ve gerilim düzenleme açısından etkin bir performans sergilediğini göstermektedir. Bu sonuçlar, özellikle gerilim duyarlılığı yüksek olan iletim ve dağıtım

sistemleri için BKA'nın uygulanabilir ve güvenilir bir çözüm yöntemi olduğunu desteklemektedir.

Çok amaçlı optimizasyon senaryolarında ise BKA'nın dengeleyici bir çözüm üretme yeteneği belirgin bir şekilde ön plana çıkmıştır. Yakıt maliyeti ile aktif güç kaybının birlikte minimize edildiği Senaryo 4 kapsamında, her iki amaç fonksiyonu arasında kabul edilebilir bir uzlaşma sağlandığı gözlemlenmiştir. Benzer şekilde, yakıt maliyeti ve gerilim sapsmasının birlikte optimize edildiği Senaryo 5 analizinde, sistem hem ekonomik hem de gerilim kararlılığı açısından tatmin edici sonuçlar vermiştir. Tüm amaç fonksiyonlarının aynı anda minimize edildiği Senaryo 6 analizinde ise BKA, çok boyutlu ve karmaşık çözüm uzayında kararlı ve dengeli bir performans sergilemiştir. Bu durum, algoritmanın çok amaçlı OGA problemlerinde esnek, güçlü ve etkin bir çözüm yaklaşımı sunduğunu göstermektedir.

Literatürde yer alan Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (TLBO) ve benzeri meta sezgisel yöntemlerle yapılan karşılaştırmalı analizler, BKA'nın birçok senaryoda daha düşük maliyet, daha az güç kaybı veya daha iyi gerilim profilleri sunduğunu göstermektedir. Bununla birlikte BKA'nın basit algoritmik yapısı, sınırlı sayıda kontrol parametresine sahip olması ve uygulama kolaylığı, yöntemin pratik mühendislik uygulamaları açısından önemli bir avantaj sağlamaktadır.

Sonuç olarak, bu çalışma kapsamında elde edilen tüm bulgular, Balçık Küfü Algoritması'nın (BKA) optimal güç akışı problemlerinin çözümünde başarılı, güvenilir, etkin ve rekabet gücü yüksek bir yöntem olduğunu net bir biçimde göstermektedir. BKA'nın hem tek amaçlı hem de çok amaçlı optimizasyon problemlerinde başarılı sonuçlar üretmesi, gelecekte daha büyük ölçekli güç sistemleri, yenilenebilir enerji entegrasyonu ve belirsizlik içeren OGA problemleri için umut verici bir potansiyel sunduğunu ortaya koymaktadır. Gelecek çalışmalarda, BKA'nın farklı meta sezgisel algoritmalarla hibrit yapılar halinde kullanılması veya dinamik güç sistemi analizlerine uygulanması, yöntemin performansını ve çözüm yeteneğini daha da artırabilecek araştırma alanları olarak değerlendirilebilir. Son olarak, bu çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar doğrultusunda, güç sistemlerinde meta sezgisel yöntemler kullanılarak dinamik modellemelerin gerçekleştirilebildiği ve Matlab/Simulink ortamında yapılan benzetimler aracılığıyla şebekede güç kalite problemlerine neden olan parametrelerin ayrıntılı biçimde analiz edilebildiği ortaya konmuştur.

