



**GÜÇ SİSTEMLERİNDEKİ REAKTİF GÜÇ DAĞITIMI PROBLEMİNİN
YENİ SEZGİSEL ALGORİTMALARLA OPTİMİZASYONU**

Enes YALÇIN

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

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

OCAK 2020

Enes YALÇIN tarafından hazırlanan “GÜÇ SİSTEMLERİNDEKİ REAKTİF GÜÇ DAĞITIMI PROBLEMİNİN YENİ SEZGİSEL ALGORİTMALARLA OPTİMİZASYONU” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile Gazi Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. M. Cengiz TAPLAMACIOĞLU

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Başkan: Prof. Dr. Ertuğrul ÇAM

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Kırıkkale Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Üye: Prof. Dr. Mahir DURSUN

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Üye: Doç. Dr. Murat Hüsnü SAZLI

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Ankara Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Üye: Doç. Dr. Nursel AKÇAM

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Tez Savunma Tarihi: 15/01/2020

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Doktora Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....

Prof. Dr. Sena YAŞYERLİ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

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

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
 - Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
 - Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
 - Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
 - Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,
- bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Enes YALÇIN
15/01/2020

GÜÇ SİSTEMLERİNDEKİ REAKTİF GÜÇ DAĞITIMI PROBLEMİNİN YENİ SEZGİSEL ALGORİTMALARLA OPTİMİZASYONU

(Doktora Tezi)

Enes YALÇIN

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2020

ÖZET

Bu tez çalışmasında, güç sistemlerinin ekonomik ve güvenilir işletilmesi için sistem operatörlerinin sistematik bir mantıkla karar vermelerini sağlayan en önemli araçlardan biri olan Optimum Reaktif Güç Dağıtımı (ORGD) probleminin çözümlenmesi üzerine analizler gerçekleştirilmiştir. Öncelikle ORGD problemine optimum çözüm bulunması amacıyla kolay uygulanabilir olması ve herhangi bir parametre değerleri belirlemeye ihtiyaç duymaması gibi önemli avantajlara sahip olan Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) Algoritması uygulanmıştır. Bununla beraber SOA'nın ORGD gibi birçok bölgesel optimumu olan ve konveks olmayan problemlerin çözümünde yetersiz kalabildiği tespit edilmiştir. Bu tespitler ışığında, SOA algoritması modifiye edilerek tek amaçlı ORGD (TAORGD) ve çok amaçlı ORGD (ÇAORGD) optimizasyon problemleri için sırasıyla Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama (AKSOA) ve Çok Amaçlı Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama (ÇAAKSOA) adlı yeni algoritmalar geliştirilmiştir. Tasarlanan algoritmalar kullanılarak farklı büyüklükteki şebekelerde TAORGD ve ÇAORGD kapsamında aktif güç kaybı, toplam gerilim sapsması ve statik gerilim kararlılığı iyileştirilmiştir. TAORGD analiz sonuçlarına göre, AKSOA algoritmasının klasik SOA algoritmasının yanı sıra, literatürdeki güncel çalışmalarda önerilen birçok algoritmadan daha iyi olduğu görülmüştür. ÇAORGD analizlerine göre ise; ÇAAKSOA algoritmasıyla elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin MOSOS algoritmasıyla elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerden daha iyi olduğu anlaşılmıştır. Yapılan simülasyon çalışmalarıyla, önerilen yeni algoritmaların ORGD problemi üzerinde etkinliği doğrulanmış, ayrıca diğer kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde de tercih edilebilir bir algoritma olacağını göstermiştir.

Bilim Kodu : 90513
Anahtar Kelimeler : Optimum reaktif güç dağıtımı, Simbiyotik organizmalar arama, Adaptif kaotik simbiyotik organizmalar arama, Çok amaçlı adaptif kaotik simbiyotik organizmalar arama
Sayfa Adedi : 130
Danışman : Prof. Dr. M. Cengiz TAPLAMACIOĞLU

OPTIMIZATION OF REACTIVE POWER DISPATCH PROBLEM IN POWER
SYSTEMS USING NEW HEURISTIC ALGORITHMS

(Ph. D. Thesis)

Enes YALÇIN

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

January 2020

ABSTRACT

In this thesis, analyzes are conducted on the solution of Optimum Reactive Power Dispatch (ORPD) problem, which is one of the most important tools that enable system operators to make a decision with a systematic logic for the economical and reliable operation of power systems. To find an optimal solution to ORPD problem, Symbiotic Organisms Search (SOS) algorithm, which has important advantages such as easy application and no need to determine any parameter values, is firstly applied. However, it has been found that SOS may be unsatisfactory in solving non-convex problems involving multiple local optima. In the light of these findings, new algorithms called Adaptive Chaotic SOS (A-CSOS) and Multi Objective ACSOS (MOACSOS) are developed by modifying the SOS for single objective ORPD (SORPD) and multi objective ORPD (MORPD), respectively. By using the designed algorithms, active power loss, total voltage deviation and voltage stability have been improved within the scope of SORGD and MORPD in different test systems. According to the results of SORPD analysis, A-CSOS has been found to be better than the standard SOS, as well as many algorithms proposed in current studies in the literature. According to MORPD analysis, it has been understood that the best compromised solutions obtained with the MOACSOS are better than Multi Objective SOS. The efficiency of the proposed algorithms on the ORPD problem has been confirmed with the simulation studies, and it has also been shown that it will be a preferable algorithm for the solution of other constrained optimization problems.

Science Code : 90513

Key Words : Optimum reactive power dispatch, Symbiotic organisms search, Adaptive chaotic symbiotic organisms search, Multi objective symbiotic organisms search, Multi objective adaptive chaotic symbiotic organisms search

Page Number : 130

Supervisor : Prof. Dr. Müslüm Cengiz TAPLAMACIOĞLU

TEŞEKKÜR

Bu tezin hazırlanması sürecinde her zaman yardımını ve desteğini gördüğüm tez yöneticisi hocam, Sayın Prof. Dr. Müslüm Cengiz TAPLAMACIOĞLU'na, aynı şekilde bu tezin hazırlanmasına kadarki süreçte daima bana güvenen ve yardımını hiçbir zaman eksik etmeyen hocam Sayın Prof. Dr. Ertuğrul ÇAM'a ve tez çalışmalarım esnasında bilimsel konularda daima yardımını gördüğüm hocam Sayın Doç. Dr. Nursel AKÇAM'a, bu uzun yolculukta desteklerini her daim arkamda hissettiğim ve haklarını hiçbir zaman ödeyemeyeceğim kıymetli eşim, oğlum ve aileme teşekkürü bir borç bilirim.



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	x
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	xii
RESİMLERİN LİSTESİ.....	xvi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xvii
1. GİRİŞ.....	1
2. OPTİMUM REAKTİF GÜÇ DAĞITIMI.....	9
2.1. Amaç Fonksiyonları	10
2.1.1. Aktif güç kaybı minimizasyonu	10
2.1.2. Toplam gerilim sapması minimizasyonu	14
2.1.3. Gerilim kararlılığının iyileştirilmesi.....	14
2.2. Tek Amaçlı ve Çok Amaçlı Optimum Reaktif Güç Dağıtımı	17
2.2.1. Tek amaçlı optimum reaktif güç dağıtımı	17
2.2.2. Çok amaçlı optimum reaktif güç dağıtımı.....	17
2.3. Problem Kısıtları	21
2.3.1. Eşitlik kısıtları.....	21
2.3.2. Eşitsizlik kısıtları	22
2.4. ORGD Probleminin Durum ve Kontrol Değişkenleri.....	23
2.5. Uygunluk Fonksiyonu	24
2.6. Kısıt Yönetimi Stratejileri.....	25