KAYNAKLAR

- Abdelkader, E. M., Elshaboury, N., & Al-Sakkaf, A. (2022). On the utilization of an ensemble of meta-heuristics for simulating energy consumption in buildings. *International Journal of Applied Metaheuristic Computing (IJAMC)*, 13(1), 1-31. <https://doi.org/10.4018/IJAMC.296262>
- Abido, M. A. (2002). Optimal power flow using particle swarm optimization. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 24(7), 563-571. [https://doi.org/10.1016/S0142-0615\(01\)00067-9](https://doi.org/10.1016/S0142-0615(01)00067-9)
- Abou El Ela, A. A., Abido, M. A., & Spea, S. R. (2010). Optimal power flow using differential evolution algorithm. *Electric Power Systems Research*, 80(7), 878-885. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2009.12.018>
- Abu-Mouti, F. S., & El-Hawary, M. E. (2012, March). Overview of Artificial Bee Colony (ABC) algorithm and its applications. In *2012 IEEE International Systems Conference SysCon 2012* (pp. 1-6). IEEE.
- Akay, B. (2009). Nümerik optimizasyon problemlerinde yapay arı kolonisi (artificial bee colony) algoritmasının performans analizi (Performance analysis of artificial bee colony algorithm on numerical optimization problems) (Doctoral dissertation, Erciyes University, Turkey). <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezDetay.jsp?id=Iv0QkxJXvT9oq4vVzm2y-A&no=Mn0V30Z26E74GFqUib3JZQ>
- Akdağ, O. (2020). *Türkiye Bölgesel Güç Sisteminin Modellenmesi, Analizi ve Yük Akışı Optimizasyonu* (Doctoral dissertation, Inonu University (Turkey)). <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezDetay.jsp?id=vIpoQX1GIm6vfCQ1Y0IUwg&no=yvlfqL-O8xlaZOMLqKYceg>
- Al Shaltouni, A. A. S., & Ismail, A. (2022). Smart Load Flow Analysis using Conventional method and modern method. *International Journal of Automation and Digital Transformation*, 1(1), 60-86. <https://doi.org/10.54878/kxtqe195>
- Alhamrouni, I., Abdul Kahar, N. H., Salem, M., Swadi, M., Zahroui, Y., Kadhim, D. J., ... & Alhuyi Nazari, M. (2024). A comprehensive review on the role of artificial intelligence in power system stability, control, and protection: Insights and future directions. *Applied Sciences*, 14(14), 6214. <https://doi.org/10.3390/app14146214>

- Al-Kaabi, M., Dumbrava, V., & Eremia, M. (2024). Multi Criteria Frameworks Using New Meta-Heuristic Optimization Techniques for Solving Multi-Objective Optimal Power Flow Problems. *Energies*, 17(9), 2209.
<https://doi.org/10.3390/en17092209>
- Almosawi, A. A., Cevik, B. M., & Ersoy, C. A. (2025). Optimal Power Flow Based on a Metaheuristics Optimization Approach for the Iraqi Super High Voltages Network. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/access.2025.3578579>
- Almufti, S. M., Shaban, A. A., Ali, Z. A., Ali, R. I., & Fuente, J. D. (2023). Overview of metaheuristic algorithms. *Polaris Global Journal of Scholarly Research and Trends*, 2(2), 10-32. <https://doi.org/10.58429/pgjsrt.v2n2a144>
- Alqadi, R., & Khammash, M. (2007). An Efficient Parallel Gauss-Seidel Algorithm for the Solution of Load Flow Problems. *Int. Arab J. Inf. Technol.*, 4(2), 148-152.
- Altun, Ö. Ü. K. (2023). Enerji Sistemlerinde Optimal Güç Akışı. *Dijital Çağın Mühendislik Uygulamaları*, 21.
- Attia, A. F., Al-Turki, Y. A., & Abusorrah, A. M. (2012). Optimal power flow using adapted genetic algorithm with adjusting population size. *Electric Power Components and Systems*, 40(11), 1285-1299.
<https://doi.org/10.1080/15325008.2012.689417>
- Attous, D. B., & Labbi, Y. (2009, November). Particle swarm optimization based optimal power flow for units with non-smooth fuel cost functions. In *2009 international conference on electrical and electronics engineering-eleco 2009* (pp. I-377). IEEE.
- Babiker, A., Ahmad, S. S., Ahmed, I., Khalid, M., Abido, M. A., & Al-Ismail, F. S. (2025). Optimal Power Flow: A Review of State-of-the-Art Techniques and Future Perspectives. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/access.2025.3556168>
- Benaissa, B., Kobayashi, M., Al Ali, M., Khatir, T., & Elmeliani, M. E. A. E. (2024). Metaheuristic optimization algorithms: An overview. *HCMCOU Journal of Science–Advances in Computational Structures*, 33-61.
<https://doi.org/10.46223/hmccoujs.acs.en.14.1.47.2024>
- Bhattacharya, A., & Chattopadhyay, P. K. (2011). Application of biogeography-based optimisation to solve different optimal power flow problems. *IET generation, transmission & distribution*, 5(1), 70-80.
<https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2010.0237>