	Sayfa
2.6.1. Uygulanabilir çözümlerin üstünlüğü.....	25
2.6.2. Statik ceza fonksiyonları	26
2.6.3. Dinamik ceza fonksiyonları.....	27
2.6.4. Adaptif ceza fonksiyonları	28
2.7. Yük Akış Analizi ve Matpower	30
2.7.1. Yük akış analizinin matematiksel izahı.....	30
2.7.2. Newton-Raphson yük akış analizi	33
2.7.3. Matpower	37
3. SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA ALGORİTMASI	41
3.1. Simbiyotik İlişki Çeşitleri	41
3.1.1. Mutualizm.....	42
3.1.2. Kommensalizm	43
3.1.3. Parazitizm.....	44
3.2. SOA Algoritması Uygulama Prosedürleri	45
3.3. SOA Algoritmasının ORGD Problemine Uygulanma Prosedürleri	48
4. ADAPTİF KAOTİK SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA ALGORİTMASI.....	51
4.1. Mutualizm ve Kommensalizm Fazlarına Kaos Entegrasyonu.....	51
4.2. Global Rekabetçi Sıralamanın SOA Algoritmasına Entegrasyonu.....	55
4.3. AKSOA Algoritması Uygulama Prosedürleri	57
4.4. AKSOA Algoritmasının ORGD Problemine Uygulanması Prosedürleri	60
5. ÇOK AMAÇLI ADAPTİF KAOTİK SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA ALGORİTMASI.....	63
5.1. MOSOS Algoritması ile Çok Amaçlı ORGD Probleminin Optimizasyonu	64
5.2. ÇAAKSOA Algoritması ile Çok Amaçlı ORGD Probleminin Optimizasyonu.....	66

Sayfa

6. ARAŞTIRMA BULGULARI.....	73
6.1. Test Sistemlerinin Tanıtılması	73
6.1.1. Test Sistemi-I tanıtımı ve analiz koşulları	74
6.1.2. Test Sistemi-II tanıtımı ve analiz koşulları.....	75
6.1.3. Test Sistemi-III tanıtımı ve analiz koşulları.....	76
6.1.3. Test Sistemi-IV tanıtımı ve analiz koşulları	77
6.2. Tek Amaçlı Optimum Reaktif Güç Dağıtım Optimizasyonu	77
6.2.1. Test Sistemi-I üzerinde $P_{kayıp}$ minimizasyonu	78
6.2.2. Test Sistemi-I üzerinde TGS minimizasyonu.....	82
6.2.3. Test Sistemi-I gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonu.....	85
6.2.4. Test Sistemi-II üzerinde $P_{kayıp}$ minimizasyonu	87
6.2.5. Test Sistemi-II üzerinde TGS minimizasyonu	89
6.2.6. Test Sistemi-II gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonu.....	93
6.2.7. Test Sistemi-III üzerinde $P_{kayıp}$ minimizasyonu.....	96
6.2.8. Test Sistemi-III üzerinde TGS minimizasyonu	100
6.2.9. Test Sistemi-III gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonu	103
6.3. Çok Amaçlı Optimum Reaktif Güç Dağıtım Optimizasyonu.....	105
6.3.1. Test Sistemi-I üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu	106
6.3.2. Test Sistemi-I üzerinde $P_{kayıp}$ & L-indeks optimizasyonu	108
6.3.3. Test Sistemi-II üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu	111
6.3.4. Test Sistemi-II üzerinde $P_{kayıp}$ & L-indeks optimizasyonu.....	114
7. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	117
KAYNAKLAR	123
ÖZGEÇMİŞ	129

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. Türkiye elektrik şebekesi kayıp değerlerinin 2015-2018 yılları arasında gelişimi	11
Çizelge 2.2. Bara tiplerine göre değeri belli olan ve değeri belli olmayan değişkenler .	34
Çizelge 6.1. Test Sistemi-I için değişkenlerin ayar değerleri	75
Çizelge 6.2. Test Sistemi-II için değişkenlerin ayar değerleri	75
Çizelge 6.3. Test Sistemi-III için değişkenlerin ayar değerleri.....	77
Çizelge 6.4. Tek amaçlı ORGD kapsamında Test Sistemi I için en iyi sonuçlar ve kontrol değişkenlerinin ayar değerleri	79
Çizelge 6.5. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ optimizasyonu için elde edilen en iyi sonuçlara ait kontrol parametrelerinin değerleri	87
Çizelge 6.6. Test Sistemi-II TGS optimizasyonu için elde edilen en iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri	91
Çizelge 6.7. Test Sistemi-II L-indeksi optimizasyonu için elde edilen en iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri	94
Çizelge 6.8. Test Sistemi-I $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu kapsamında ÇAAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri.....	106
Çizelge 6.9. ÇAAKSOA ve MOSOS ile $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık sonuçlar için kontrol değişkenlerinin ayar değerleri	108
Çizelge 6.10. Test Sistemi I $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonu kapsamında ÇAAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri	109
Çizelge 6.11. ÇAAKSOA ve MOSOS ile $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık sonuçların literatürdeki çalışmalarla karşılaştırması	110
Çizelge 6.12. Test Sistemi-I $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık sonuçlar için kontrol değişkenlerinin ayar değerleri	111
Çizelge 6.13. Test Sistemi II $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu kapsamında ÇAAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri.....	112
Çizelge 6.14. $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin literatürdeki çalışmalarla karşılaştırması	113

Çizelge	Sayfa
Çizelge 6.15. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin kontrol değişkenlerinin ayar değerleri.....	114
Çizelge 6.16. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonu kapsamında ÇAAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri	115



ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Hat_{ab} eşdeğer modeli.....	13
Şekil 2.2. Baskılanamayan çözümleri sıralama yönteminin sözde kodu.....	20
Şekil 2.3. İki amaçlı optimizasyon probleminde yığılma uzaklığı hesabı.....	21
Şekil 2.4. Rastlantısal sıralama yönteminin sözde kodu.....	29
Şekil 2.5. Newton-Raphson yük akış diyagramı.....	37
Şekil 3.1. SOA algoritması sözde kodu.....	46
Şekil 3.2. SOA algoritması akış diyagramı.....	47
Şekil 3.3. SOA algoritmasının ORGD problemine uygulanışı.....	49
Şekil 4.1. β değerinin üretilen sayıların rastgeleliğine olan etkisi.....	52
Şekil 4.2. Başlangıç değerindeki değişimin üretilen sayıların rastgeleliğine olan etkisi.....	53
Şekil 4.3. AKSOA algoritması fazları.....	53
Şekil 4.4. Kaotik mutualizm etkileşimi akış diyagramı.....	57
Şekil 4.5. Kaotik kommensalist etkileşim akış diyagramı.....	57
Şekil 4.6. Parazitizm ile elde edilen organizmanın değerlendirilme akış diyagramı.....	58
Şekil 4.7. AKSOA algoritması akış diyagramı.....	59
Şekil 4.8. AKSOA algoritmasının ORGD problemi için sözde kodu.....	61
Şekil 5.1. MOSOS algoritması detaylı akış diyagramı.....	65
Şekil 5.2. Bir sonraki iterasyon için ekosistemde yer alacak organizmaların seçim prosedürü.....	69
Şekil 5.3. ÇAAKSOA ile çok amaçlı ORGD problemi optimizasyonunun akış diyagramı.....	71
Şekil 6.1. IEEE 30-baralı test sistemi basitleştirilmiş bağlantı şeması.....	74
Şekil 6.2. IEEE 57-baralı test sistemi basitleştirilmiş bağlantı şeması.....	76

Şekil	Sayfa
Şekil 6.3. Test Sistemi-I için $P_{kayıp}$ optimizasyonuna ait algoritmaların yakınsama performansı	78
Şekil 6.4. AKSOA ve SOA ile elde edilen en iyi sonuçların diğer algoritmalarla karşılaştırması	80
Şekil 6.5. AKSOA ve SOA ile elde edilen sonuçların istatistikleri.....	80
Şekil 6.6. Test Sistemi-I $P_{kayıp}$ optimizasyonu sonrası bağımlı değişkenlerin durumu (a) Bara gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları	81
Şekil 6.7. Test Sistemi-I için TGS optimizasyonuna ait algoritmaların yakınsama performansı	82
Şekil 6.8. AKSOA ve SOA ile elde edilen en iyi sonuçların diğer algoritmalarla karşılaştırması	83
Şekil 6.9. AKSOA ve SOA ile elde edilen sonuçların istatistikleri.....	83
Şekil 6.10. TGS optimizasyonu sonrası bağımlı değişkenlerin durumu (a) Yük barası gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları	84
Şekil 6.11. Test Sistemi-I için yük baralarının L-indeksi	85
Şekil 6.12. Test Sistemi-I için L_{sistem} optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri	86
Şekil 6.13. AKSOA ve SOA ile elde edilen en iyi sonuçların diğer algoritmalarla karşılaştırması	86
Şekil 6.14. $P_{kayıp}$ optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler.....	88
Şekil 6.15. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri	88
Şekil 6.16. Test Sistemi-II için $P_{kayıp}$ optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması.....	89
Şekil 6.17. $P_{kayıp}$ optimizasyonu sonrası bağımlı değişkenlerin durumu (a) Yük barası gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları	90
Şekil 6.18. TGS optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler.....	91
Şekil 6.19. Test Sistemi-II için TGS optimizasyonuna ait algoritmaların yakınsama performansı	92
Şekil 6.20. Test Sistemi-II için TGS optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması.....	93

Şekil	Sayfa
Şekil 6.21. Gerilim kararlılığı iyileştirmesi optimizasyonu kapsamında yük baralarının statik gerilim indeksleri	94
Şekil 6.22. Test Sistemi-II L-indeks optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi.....	95
Şekil 6.23. L-indeksi optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler.....	95
Şekil 6.24. Test Sistemi-II için gerilim kararlılığı optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması	96
Şekil 6.25. En iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri a) Jeneratör barası gerilim ayar değerleri b) Kademeleri değiştirilebilir transformatörlerin kademe oranları c) VAR kompanzatör ayar değerleri	97
Şekil 6.26. Test Sistemi-III için $P_{kayıp}$ optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması.....	98
Şekil 6.27. $P_{kayıp}$ optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler.....	98
Şekil 6.28. Test sistemi III aktif güç kaybı optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi.....	99
Şekil 6.29. Bağımlı değişkenlerin durumu (a) Bara gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları	99
Şekil 6.30. TGS optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler.....	100
Şekil 6.31. Test sistemi III TGS optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi	101
Şekil 6.32. En iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri a) Jeneratör barası gerilim ayar değerleri b) Kademeleri değiştirilebilir transformatörlerin kademe oranları c) VAR kompanzatör ayar değerleri	101
Şekil 6.33. Bağımlı değişkenlerin durumu (a) Bara gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları	103
Şekil 6.34. L-indeksi minimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler.....	104
Şekil 6.35. Yük baralarının L-indeksi.....	104
Şekil 6.36. Test sistemi III gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi.....	105
Şekil 6.37. Test Sistemi I üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler.....	107

Şekil	Sayfa
Şekil 6.38. Test Sistemi I üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS-indeksi minimizasyonu kapsamında elde edilen pareto cephesi çözümleri	107
Şekil 6.39. Test Sistemi I üzerinde $P_{kayıp}$ & L-indeksi minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler	109
Şekil 6.40. Test Sistemi I üzerinde $P_{kayıp}$ & L-indeksi minimizasyonu kapsamında elde edilen pareto cephesi çözümleri	110
Şekil 6.41. Test Sistemi II üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler.....	112
Şekil 6.42. Test Sistemi II üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler.....	113
Şekil 6.43. $P_{kayıp}$ & L-indeks minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler.....	115

RESİMLERİN LİSTESİ

Resim	Sayfa
Resim 2.1. Matpower örnek bara datası formatı.....	38
Resim 2.2. Matpower örnek jeneratör datası formatı	39
Resim 2.3. Matpower örnek hat datası formatı	39
Resim 3.1. Doğadaki örnek mutualist ilişki (Bal arısı ile çiçek arası ilişki).....	42
Resim 3.2. Doğadaki örnek bir kommensalist ilişki (Sivrisinek-insan arasındaki ilişki)	43
Resim 3.3. Doğadaki örnek bir parazit ilişki (Sivrisinek-insan arasındaki ilişki).....	44

SİMGELER VE KISALTMALAR

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

Simgeler	Açıklamalar
N_{org}	Bir ekosistemde yaşayan organizma sayısı
X_{best}	Ekosistem içerisindeki en iyi organizma
X_i	Ekosistem içerisindeki i. Organizma
W	Mega watt
Var	Volt amper reaktif
F_n	n. amaç fonksiyonuna bağlı uygunluk fonksiyonu
f_n	n. amaç fonksiyonu
x	Bağımlı değişken
u	Bağımsız kontrol değişkeni
λ_V	Gerilim sınır aşımı ihlali ceza katsayısı
λ_Q	Reaktif güç sınır aşımı ihlali ceza katsayısı
λ_S	Hat taşıma kapasitesi aşımı ihlali ceza katsayısı
N_{bara}	Güç sistemindeki toplam bara sayısı
N_G	Güç sistemindeki toplam jeneratör sayısı
N_{hat}	Devrede olan toplam iletim hattı sayısı
N_{YB}	Devrede olan toplam yük barası sayısı
N_{GB}	Devrede olan toplam üretim barası sayısı
N_T	Toplam kademesi değiştirilebilir transformatör sayısı
N_C	Toplam reaktif güç kompanzatörü sayısı
P_{G_i}	i. baraya bağlı toplam aktif güç üretimi
P_{D_i}	i. baraya bağlı toplam aktif güç tüketimi
δ_i	i. bara faz açısı
V_i	i. Bara gerilimi
G_{ij}	i ve j barasını birbirine bağlayan hattın kondüktansı
B_{ij}	i ve j barasını birbirine bağlayan hattın süseptansı
m	Toplam eşitlik kısıtı sayısı

Simgeler**Açıklamalar**

q	Toplam eşitsizlik kısıtı sayısı
g_i	i. eşitlik kısıtı fonksiyonu
h_j	j. eşitsizlik kısıtı fonksiyonu
L_{sistem}	Güç sisteminin gerilim kararsızlık indeksi değeri
L_a	a-yük barası gerilim kararsızlık indeksi değeri

Kısaltmalar**Açıklamalar**

ABC	Bal arısı kolonisi algoritması
AGA	Adaptif genetik algoritma
AKSOA	Adaptif kaotik simbiyotik organizmalar arama
ALO	Karınca aslanı optimizasyonu
APOPSO	Hibrit parçacık sürü ve yapay fizik optimizasyonu
BA	Yarasa algoritması
BBO	Biyocoğrafya tabanlı optimizasyon
CLPSO	Kapsamlı öğrenme parçacık sürü optimizasyon
CPVEIHBMO	Kaotik paralel vektör bal arısı çiftleştirme optimizasyonu
CSA	Guguk kuşu algoritması
ÇAAKSOA	Çok amaçlı adaptif kaotik simbiyotik organizmalar arama
DCF	Dinamik ceza fonksiyonu
DE	Diferansiyel gelişim
DEEPSO	Diferansiyel gelişim parçacık sürü optimizasyonu
EMA	Borsa algoritması
FA	Ateş böceği algoritması
FF	Fayda faktörü
GA	Genetik algoritma
GKI	Gerilim kararlılık indeksi
GRS	Global rekabetçi sıralama
GSA	Yerçekimsel arama algoritması
GWO	Gri kurt optimizasyonu
KK	Kaotik kommensalizm

Kısaltmalar**Açıklamalar**

KM	Kaotik mutualizm
MALO	Modifiye karınca aslanı optimizasyonu
MFO	Güve-alev algoritması
MOABC	Çok amaçlı yapay arı kolonisi algoritması
MODE	Çok amaçlı diferansiyel gelişim algoritması
MOHBMO	Çok amaçlı bal arısı çiftleştirme algoritması
MOIPSO	Çok amaçlı iyileştirilmiş parçacık sürü optimizasyonu
MOPSO	Çok amaçlı parçacık sürü optimizasyonu algoritması
MOSOS	Çok amaçlı simbiyotik organizmalar arama
MV	Mutual vektör
MVMO	Ortalama varyans optimizasyon algoritması
NGBWCA	Gauss sınırlı su çevrimi algoritması
NSGA-II	Baskılanmayan sıralamalı genetik algoritma
OAGD	Optimum aktif güç dağıtımı
ORGD	Optimum reaktif güç dağıtımı
P	Parazitizm
PSO	Parçacık sürü optimizasyon
PSOGSA	Hibrit parçacık sürü yerçekimi arama algoritması
PSO-ICA	Hibrit parçacık sürü emperyalist rekabetçi algoritması
RS	Rastlantısal sıralama
SCF	Statik ceza fonksiyonu
SO	Sistem operatörü
SOA	Simbiyotik organizmalar arama
TGS	Toplam gerilim sapması
TLBO	Öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon
TEİAŞ	Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu

1. GİRİŞ

Ülkelerin geleceklerini etkileyen önemli unsurlardan biri de izledikleri enerji politikalarıdır. Özellikle Türkiye gibi konvansiyonel enerji kaynakları açısından çok da şanslı olmayan ve ihtiyacı olan enerji kaynaklarına yönelik ürünleri ithal eden ülkelerde, cari açığın önemli bir kalemini oluşturması nedeniyle enerji, bu ülkeler için stratejik bir konudur. Nitekim 2018 yılı TÜİK verilerine göre; ülkemiz enerji ihtiyacının karşılanması için ödenen 208 milyar 816 milyon 496 bin 906 TL, ülkenin toplam ithalatının yaklaşık %19'unu oluşturmaktadır. Dolayısıyla ülkeler enerji taleplerinin karşılanmasında herhangi bir problem yaşanmaksızın ithalat bağımlılığını azaltıcı tedbirler almak hem de mevcut alt yapılardan olabildiğince en verimli şekilde istifade edecek tedbir ve uygulamaları hayata geçirmek mecburiyetindedir.