- Bislimi, A. (2024). Comprehensive analysis of power system: exploring load factor, power balance, active load variation, and increment factors with iterative implications. *International journal of electrical and computer engineering systems*, 15(1), 105-112. <https://doi.org/10.32985/ijeces.15.1.11>
- Bolat, B., Erol, K. O., & İmrak, C. E. (2004). Genetic algorithms in engineering applications and the Function of operators. *Sigma*, 4(1), 264-271.
- Boucekara, H. R. E. H. (2014). Optimal power flow using black-hole-based optimization approach. *Applied Soft Computing*, 24, 879-888. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.08.056>
- Carbono, A. J. J., Menezes, I. F., & Martha, L. F. (2005, May). Mooring pattern optimization using genetic algorithms. In *6th World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization, Rio de Janeiro, Brazil* (pp. 1-9).
- Carpentier, J. (1962). Contribution a l'etude du dispatching economique. *Bull. Soc. Fr. Elec. Ser.*, 3, 431-447.
- Chen, H., Li, C., Mafarja, M., Heidari, A. A., Chen, Y., & Cai, Z. (2023). Slime mould algorithm: a comprehensive review of recent variants and applications. *International Journal of Systems Science*, 54(1), 204-235. <https://doi.org/10.1080/00207721.2022.2153635>
- Chicco, G., & Mazza, A. (2020). Metaheuristic optimization of power and energy systems: Underlying principles and main issues of the 'rush to heuristics'. *Energies*, 13(19), 5097. <https://doi.org/10.3390/en13195097>
- Dao, T. M., Huy, T. H. B., Do, D. P. N., & Ngoc Vo, D. (2023). A chaotic equilibrium optimization for temperature-dependent optimal power flow. *Smart Science*, 11(2), 380-394. <https://doi.org/10.1080/23080477.2023.2171696>
- Dehghany, N., & Asghari, R. (2024). Multi-objective optimal reconfiguration of distribution networks using a novel meta-heuristic algorithm. *International Journal of Electrical & Computer Engineering (2088-8708)*, 14(4). <http://doi.org/10.11591/ijece.v14i4.pp3557-3569>
- Demirel, L. (1999). Genetic algorithms in engineering optimization.
- Doğan, A., & Alçı, M. (2011). Verimi artırmak için güç sistemlerinde kullanılan optimizasyon metotları ve uygulama alanları. *TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası IV. Enerji Verimliliği ve Kalitesi Sempozyumu (EVK'2011)*, 92-96.
- Duan, Z., Qian, X., & Song, W. (2025). Multi-Strategy Enhanced Slime Mould Algorithm for Optimization Problems. *IEEE Access*, vol. 13, pp. 7850-7871.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3527509>

Duman, S., Güvenç, U., Sönmez, Y., & Yörükeren, N. (2012). Optimal power flow using gravitational search algorithm. *Energy conversion and management*, 59, 86-95.

<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2012.02.024>

Duong, T. L., Nguyen, N. A., & Nguyen, T. T. (2021). Application of Meta-Heuristic Algorithm for Finding the Best Solution for the Optimal Power Flow Problem. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 14(6).

<https://doi.org/10.22266/ijies2021.1231.47>

El-Fergany, A. A., & Hasanien, H. M. (2018). Tree-seed algorithm for solving optimal power flow problem in large-scale power systems incorporating validations and comparisons. *Applied Soft Computing*, 64, 307-316.

Elgerd, O. I., & Happ, H. H. (1972). Electric energy systems theory: an introduction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, (2), 296-297. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1972.4309116>

Ermiş, S. (2023). Multi-objective optimal power flow using a modified weighted teaching-learning based optimization algorithm. *Electric Power Components and Systems*, 51(20), 2536-2556.

<https://doi.org/10.1080/15325008.2023.2239237>

Ermiş, S., Bayındır, R., & Yeşilbudak, M. (2023). İyileştirilmiş Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritmasıyla Güç Sistemlerinde Gerilim Kararlılığı Çalışması. *Gazi University Journal of Science Part C: Design and Technology*, 11(3), 695-705. <https://doi.org/10.29109/gujsc.128218>

Ermiş, S., & Taşdemir, O. (2025). Optimal Location and Sizing of Distributed Generation Using Artificial Bee Colony and JAYA Algorithms. *Gazi Journal of Engineering Sciences*, (Erken Görünüm), 1-12.