Diğer taraftan, fosil yakıtların sınırlı ve zamanla tükeniyor oluşuna ilave olarak bu kaynakların çevreye olumsuz etkilerinin gündeme gelmesiyle birlikte artan çevre bilinci, ülkeleri elektrik enerjisi üretiminde fosil yakıtların kullanımını sınırlandırmaya, bunun yerine çevreyle daha dost yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımını arttırmaya itmiştir. Bu sektördeki tesis maliyetlerinin de zamanla düşmesi ve ülkelerin yatırımcıları özendirici teşvik mekanizmaları uygulaması ile birlikte yenilenebilir enerji kaynaklarına olan ilgi daha da artmıştır.

Enerji sektöründe yaşanan bu gelişmelerden güç sistemleri de önemli ölçüde etkilenmiştir. Yenilenebilir enerji kaynaklı elektrik üretimi, ülkelerin gelecek enerji perspektifinde olmazsa olmaz bir unsur olmasıyla birlikte güç sistemlerinde yeni bir topoloji oluşturmuş, teknik ve ekonomik açıdan çözümlenmesi gereken sorunları da beraberinde getirmiştir. Ayrıca, elektrik üretimi, iletimi ve dağıtım hizmetinin kamu sektörüne yerine getirilirken, enerji piyasalarının zaman içerisinde liberalleşmesi ve piyasa mekanizmalarının teşekkülüyle birlikte güç sisteminin planlama ve işletilmesi daha zor hal almıştır. Söz konusu yeni sorunlara çözüm bulunmasının yanı sıra, mevcut altyapı ve imkanlardan azami seviyede istifade edilebilmesi için, hem şebekenin güvenlik ve kalite kriterlerini karşılayan hem de mevcut altyapının teknik ve ekonomik açıdan en verimli/optimum şekilde işletilmesini sağlayan çözüm arayışları da sürmektedir.

Güç sistemi operatörleri için güç sistemlerinin teknik ve ekonomik açıdan daha iyi işletilmesine imkan tanıyan önemli araçlardan birisi de, optimum yük akışının bir alt konusu olan optimum reaktif güç dağıtımıdır. Optimum reaktif güç dağıtımı (ORGD) problemi, sistemin değişen koşullarında belirli bir veya birkaç amacı optimize etmek için bir güç sistemindeki işletmeye alınabilir reaktif güç kaynaklarının en ideal çalışma değerlerinin belirlenmesi, bir başka ifadeyle tevzi edilmesi olarak tanımlanabilir. ORGD problemi, güç sisteminin güvenli ve kaliteli işletilmesini sağlamaya yönelik fazla sayıda eşitlik ve eşitsizlik kısıtı içeren, hem sürekli ve hem de ayrık değişkenli kontrol parametreleriyle optimize edilen karmaşık ve doğrusal olmayan bir optimizasyon problemidir.

ORGD probleminin çözümüne yönelik birçok araştırmacı tarafından literatüre önemli katkılar sağlanmıştır. Literatürde en sık minimize edilen amaç fonksiyonları arasında aktif güç kaybı ile toplam gerilim sapsmasının en aza indirilmesi ve gerilim kararlılığının iyileştirilmesi yer alsa da şönt ekipmanların ideal yerinin/kapasitesinin tespiti, yatırım ve işletme maliyetlerinin en aza indirilmesi gibi diğer amaç fonksiyonlarının optimize edildiği çalışmalar da mevcuttur.

Lineer olmayan ve bir çok yerel minimum noktayı ihtiva eden, konveks olmayan, aynı zamanda bir çok kısıtı bulunan ORGD probleminde, tanımlanan amaç fonksiyonunu minimize veya maksimize etmek için global optimuma en yakın çözümü hızlı bir şekilde bulabilecek algoritmalara da gereksinim duyulmaktadır. Söz konusu amaç fonksiyonları ilk etapta doğrusal ve doğrusal olmayan programlama, karesel programlama ve iç nokta algoritmaları gibi deterministik yöntemlerle optimize edilmeye çalışılmıştır (Granville, 1994; Lee, Park ve Ortiz, 1985; Quintana ve Santos-Nietp, 1989; Terra ve Short, 1991). Ancak deterministik yöntemlerin analiz başlangıç noktasına olan aşırı duyarlılığı ve yerel minimum noktalara yakınsayıp o noktada takılıp kalması nedeniyle ORGD problemi gibi doğrusal ve konveks olmayan çok noktalı optimizasyon problemlerinde istenilen seviyede başarı elde edilememiştir. Bunun üzerine global optimum noktanın bulunmasını garanti edemese de belirli ve bilinçli bir mantıkla çözüm uzayına yayılıp arama yaparak yerel minimum noktalardan hızlıca kurtulabilen ve probleme en iyi veya en iyiye en yakın çözüm sunabilen üst seviye sezgisel algoritmalar gündeme gelmiştir (Chettih, Khia ve Chaker, 2011). Bu kapsamda ORGD probleminin üst seviye sezgisel algoritmalarla çözümüne ilişkin genişçe bir literatür mevcut olsa da belli başlılarına bu bölümde değinilecektir.

Örneğin, Wu, Cao ve Wen (1998) tarafından bireylerin uygunluk fonksiyonu değerlerine göre çaprazlama ve mutasyon olasılığı değerlerini değiştiren ve Adaptif Genetik Algoritması (AGA) olarak isimlendirilen algoritmayla IEEE 30-baralı güç sisteminde hat kayıpları minimize edilmeye çalışılmıştır.

Mahadevan ve Kannan (2010) tarafından IEEE 30 ve 118 baralı güç sisteminde güç kaybı, toplam gerilim sapsması ve gerilim kararlılığının iyileştirilmesi için hem Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritmasıyla çözüm aranmış, aynı zamanda PSO'nun erken yakınsama problemi ortaya konularak PSO'ya kapsamlı öğrenme özelliği ilave edilmiş ve CLPSO adı verilen algoritmanın daha iyi sonuç verdiği gösterilmiştir.

Bu çalışmadan bir yıl sonra, Abou El Ela, Abido ve Spea (2011) tarafından IEEE 30-baralı güç sisteminde yine üç amaç fonksiyonu ayrı ayrı minimize edilmesi için Diferansiyel Gelişim (DE) algoritması önerilmiştir.

Roy, Ghoshal ve Thakur (2012) tarafından Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon (BBO) ile hat kaybı ve toplam gerilim aşımı; Duman, Sonmez, Guvenc ve Yorukeren (2012) tarafından Yerçekimsel Arama Algoritmasıyla (GSA) hat kaybı ve toplam gerilim aşımının minimize edilmesinin yanı sıra, gerilim kararlılığı iyileştirilmiştir.

ORGD probleminin optimizasyonu kapsamında 2015 yılında Ghasemi, Taghizadeh, Ghavidel, Aghai ve Abbasian (2015) tarafından Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyonla (TLBO), Rajan ve Malakar (2015) tarafından Ateş Böceği Algoritmasıyla (FA), Sulaiman, Mustaffa, Mohamed ve Aliman (2015) tarafından Gri Kurt Optimizasyonu (GWO) kontrol değişkenlerinin en ideal ayar değerleri tespit edilmeye çalışılmıştır.