<https://doi.org/10.30855/gmbd.070525N05>

Fletcher, R. (2013). *Practical methods of optimization*. John Wiley & Sons.

Gad, A. G. (2022). Particle swarm optimization algorithm and its applications: A systematic review. *Archives of computational methods in engineering*, 29(5).

<https://doi.org/10.1007/s11831-021-09694-4>

Gharehchopogh, F. S., Ucan, A., Ibrici, T., Arasteh, B., & Isik, G. (2023). Slime mould algorithm: A comprehensive survey of its variants and applications. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 30(4), 2683-2723.

<https://doi.org/10.1007/s11831-023-09883-3>

- Glover, J. D., Sarma, M. S., Overbye, T. J., & Padhy, N. P. (2012). *Power system analysis and design* (Vol. 2008). Stamford, CT, USA: Cengage Learning.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, IU: ading. MA: Addison W.. ley.
- Grainger, J. J. dan Stevenson WD, (1994), *Power Systems Analysis*. Mc Graw-Hill Series in Electrical and Computer Engineering ss 815, pp. 329-376.
- Hasan, M. S., Chowdhury, M. M. U. T., & Kamalasan, S. (2025). Optimal Power Flow in Electric Transmission System: Comparative Study and Analysis of Modeling Methods. *IEEE Transactions on Industry Applications*.
<https://doi.org/10.1109/tia.2025.3540819>.
- Hembecker, F., Lopes, H. S., & Godoy Jr, W. (2007, April). Particle swarm optimization for the multidimensional knapsack problem. In *International conference on adaptive and natural computing algorithms* (pp. 358-365). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Hien, C. T., Duong, M. P., & Pham, L. H. (2024). Skill optimization algorithm for solving optimal power flow problem. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 13(1), 12-19. <https://doi.org/10.11591/eei.v13i1.5280>
- Huang, W., Chen, M., & Low, S. H. (2024). Unsupervised learning for solving AC optimal power flows: Design, analysis, and experiment. *IEEE Transactions on Power Systems* 39(6), 7102-7114.
<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2024.3373399>
- Hussain, M. D., Rahman, M. H., & Ali, N. M. (2024). Investigation of Gauss-Seidel Method for Load Flow Analysis in Smart Grids. *Sch J Eng Tech*, 5, 169-178.
<https://doi.org/10.36347/sjet.2024.v12i05.004>
- İşcan, S., Kaplan, O., & Lokman, G. (2021). Güç sisteminde meta sezgisel algoritmalarla güç kaybı ve gerilim kararlılığı optimizasyonu. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 27(2), 199-209.
<https://doi.org/10.5505/pajes.2020.84152>
- Jamal, R., Men, B., & Khan, N. H. (2020). A novel nature inspired meta-heuristic optimization approach of GWO optimizer for optimal reactive power dispatch problems. *IEEE Access*, 8, 202596-202610.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3031640>

- Karaboğa, D., & Basturk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. *Journal of global optimization*, 39(3), 459-471. <https://doi.org/10.1007/s10898-007-9149-x>
- Karaboğa, D. (2004). *Yapay zeka optimizasyon algoritmaları*. Nobel Akademik Yayıncılık. 68-84.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, November). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks* (Vol. 4, pp. 1942-1948). ieee.
- Khunkitti, S., Siritaratiwat, A., & Premrudeepreechacharn, S. (2021). Multi-objective optimal power flow problems based on slime mould algorithm. *Sustainability*, 13(13), 7448. <https://doi.org/10.3390/su13137448>
- Kotb, M. F., & El-Fergany, A. A. (2020). Optimal power flow solution using moth swarm optimizer considering generating units prohibited zones and valve ripples. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 15(1), 179-192. <https://doi.org/10.1007/s42835-019-00144-7>
- Kothari, D. P., & Nagrath, I. J. (2003). *Modern power system analysis*. Tata McGraw-Hill Publishing Company, pp. 184-239.
- Krishnamurthy, S., Adewuyi, O. B., & Salimon, S. A. (2026). Recent advances in artificial intelligence-based optimization for power system applications: A review of techniques, challenges, and future directions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 226, 116340. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.116340>
- Kulworawanichpong, T. (2010). Simplified Newton–Raphson power-flow solution method. *International journal of electrical power & energy systems*, 32(6), 551-558. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2009.11.011>
- Kumar, A., & Tiwari, S. (2024, February). Comparative study based economic load dispatch in power system using different metaheuristic techniques. In *2024 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS)* (pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SCEECS61402.2024.10481908>
- Kumari, M. S., & Maheswarapu, S. (2010). Enhanced genetic algorithm based computation technique for multi-objective optimal power flow solution. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 32(6), 736-742. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2010.01.010>