Bir sonraki yıl ise; Dutta, Paul ve Roy (2016) tarafından kimyasal reaksiyon optimizasyonu (CRO), Rajan ve Malakar (2016) tarafından Borsa Algoritmasıyla (EMA), 2017 yılında ise Mouassa, Bouktir ve Salhi (2017) tarafından Karınca Aslanı Optimizasyonu (ALO), Mei, Sulaiman, Mustaffa ve Daniyal (2017) tarafından Güve-Alev Algoritmasıyla (MFO) optimum reaktif güç dağıtım problemi için en iyi çözümler bulunmaya çalışılmıştır.

Çok amaçlı ORGD (ÇAORGD) probleminin çözümüne yönelik olarak; Chen, Liu ve Song (2014) tarafından çok amaçlı PSO (MOPSO), iyileştirilmiş çok amaçlı PSO (MOIPSO), kaosla iyileştirilmiş PSO (MOCIPSO) algoritmaları uygulanmış ve yazarlar tarafından MOCIPSO algoritması önerilmiş; Ghasemi, Valipour ve Tohidi (2014) tarafından Çok Amaçlı Bal Arısı Çiftleştirme Algoritması (MOHBMO) ile Çok Amaçlı Kaotik Paralel Vektör Bal Arısı Çiftleştirme Optimizasyonu (CPVEIHBMO) algoritması uygulanmış ve CPVEIHBMO'nun MOHBMO'ya nazaran daha iyi sonuç verdiği belirtilmiştir. Bir yıl sonra Ghasemi, Ghavidel, Ghanbarian ve Gitizadeh (2015) tarafından Emperyalist Rekabetçi Algoritma (GBICA) ve modifiye edilmiş versiyonu (MGBICA) ile yapılan optimizasyon çalışmalarında mukayese edilen diğer algoritmalarından daha iyi sonuçlar elde edildiği görülmüştür. Çok amaçlı ORGD problemi üzerinde duran bir diğer çalışmada Singh ve Srivastava (2016) tarafından Çok Amaçlı PSO (MOPSO), Çok Amaçlı DE (MODE) ve Tekrarlanan MODE (RMODE) algoritmalarıyla çözüm aranmış ve RMODE algoritması önerilmiştir. Christy, Raj, Padmanaban, Selvamuthukumar ve Ertas (2016) tarafından Adaptif Biyocoğrafya Temelli Avcı Av Optimizasyonu (ABPPO) algoritması uygulanarak ÇAORGD probleminde başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Ancak bu algoritmalarından bir kısmında algoritma performansını önemli ölçüde etkileyen ve bu nedenle değerlerinin dikkatli şekilde belirlenmesi gereken algoritmik bazı parametreler bulunmaktadır. Örneğin, PSO için atalet ağırlığı, GSA için yer çekimi ve α sabitleri, GA için çaprazlama ve mutasyon olasılığı değerleri algoritmanın çözüm performansını etkiledikleri çeşitli çalışmalarla ortaya konmuştur. Parametrelerin en ideal değerinin bilinmesi veya belirlenebilmesi halinde algoritmaların arama uzayında daha kapsamlı bir arama yapması ve lokal-global arama dengesini daha iyi ayarlayarak daha hızlı ve iyi çözüm bulması mümkün hale gelse de bu parametrelerin bir kısmının ampirik yöntemlerle belirlenmiş olması nedeniyle uygulanan probleme bağlı olarak kullanıcılar tarafından söz konusu parametrelerin en ideal değerinin tespiti için bir çok deneme-yanılma yapılması gerekliliği, kullanıcılar için önemli bir sorun teşkil edebilmektedir.

İlk defa Cheng ve Prayogo tarafından 2014 yılında literatüre kazandırılan ve kullanıcı tarafından belirlenmesi gereken herhangi bir algoritma parametresi içermeyen Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması, bu açıdan algoritma dünyasında önemli bir boşluğu doldurmuştur. Cheng ve Prayogo (2014) sürekli değişkenli matematiksel test düzeneklerinde ve bazı mühendislik problemlerinde geliştirdikleri SOA algoritmasını uygulayarak diğer

algoritmaların sonuçlarıyla karşılaştırmış ve PSO, GA gibi bilinen algoritmalarından daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Ancak doğrusal olmayan ve kesikli (ayrık) değişken içeren optimizasyon problemlerinin çözümünde erken yakınsama ve globale en yakın çözümü daha uzun sürelerde bulma gibi bazı problemlerle karşılaşmıştır (Saha ve Mukherjee, 2017). Elbette ki Wolpert ve Macready (1997) tarafından literatüre kazandırılan “no free-lunch” teoremi gereği, herhangi bir sezgi üstü algoritmanın tüm optimizasyon problemlerini en iyi şekilde çözebileceğini söylemek mümkün değildir.

Bu tez çalışması kapsamında; ORGD problemine öncelikle SOA algoritmasıyla çözüm aranmış, ancak optimizasyon problemi karmaşıklıkça ve karar değişkenleri arttıkça performansı yetersiz kaldığı görünmesi üzerine SOA algoritmasının belli aşamaları modifiye edilerek elde edilen Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama Algoritması (AKSOA) farklı büyüklükteki ve zorluk seviyesindeki üç ayrı güç sisteminde ORGD problemine uygulanmıştır. Standart test sistemleri üzerinde yapılan analiz sonuçları, AKSOA algoritmasının ORGD probleminde hem SOA algoritmasından hem de bilinen diğer birçok algoritmadan daha iyi sonuç verdiği ve daha hızlı bir şekilde optimuma daha yakın çözümü elde ettiği görülmüştür.

Literatüre girdiği 2016 yılından itibaren herhangi bir SOA temelli çok amaçlı optimizasyon algoritmasının çok amaçlı ORGD problemine uygulanmadığından dolayı, literatüre Tran, Cheng ve Prayogo (2016) tarafından tanıtılan ve maliyet, zaman ve iş gücü optimizasyonu için geliştirilen MOSOS algoritması, çok amaçlı ORGD (ÇAORGD) problemine uygulanmış ve sonuçları analiz edilmiştir. Bunun yanı sıra, geliştirilen AKSOA algoritması temel alınarak çok amaçlı ORGD probleminin optimizasyonu için ÇAAKSOA adında yeni bir çok amaçlı optimizasyon algoritması geliştirilmiş ve değişik test sistemleri üzerinde denenerek MOSOS algoritması ve diğer belirtilen algoritmalarından daha iyi uzlaşık çözüm elde edilebildiği gösterilmiştir.

Elde edilen sonuçlar doğrultusunda, tasarlanan AKSOA ve ÇAAKSOA algoritmalarının hem tek ve çok amaçlı ORGD probleminde hem de kısıt içeren diğer optimizasyon problemlerinde uygulanabilirliğinin umut vaat edici olduğu anlaşılmıştır.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, ele alınan optimizasyon problemi olan tek ve çok amaçlı ORGD problemi matematiksel olarak izah edilmiş ve tez çalışması kapsamında

minimize/maksimize edilen amaç fonksiyonları ile problemin kısıtları ayrıntılı bir şekilde açıklanmıştır. Devamında söz konusu kısıtların sağlanmasına ilişkin uygulanma gelen kısıt yönetim stratejilerine değinilmiştir. ORGD probleminin arka planında sürdürülen yük akış analizleri ve bu amaçla kullanılan Matpower hakkında genel bir açıklama ve değerlendirme yapılmıştır.

Üçüncü bölümde, yeni geliştirilen optimizasyon probleminin temelini oluşturan Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritmasının mantığı, algoritmanın fazları, optimizasyon problemlerine uygulanma prosedürleri ile optimizasyon problemlerinin çözümü sırasında algoritmanın üstünlükleri ve olumsuz yanları hakkında detaylı bilgiler sunulmuştur.

Dördüncü bölümde, SOA algoritması temel alınarak geliştirilen Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama (AKSOA) algoritması tanıtılmış, SOA algoritmasının mutualizm ve kommensalizm fazlarında yapılan değişiklikler ile algoritmaya entegre edilen Global Rekabetçi Sıralama yönteminden bahsedilerek optimizasyon problemlerini çözümü aşamalarına ilişkin sözde kodu ve akış diyagramları ayrıntılı bir şekilde sunulmuştur.

Beşinci bölümde, çok amaçlı ORGD probleminin çözümü için literatüre 2016 yılında giren MOSOS algoritması ile birlikte bu tez çalışması kapsamında geliştirilen Çok Amaçlı Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama (ÇAAKSOA) algoritması tanıtılmış ve çok amaçlı ORGD probleminin MOSOS ve ÇAAKSOA ile çözüm esasları izah edilmiştir.