- Kundur, P. (1994). *Power System Stability and Control*. New York: Mc Graw- Hill, 969-1022.
- Kusekwa, M. A. (2014). Load flow solution of the Tanzanian power network using Newton-Raphson method and MATLAB software. *Int. J. Energy Power Eng*, 3(6), 277-286. <https://doi.org/10.11648/j.ijepe.20140306.11>
- Kwannetr, U., Leeton, U., & Kulworawanichpong, T. (2010, June). Optimal power flow using artificial bees algorithm. In *2010 International Conference on Advances in Energy Engineering* (pp. 215-218). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICAEE.2010.5557578>
- Latty, T., & Beekman, M. (2010). Food quality and the risk of light exposure affect patch-choice decisions in the slime mold *Physarum polycephalum*. *Ecology*, 91(1), 22-27.
- Le Nguyen, H. (1997). Newton-Raphson method in complex form [power system load flow analysis]. *IEEE transactions on power systems*, 12(3), 1355. <https://doi.org/10.1109/59.630481>
- Le, T. M. C., Le, X. C., Huynh, N. N. P., Doan, A. T., Dinh, T. V., & Duong, M. Q. (2023). Optimal power flow solutions to power systems with wind energy using a highly effective meta-heuristic algorithm. *International Journal of Renewable Energy Development*, 12(3). <https://doi.org/10.14710/ijred.2023.51375>
- Li, D., Su, Y., Wang, F., Olama, M., Ollis, B., & Ferrari, M. (2023). Power flow models of grid-forming inverters in unbalanced distribution grids. *IEEE Transactions on Power Systems*, 39(2), 4311-4322. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2023.3290611>
- Li, S., Chen, H., Wang, M., Heidari, A. A., & Mirjalili, S. (2020). Slime mould algorithm: A new method for stochastic optimization. *Future generation computer systems*, 111, 300-323. <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.03.055>
- Mazumder, P. (1999). *Genetic Algorithms: For Vlsi Design, Layout & Test Automation*. Pearson Education India.
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*, 69, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- Michalewicz, Z., (1999). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer, Verlag Berlin Heidelberg, New York.

https://www.academia.edu/703508/Genetic_algorithms_data_structures_evolution_programs

- Mohamed, A. A. A., Mohamed, Y. S., El-Gaafary, A. A., & Hemeida, A. M. (2017). Optimal power flow using moth swarm algorithm. *Electric Power Systems Research, 142*, 190-206. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2016.09.025>
- Mohammadi, M., Shayegani, A., & Adaminejad, H. (2013). A new approach of point estimate method for probabilistic load flow. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 51*, 54-60.
- Moradi, M. H., Foroutan, V. B., & Abedini, M. (2017). Power flow analysis in islanded Micro-Grids via modeling different operational modes of DGS: A review and a new approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 69*, 248-262.
- Naderi, E., Narimani, H., Pourakbari-Kasmaei, M., Cerna, F. V., Marzband, M., & Lehtonen, M. (2021). State-of-the-art of optimal active and reactive power flow: A comprehensive review from various standpoints. *Processes, 9*(8), 1319. <https://doi.org/10.3390/pr9081319>
- Nagarajan, K., Rajagopalan, A., Bajaj, M., Raju, V., & Blazek, V. (2025). Enhanced wombat optimization algorithm for multi-objective optimal power flow in renewable energy and electric vehicle integrated systems. *Results in Engineering, 25*, 103671. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103671>
- Nassef, A. M., Abdelkareem, M. A., Maghrabie, H. M., & Baroutaji, A. (2023). Review of metaheuristic optimization algorithms for power systems problems. *Sustainability, 15*(12), 9434. <https://doi.org/10.3390/su15129434>
- Nyingu, B. T., Masike, L., & Mbukani, M. W. K. (2025). Multi-Objective Optimization of Load Flow in Power Systems: An Overview. *Energies, 18*(22), 6056. <https://doi.org/10.3390/en18226056>
- Özkaya, B. (2024). Optimization of optimal power flow considering location of facts devices using partial reinforcement optimizer. *European Journal of Technique (EJT), 14*(1), 51-61. <https://doi.org/10.36222/ejt.1479409>
- Öztürk, A. (2007). *Güç Sistemlerindeki Gerilim Kararlığının Genetik Algoritma ile İncelenmesi* (Doctoral dissertation, Sakarya Üniversitesi (Turkey)). <https://acikerisim.sakarya.edu.tr/bitstream/handle/20.500.12619/76835/T02737.pdf?sequence=1>

- Papazoglou, G., & Biskas, P. (2023). Review and comparison of genetic algorithm and particle swarm optimization in the optimal power flow problem. *Energies*, *16*(3), 1152. <https://doi.org/10.3390/en16031152>
- Peraza-Vázquez, H., Peña-Delgado, A., Merino-Treviño, M., Morales-Cepeda, A. B., & Sinha, N. (2024). A novel metaheuristic inspired by horned lizard defense tactics. *Artificial Intelligence Review*, *57*(3), 59. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10653-7>
- Premkumar, M., Jangir, P., Sowmya, R., Alhelou, H. H., Heidari, A. A., & Chen, H. (2020). MOSMA: Multi-objective slime mould algorithm based on elitist non-dominated sorting. *Ieee Access*, *9*, 3229-3248. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3047936>
- Risi, B. G., Riganti-Fulginei, F., & Laudani, A. (2022). Modern techniques for the optimal power flow problem: State of the art. *Energies*, *15*(17), 6387. <https://doi.org/10.3390/en15176387>
- Sabo, A., Kanya, K. I., Shu'aibu, N., Onyema, C., Aliyu, A., Tanko, H., & Kwasau, S. I. (2023). A Review of State-of-the-Art Techniques for Power Flow Analysis. *Journal of Science, Technology and Engineering Research*, *4*(1), 36-43. <https://doi.org/10.53525/jster.1233034>
- Shahidehpour, M., & Wang, Y. (2003). IEEE 30 Bus System Data. In *Communication and control in electric power systems: applications of parallel and distributed processing* (pp. 493-495).
- Shami, T. M., El-Saleh, A. A., Alswaitti, M., Al-Tashi, Q., Summakieh, M. A., & Mirjalili, S. (2022). Particle swarm optimization: A comprehensive survey. *Ieee Access*, *10*, 10031-10061. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3142859>
- Slimani, L., & Bouktir, T. (2011). Optimal power flow using artificial bee colony with incorporation of FACTS devices: a case study. *International review of electrical engineering*, *6*(7), 3091-3101.
- Stott, B. (2005). Review of load-flow calculation methods. *Proceedings of the IEEE*, *62*(7), 916-929. <https://doi.org/10.1109/PROC.1974.9544>
- Suresh, V., Janik, P., Jasinski, M., Guerrero, J. M., & Leonowicz, Z. (2023). Microgrid energy management using metaheuristic optimization algorithms. *Applied Soft Computing*, *134*, 109981. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109981>