Altıncı bölümde, öncelikle ORGD problemi optimize edilecek test sistemleri olan IEEE 30, IEEE 57, IEEE 118 ve IEEE 300-baralı güç test sistemleri tanıtılmış ve analizlerin temel koşulları, sınır şartları hakkında genel bilgiler ilgili alt başlıklar altında verilmiştir. Devamında her bir güç sistemi özelinde AKSOA ve SOA algoritması ile tek amaçlı ORGD kapsamında gerçekleştirilen aktif güç kaybı minimizasyonu, toplam gerilim sapması minimizasyonu ve gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonlarına ilişkin elde edilen sonuçlar ile bu sonuçların elde edildiği kontrol değişkenlerin optimum ayar değerleri, analizlere ait istatistiksel bilgiler ve diğer literatürde mevcut güncel çalışmalarda belirtilen sonuçlarla karşılaştırılmaları ayrıntılı olarak ilgili alt başlıklarda sunulduktan sonra ÇAAKSOA ve MOSOS algoritmaları ile çok amaçlı ORGD kapsamında gerçekleştirilen aktif güç kaybı minimizasyonu ve toplam gerilim sapması minimizasyonu ile aktif güç kaybı

minimizasyonu ve gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonlarına ilişkin elde edilen sonuçlar açıklanmıştır.

Yedinci ve son bölümde ise elde edilen sonuçlar kısaca özetlenerek, önerilen AKSOA ve ÇAAKSOA algoritmaları ile SOA ve MOSOS algoritmalarının tek ve çok amaçlı ORGD probleminin çözümündeki üstün yönleri ve olumsuz yanları hakkında açıklama, tartışma ve analizler yapılarak çalışmanın genişletilebilecek yönleri değerlendirilmiştir. Son olarak tez yazımında faydalanılan kaynaklar belirtilerek tez sonlandırılmıştır.





2. OPTİMUM REAKTİF GÜÇ DAĞITIMI

Optimum reaktif güç dağıtımı (ORGD), belirli bir veya birden çok amaç fonksiyonunun minimize ve/veya maksimize edilebilmesi için güç sistemine reaktif güç verebilecek veya güç sisteminden reaktif güç çekebilecek teçhizatların en ideal çalışma değerlerinin belirlenmesini amaçlayan bir optimizasyon problemi olup, optimum yük akışının alt konularından birisidir. Optimum yük akışının diğer bir alt konusu olan optimum aktif güç dağıtımı ise (OAGD) en basit tarifile; belirli bir ve birkaç amaç fonksiyonunu optimize etmek için sisteme bağlı jeneratörlerin aktif güç çıkışlarının en ideal şekilde belirlenmesi olarak tanımlanır. ORGD, belirli bir veya birden çok amaç fonksiyonunun minimize/maksimize edilmesi için tanımlı kısıt koşullarının tamamının sağlanması koşuluyla problem için tanımlanan kontrol değişkenlerinin ayar değerlerinin belirlenmesi esasına dayanır ve OAGD problemine göre nispeten daha yüksek derecede doğrusal olmayan bir problemdir (Malakar ve Goswami, 2013).

Önceki bölümlerde belirtildiği gibi, ORGD probleminin doğru bir sistematik içerisinde ele alınmaması ve güç sisteminde ihtiyaç duyulan reaktif gücün doğru noktalarda ve doğru miktarda karşılanmaması halinde; hat kapasitelerinin efektif kullanılmamasına, gereksiz ilave yatırımlar yapılmasına, hat kayıplarının artmasına, sistem geriliminin kararsızlık noktalarına yaklaşmasına, daha ileriki aşamalarda gerilim çökmelerine ve dâhi büyük çaplı sistem çökmelerine varabilecek bir dizi sorunlara neden olabilmektedir. Belirtilen bu problemler güç sisteminin ekonomik ve güvenli işletilmesine yönelik önemli sorunlara neden olması sebebiyle güç sisteminin güvenilir, kaliteli ve mümkün mertebe ekonomik şekilde işletilmesinden sorumlu Sistem Operatörleri (SO) tarafından dikkatle ele alınması gerekmektedir. Elbette ki, ORGD problemini geleneksel operatör bilgi ve tecrübelerine dayanarak değil, problemi doğru ve uygulanabilir şekilde çözümleyen ve operatörlerin karar verme mekanizmalarına yardımcı olacak algoritmalara dayanması, daha doğru bir yöntemdir.

Özet bilgiler referans alındığında; ORGD problemi için üç temel kavramın izah edilmesi gerekmektedir. Bunlar:

- Minimize/maksimize edilecek amaç fonksiyonları,

- Kontrol deęişkenleri,
- Kısıt koşulları.

ORGD için yukarıda belirtilen kavramları kapsayan genel matematiksel ifadesi Eş. 2.1 ile izah edilir:

$$\begin{aligned} \min/\max f_i(x, u) \quad i = 1, 2, \dots, n_{af} \\ \text{Koşullar: } \begin{cases} g(x, u) = 0 \\ h(x, u) \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.1)$$

Eş. 2.1’de yer alan $f(x, u)$ amaç fonksiyonunu, n_{af} minimize/maksimize edilecek toplam amaç fonksiyonu sayısını, $g(x, u)$ eşitlik kısıtlarını, $h(x, u)$ eşitsizlik kısıtlarını, x durum/bağımlı deęişkenlerini, u ise kontrol/bağımsız deęişkenleri ifade etmektedir. Bu parametreler sırasıyla aşağıdaki alt başlıklarda açıklanmıştır.

2.1. Amaç Fonksiyonları

Eş. 2.1’de $f(x, u)$ ile ifade edilen amaç fonksiyonu, bir optimizasyon problemi için maksimize veya minimize edilmesi istenen bir başka ifadeyle optimize edilecek fonksiyonu temsil eder. Bunlarla sınırlı olmamakla beraber literatürde araştırmacılar ORGD problemi kapsamında aktif güç kaybı ($P_{kayıp}$) minimizasyonu, toplam gerilim sapması (TGS) minimizasyonu ve gerilim kararlılığının iyileştirilmesi/arttırılması olmak üzere üç amaç fonksiyonu üzerinde durmuşlardır. Bu tez çalışması kapsamında da söz konusu üç amaç fonksiyonu üzerinde optimizasyon çalışmaları gerçekleştirilmiştir.

2.1.1. Aktif güç kaybı minimizasyonu

Günümüzde vazgeçilmez bir ihtiyaç haline gelen elektrik enerjisi talebinin güvenilir şekilde karşılanması için sıklıkla faydalanılan baz santraller tarafından kullanılan yakıtların sınırlı olması ve güç sistemlerinin genişleme ve revizyon maliyetlerinin yüksek oluşu nedeniyle, güç sistemlerinin planlanmasında ve işletilmesindeki problemlere yalnızca teknik açıdan optimum çözüm bulunması yeterli olmayıp ekonomik açıdan da optimuma en yakın çözümün bulunması zorunludur. Elektrik enerjisini taşıyan iletim ve dağıtım hatları üzerindeki enerji kaybının maliyeti iletim ve dağıtım maliyetlerini arttırdığı için Türkiye gibi

birçok ülkede belirli oranda elektrik tarifelerine yansıtılmak zorunda kalınmaktadır. Özellikle ülkemiz gibi binlerce MW mertebesinde güç talebinin söz konusu olduğu ve elektrik enerjisinin üretim noktalarının tüketim noktalarına uzak olduğu, bir başka ifadeyle elektriğin üretildiği yerde tüketilemediği, bu nedenle de uzun yüksek gerilim hatlarıyla üretilen elektriğin tüketim noktalarına taşındığı ülkelerde güç kaybı kaçınılmaz ve kayda değer miktarlarda olmaktadır.