- Taher, M. A., Kamel, S., Jurado, F., & Ebeed, M. (2019). Modified grasshopper optimization framework for optimal power flow solution. *Electrical Engineering*, 101(1), 121-148. <https://doi.org/10.1007/s00202-019-00762-4>
- Thakur, G., Pal, A., Mittal, N., Rajiv, A., & Salgotra, R. (2024). Slime mould algorithm based on a gaussian mutation for solving constrained optimization problems. *Mathematics*, 12(10), 1470. <https://doi.org/10.3390/math12101470>
- Tiwari, D., Zideh, M. J., Talreja, V., Verma, V., Solanki, S. K., & Solanki, J. (2024). Power flow analysis using deep neural networks in three-phase unbalanced smart distribution grids. *IEEE Access*, 12, 29959-29970. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3369068>
- Tomar, V., Bansal, M., & Singh, P. (2024). Metaheuristic algorithms for optimization: A brief review. *Engineering Proceedings*, 59(1), 238. <https://doi.org/10.3390/engproc2023059238>
- Tosun, S., Öztürk, A., & Yalçın, M. A. (2010). Investigation of critical bus values in electric power system using simulated annealing and Tabu search algorithms. *Scientific Research and Essays*, 5(18), 2673-2680.
- Uğur, M., & Duman, S. (2023). Modern Güç Sistemlerinde Tıkanıklık Yönetimi Probleminin Çözümü İçin Balçık Küfü Optimizasyon Algoritması. *Mühendislik Bilimleri ve Araştırmaları Dergisi*, 5(2), 223-232. <https://doi.org/10.46387/bjesr.1281102>
- Ulrich, A., Stadler, I., & Waffenschmidt, E. (2025). Optimal Power Flow Formulations for Coordinating Controllable Loads in Distribution Grids: An Overview of Constraint Handling and Hyper Parameter Tuning When Using Metaheuristic Solvers. *Electricity*, 6(2), 31. <https://doi.org/10.3390/electricity6020031>
- Van Cutsem, T., & Vournas, C. (2007). *Voltage stability of electric power systems*. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-75536-6>
- Venkatraman, S., & Yen, G. G. (2005). A generic framework for constrained optimization using genetic algorithms. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 9(4), 424-435.
- Wang, D., Tan, D., & Liu, L. (2018). Parçacık sürüsü optimizasyon algoritması: genel bir bakış. *Yumuşak hesaplama*, 22 (2), 387-408. <https://doi.org/10.1007/s00500-016-2474-6>

- Wang, Y., Wang, S., & Wu, L. (2017). Distributed optimization approaches for emerging power systems operation: A review. *Electric Power Systems Research*, 144, 127-135. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2016.11.025>
- Wei, Y., Othman, Z., Daud, K. M., Luo, Q., & Zhou, Y. (2024). Advances in slime mould algorithm: a comprehensive survey. *Biomimetics*, 9(1), 31. <https://doi.org/10.3390/biomimetics9010031>
- Widarsono, K., Murdianto, F. D., Nur, M., & Mustofa, A. (2020, July). Optimal power flow using particle swarm optimization for IEEE 30 bus. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1595, No. 1, p. 012033). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1595/1/012033>
- Wood, A. J., Wollenberg, B. F., & Sheblé, G. B. (2013). *Power generation, operation, and control*. John Wiley & sons, ss 658.
- Yang, C., Sun, Y., Zou, Y., Zheng, F., Liu, S., Zhao, B., ... & Cui, H. (2023). Optimal power flow in distribution network: A review on problem formulation and optimization methods. *Energies*, 16(16), 5974. <https://doi.org/10.3390/en16165974>
- Yang, X. S. (2010). *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*. John Wiley & Sons.
- Yang, X., Chen, Y., & Shu, H. L. (2009, April). Stability analysis of AC/DC power transmission system based on bifurcation theories. In *2009 International Conference on Sustainable Power Generation and Supply* (pp. 1-7). IEEE.
- Zhang, J. (2016). On distributed optimization methods for solving optimal power flow problem over electricity grids.

EKLER

EK-1

Makale



Gazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Dergisi
PART C: TASARIM VE
TEKNOLOJİ

Gazi University
Journal of Science
PART C: DESIGN AND
TECHNOLOGY



GU J Sci, Part C, 13(4): 1407-1417 (2025)

A Slime Mold Algorithm-Based Approach for Load Flow Analysis and Optimization in Power Systems

Oğuz TAŞDEMİR^{1*} Salih ERMiŞ¹ Abdülkadir ÖZDOĞAN¹

¹Kırşehir Ahi Evran University, Faculty of Engineering and Architecture, Department of Electrical and Electronics Engineering, Kırşehir, Turkey

Article Info

Research article
Received: 24/05/2025
Revision: 06/07/2025
Accepted: 27/06/2025

Keywords

Modern Power Systems
Slime Mold Algorithm
(SMA)
Optimization
Active and Reactive Power
Voltage Deviation

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi
Başvuru: 24/05/2025
Düzeltilme: 06/07/2025
Kabul: 27/06/2025

Anahtar Kelimeler

Modern Güç Sistemleri
Balçık Küf Algoritması
(BKA)
Optimizasyon
Aktif ve Reaktif Güç
Gerilim Sapması

Graphical/Tabular Abstract (Grafik Özet)

In this study, Slime Mold Algorithm was applied to OPF problems on IEEE-30 bus system to minimize fuel cost, power loss, and voltage deviation. / Bu çalışmada, yakıt maliyeti, güç kaybı ve gerilim sapmasını en aza indirmek amacıyla IEEE-30 baralı sistem üzerinde OGA problemlerine Balçık Küf Algoritması uygulanmıştır.

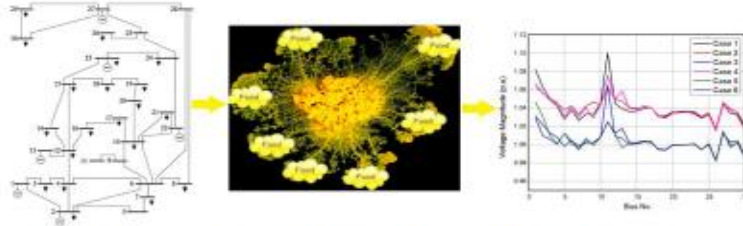


Figure A: Single line diagram of IEEE 30 bus power system, SMA algorithm figure and analysis result graphs. / **Şekil A:** IEEE 30 baralı güç sisteminin tek hat şeması, BKA algoritma şekli ve analiz sonucu grafikleri.

Highlights (Önemli noktalar)

- SMA was successfully applied to OPF on IEEE-30 bus system. / BKA, IEEE-30 baralı sistemde OGA problemlerine başarıyla uygulanmıştır.
- Minimum voltage deviation (0.1013 p.u.) achieved with SMA. / En düşük gerilim sapması (0.1013 p.u.) BKA ile elde edilmiştir.
- SMA outperformed many algorithms in terms of power loss and cost. / BKA, güç kaybı ve maliyet açısından birçok algoritmadan daha başarılı sonuç vermiştir.
- SMA showed low sensitivity to parameter tuning. / BKA, parametre ayarlarına karşı düşük hassasiyet göstermiştir.
- High convergence speed and solution accuracy were observed. / Yüksek yakınsama hızı ve çözüm doğruluğu gözlemlenmiştir.

Aim (Amaç): To solve OPF problems in power systems using Slime Mold Algorithm with single and multi-objective functions. / Güç sistemlerinde tekli ve çoklu amaç fonksiyonları ile Balçık Küf Algoritması kullanılarak OGA problemlerini çözmek.

Originality (Özgünlük): The study presents a comprehensive OPF analysis using SMA, evaluating six distinct objective function scenarios for the first time. / Bu çalışma, altı farklı amaç fonksiyonu senaryosu değerlendirilerek BKA ile kapsamlı bir OGA analizi sunmaktadır.

Results (Bulgular): SMA achieved minimum fuel cost of \$800.66/h, power loss of 3.11 MW, and voltage deviation of 0.1013 p.u., outperforming benchmark algorithms. / BKA, \$800.66/saat yakıt maliyeti, 3.11 MW güç kaybı ve 0.1013 p.u. gerilim sapması ile literatürdeki algoritmalarından daha iyi sonuçlar elde etmiştir.

Conclusion (Sonuç): SMA is a robust and efficient algorithm for OPF problems, offering high performance and consistency across different scenarios. / BKA, farklı senaryolarda yüksek performans ve tutarlılık sağlayarak OGA problemleri için sağlam ve verimli bir algoritma olduğunu göstermiştir.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER	
Adı Soyadı:	Abdulkadir ÖZDOĞAN
Uyruğu:	T.C.
Orcid Numarası:	0009-0007-9129-1673
EĞİTİM BİLGİLERİ	
Lisans	
Üniversite:	Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi
Fakülte:	Mühendislik Mimarlık Fakültesi
Bölümü:	Elektrik Elektronik Mühendisliği
Mezuniyet Yılı:	2022
Yüksek Lisans	
Üniversite:	Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi
Enstitü:	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı:	Elektrik Elektronik Mühendisliği A.B.D.
Mezuniyet Yılı:	2026

Tezden Üretilen Makaleler ve Bildiriler
<p>Taşdemir, O., Ermiş, S., & Özdoğan, A. (2025). Slime mold algorithm approach for load flow analysis and optimization in power systems. <i>Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji</i>, 13(4), 1407-1417.</p> <p>https://doi.org/10.29109/gujsc.1705394</p>