Çizelge 2.1. Türkiye elektrik şebekesi kayıp değerlerinin 2015-2018 yılları arasında gelişimi (Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi [TEİAŞ], 2019)

Yıllar	Şebekeye Verilen (GWh)	İletim Sistemi Güç Kaybı		Dağıtım Sistemi Güç Kaybı		Toplam		İhracat (GWh)	Net Tüketim (GWh)
		Güç Kaybı (GWh)	Güç Kaybı (%)	Güç Kaybı (GWh)	Güç Kaybı (%)	Güç Kaybı (GWh)	Güç Kaybı (%)		
2015	257.035	5.338	2,1	31.190	12,1	36.528,3	14,2	3.194,5	217.312,2
2016	268.267	5.608	2,1	30.004	11,2	35.611,7	13,3	1.451,7	231.203,7
2017	286.986	5.503	1,9	29.159	10,2	34.662,1	12,1	3.303,7	249.020,1
2018	292.979	5.120	1,75	29.884	10,2	35.004,2	11,9	3.111,9	254.863,0

Çizelge 2.1’de görüldüğü üzere güç kaybı, ülkemiz ve benzer ülkeler için TWh mertebesinde bir değere tekabül etmekte olup toplam güç kaybı %10’un üzerindedir. Oysaki Uluslararası Enerji Ajansı’nın 2014 yılı kayıp verilerine göre bu oran Almanya’da %3,9, ABD’de %5,9, Çin’de %5,5, Fransa’da %6,4 değerlerinde iken aynı yıl ülkemiz toplam güç kaybı %14,8 seviyesindedir. Dolayısıyla ülkemiz için kayıp oranlarında azalma olsa da, halen iyileştirilmesi gerektiği de bir gerçektir.

Güç kaybının mümkün mertebe en aza indirilmesi, ülkeler için önemli bir ekonomik değer ifade etmektedir. Zira sistem operatörleri gün öncesindeki üretim miktarları belirlenirken, yalnızca tahmini tüketim talebi miktarını değil, tahmini güç kayıplarını da dikkate almak durumundadırlar. Güç sistemleriyle ilgili yatırım ve işletme maliyetlerinin yüksek olması nazarı dikkate alındığında, mevcut altyapı ve imkanlardan azami seviyede istifade edilmesi de büyük önem arz etmektedir.

Güç kaybının minimize edilmesinin teknik ve ekonomik faydaları maddeler halinde şu şekilde sıralanabilir:

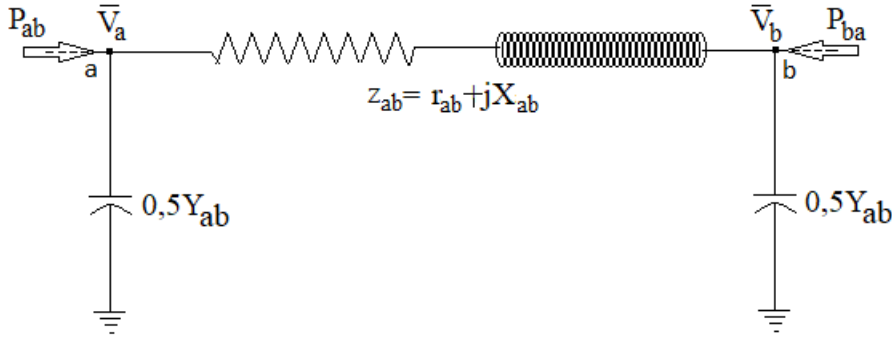
- Azalan kayıp miktarı kadar enerjinin santrallerden satın alınmaması nedeniyle, enerji maliyetleri azalır.
- Hatların limit değerleri görünür güç üzerinden ifade edilir. Hatlarda fazladan taşınan reaktif güç nedeniyle sınırlı seviyede aktif güç taşınır. Güç kaybı azaltılırken reaktif güç akışı da optimize edildiğinden, gereksiz yere fazladan taşınan reaktif güç azaltılmış, böylece hatların aktif güç taşıma kapasitesi artırılmış olur. İlave olarak yüklenme değerleri limit değerlerde olan hatların daha güvenli işletilmesi de sağlanır.
- Santrallerin bağlı oldukları bara gerilim set değerlerinin analitik sonuca göre belirlenmesi sayesinde, jeneratörün gereksiz reaktif güç verışı/çekişi engellenerek santrallerden daha verimli reaktif güç desteği alınır.

Güç sisteminin güvenli işletilebilmesi için gerekli kısıt şartları dikkate alınarak aktif güç kaybının minimize edilmesi amacıyla mevcut reaktif güç kaynaklarının çıkış değerlerinin optimum şekilde ayarlanması işlemi ORGD probleminde aktif güç kaybı minimizasyonu, $f_1(x, u)$, olarak tanımlanır ve ORGD probleminde en sık optimize edilen amaç fonksiyonundan birisidir.

Bu amaca ulaşmak için jeneratörlerin bağlı olduğu yüksek gerilim baralarının gerilimlerinin, şönt ekipmanların çıkış değerlerinin ve transformatör kademe değerlerinin ayarlanması suretiyle, üretilen enerjinin tüketim noktalarına enerji iletim hatları üzerinden taşınması esnasında hattın empedans karakteristiği sonucu kaybolan güç miktarı en aza indirilmeye çalışılır.

Şekil 2.1'de eşdeğer π modeli görülen bir enerji iletim hattı Hat_{ab} için; Z_{ab} bu hattın empendansını ifade etmek üzere, a barasından b barasına iletilen aktif gücün matematiksel ifadesi Eş. 2.2 ile reaktif gücün matematiksel ifadesi ise Eş. 2.3 ile izah edilir:

$$\begin{aligned}
 P_{ab} &= \text{Re}\{\bar{V}_a \bar{I}_{ab}^*\} = \text{Re}\left\{\bar{V}_a \left[\frac{\bar{V}_a - \bar{V}_b}{r_{ab} + jx_{ab}} + j0,5\bar{V}_a Y_{ab} \right]^*\right\} \\
 &= |V_a|^2 g_{ab} - |V_a||V_b|g_{ab} \cos(\delta_a - \delta_b) \\
 &\quad - |V_a||V_b|b_{ab} \sin(\delta_a - \delta_b)
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

Şekil 2.1. Hat_{ab} eşdeğer modeli

$$\begin{aligned}
 Q_{ab} &= \text{Im}\{\bar{V}_a \bar{I}_{ab}^*\} = \text{Im}\left\{\bar{V}_a \left[\frac{\bar{V}_a - \bar{V}_b}{r_{ab} + jx_{ab}} + j0,5\bar{V}_a Y_{ab}\right]^*\right\} = \\
 &= -|V_a|^2 b_{ab} - |V_a||V_b|g_{ab} \sin(\delta_a - \delta_b) \\
 &\quad + |V_a||V_b|b_{ab} \cos(\delta_a - \delta_b)
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

Eş. 2.2 ve Eş. 2.3’de yer alan g_{ab} , b_{ab} ve $b_{sh,ab}$ sırasıyla Hat_{ab} ’nin kondüktans, süseptans ve şönt süseptansını, $|V_a|$ ve $|V_b|$ sırasıyla a ve b barasının gerilim büyüklüğünü δ_a ve δ_b ise bara a ve b’nin bara gerilim faz açılarını belirtmektedir. Buna karşın a-barasından iletilen aktif ve reaktif gücün hattın ucundaki değerinin matematiksel ifadesi ise şu şekildedir:

$$\begin{aligned}
 P_{ba} &= \text{Re}\{\bar{V}_b \bar{I}_{ba}^*\} = \text{Re}\left\{\bar{V}_b \left[\frac{\bar{V}_b - \bar{V}_a}{r_{ab} + jx_{ab}} + j0,5\bar{V}_a Y_{ab}\right]^*\right\} \\
 &= |V_b|^2 g_{ab} - |V_a||V_b|g_{ab} \cos(\delta_a - \delta_b) \\
 &\quad + |V_a||V_b|b_{ab} \sin(\delta_a - \delta_b)
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

$$\begin{aligned}
 Q_{ba} &= \text{Im}\{\bar{V}_b \bar{I}_{ba}^*\} = \text{Im}\left\{\bar{V}_b \left[\frac{\bar{V}_b - \bar{V}_a}{r_{ab} + jx_{ab}} + j0,5\bar{V}_a Y_{ab}\right]^*\right\} \\
 &= -|V_b|^2 b_{ab} - |V_a||V_b|g_{ab} \sin(\delta_a - \delta_b) \\
 &\quad + |V_a||V_b|b_{ab} \cos(\delta_a - \delta_b)
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Hat_{ab} üzerinde kaybolan aktif ve reaktif güç miktarı şu şekilde hesap edilebilir:

$$P_{hat_{ab}}^{kayıp} = P_{ab} + P_{ba} = g_{ab}(|V_a|^2 + |V_b|^2 - 2|V_a||V_b| \cos(\delta_a - \delta_b)) \tag{2.6}$$

$$Q_{hat_{ab}}^{kayıp} = Q_{ab} + Q_{ba} = b_{ab}(-|V_a|^2 - |V_b|^2 + 2|V_a||V_b| \cos(\delta_a - \delta_b)) \tag{2.7}$$

Burada N_{hat} güç sisteminde devrede olan toplam hat sayısını ifade etmek üzere minimize edilecek söz konusu “amaç fonksiyonu” matematiksel olarak Eş. 2.8 ile hesaplanabilir.

$$f_1 = \sum_{i=1}^{N_{hat}} P_{hat_i}^{kayıp} = \sum_{a=1}^{N_{bara}} \sum_{\substack{b=1 \\ b \neq a}}^{N_{bara}} [g_{ab}(|V_a|^2 + |V_b|^2 - 2|V_a||V_b| \cos(\delta_a - \delta_b))] \quad (2.8)$$

2.1.2. Toplam gerilim sapması minimizasyonu

Güç sisteminin güvenilir bir şekilde işletilmesi ve sistem kullanıcılarına kaliteli elektrik verilebilmesi için kontrol altında tutulması gereken en önemli iki parametre sistem frekansı ve bara gerilimleridir. Sistem operatörlerinin temel görevlerinden biri sistem gerilimini şebeke yönetmeliklerinde tanımlanan sınır değerler arasında tutmaktır. Günlük yük eğrisine bağlı olarak değişen yük koşullarında sistem gerilimlerinin şebeke yönetmeliklerinde tanımlı nominal değerlerde tutulması (1 p.u) ana hedefdir. Tüketici perspektifinden bakıldığında ise şebeke geriliminin 1 p.u.'dan çok fazla sapsa elektrik teçhizatlarının çalışma gerilimini aşmasına ve dolayısıyla teçhizatların hasarlanmasına neden olabilmektedir.

Bu tez çalışması çerçevesinde optimize edilen ikinci amaç fonksiyonu, $f_2(x, u)$, toplam gerilim sapması (TGS) minimizasyonudur. TGS minimizasyonunda sistem gerilimi istenilen nominal değerde tutulurken, bu amacı sağlayacak şekilde işletmeye alınabilir vaziyette olan reaktif güç kaynaklarının en ideal çalışma noktaları tespit edilmeye çalışılır. TGS minimizasyonu matematiksel olarak güç sistemlerindeki yük barası gerilimlerinin anlık değerinin, nominal değere göre olan farklarının toplamının minimize edilmesi olarak tanımlanır ve Eş. 2.9 ile hesaplanır.

$$f_2(x, u) = \sum_{k=1}^{N_{YB}} |V_k - V_k^{ayar}| \quad , V_k^{ayar} = 1 \text{ p.u} \quad (2.9)$$

Eş. 2.9'daki V_k , k-yük barasının gerilim genliği olup, tez çalışması kapsamında gerilim ayar değeri, V_k^{ayar} , 1 p.u. alınmıştır.

2.1.3. Gerilim kararlılığının iyileştirilmesi

Güç sistemlerinde kararlılık problemlerinden biri olan gerilim kararlılığı, en bilindik ve kabul gören tanımıyla bir güç sisteminin normal işletme koşullarında veya bozucu bir etkiye maruz kaldığında (yüklerde ani artış, hat arızaları vb.) tüm bara gerilimlerinin limit değerler

arasında kalma yeteneğidir. Aksi takdirde olası bozucu etkiler güç sisteminde düşük/yüksek gerilim rölelerinin çalışması sonucu beslenen yüklerin atılmasına, devrede olan hatların açılmasına, jeneratörlerin koruma sistemlerinin devreye girmesiyle ünitelerin devreden çıkmasına neden olur. Bu durum kısa sürede önlenemez ise gerilim kararsızlığı güç sisteminin küçük bir kısmını etkilemekle kalmayıp domino etkisiyle gerilimin daha fazla düşmesine/yükselmesine neden olabilmektedir. Dolayısıyla gerilim kararsızlığıyla başlayan süreç, önlenemez ise önce gerilim çökmesi olarak adlandırılan sistemin daha büyük kısmını etkileyen gerilim kararsızlığına, bu durumun devamında ise black out tabir edilen genel sistem çökmelerine neden olmaktadır. 1970 yılında Amerika Birleşik Devletleri (ABD), 1978 yılında Fransa, 1979 yılında Danimarka, 1982 yılında Belçika, 1983 yılında İsveç, 1987 yılında Fransa ve Japonya, 1996 yılında yine ABD bu acı tecrübeyi yaşamışlardır.

Bu nedenlerle, araştırmacılar tarafından güç sistemlerinin gerilim kararlılığı açısından muhtemel sorunlarını önceden tespit eden ve güç sistemi operatörlerinin daha doğru karar vermesini sağlayacak bir takım gerilim kararlılığı analiz metotları ve bu çerçevede analizleri kolaylaştırıcı bazı gerilim kararlılık indeksleri geliştirilmiştir. Bu indekslerden en bilinenlerinden biri de L-indeksidir. Kessel ve Glavitsch (1986) tarafından geliştirilen ve yük akış analizi sonucunu dikkate alan bir statik gerilim kararlılık analizi metodu olan bu yöntemde, her bir yük barasının kararsızlık noktasına olan uzaklığı belirli bir metodoloji çerçevesinde hesaplanarak 0 ile 1 arasında bir değer atanmak suretiyle belirlenir. Prensipten olarak yük baralarının L-indeksinin 0'a olabildiğince yakın olması istenir ki, bu durum statik gerilim kararlılığı açısından en emniyetli durumdur. Bu indeks 1'e yaklaştıkça, kararsızlık durumuna yaklaşıldığı anlamını taşır. Yük baraları içerisinde indeks değeri en yüksek bara gerilim kararsızlığına en yakın, dolayısıyla en riskli/hassas bara olarak değerlendirilir.

Jakobi matrisi elemanlarını içeren denklem setinin Eş. 2.10'de gösterilen mantık ile jeneratör ve yük barası olarak yeniden düzenlenmesi gerekmektedir.

$$\begin{bmatrix} I_G \\ I_Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{PV_PV} & Y_{PV_PQ} \\ Y_{PQ_PV} & Y_{PQ_PQ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_G \\ V_Y \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Yukarıdaki matris Eş. 2.11 ile ifade edildiği şekilde yeniden düzenlenir.

$$\begin{bmatrix} V_Y \\ I_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{PQ_PQ} & F_{PQ_PV} \\ K_{PV_PQ} & Y_{PV_PV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_Y \\ V_G \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Yukarıdaki denklemde belirtilen V_Y, I_Y yük baralarının gerilim ve akım değerlerini; V_G, I_G jeneratör barası akım ve gerilim değerlerini; $Z_{PQ_PQ}, F_{PQ_PV}, K_{PV_PQ}, Y_{PV_PV}$ hibrit matrisin alt-matrislerini ifade etmekte olup, söz konusu alt matrislerin Eş. 2.12-Eş.2.15’de verilen eşitlikler ile hesaplanması mümkündür.

$$Z_{PQ_PQ} = [Y_{PQ_PQ}]^{-1} \quad (2.12)$$

$$F_{PQ_PV} = -[Y_{PQ_PQ}]^{-1}[Y_{PQ_PV}] \quad (2.13)$$

$$K_{PV_PQ} = [Y_{PV_PQ}][Y_{PQ_PQ}]^{-1} \quad (2.14)$$

$$Y_{PV_PV} = Y_{PV_PV} - Y_{PV_PQ}[Y_{PQ_PQ}]^{-1}[Y_{PQ_PV}] \quad (2.15)$$

Bu eşitliklerden faydalanılarak a-yük barası için L-indeksi Eş. 2.16 ile bulunabilir.

$$L_a = \left| 1 - \sum_{i=1}^{N_{GB}} |F_{a_i}| \frac{|V_i|}{|V_a|} \angle(\theta_{ia} + \delta_i - \delta_a) \right|, \quad a = \{1, 2, \dots, N_{YB}\} \quad (2.16)$$

Eş 2.16’da yer alan N_{GB} ve N_{YB} sırasıyla güç sistemindeki toplam jeneratör ve yük barasını ifade etmektedir. Eş 2.16 kullanılarak hesaplanan her bir yük barasının L-indeksi değeri 0’a ne kadar yakınsa o kadar kararsızlık noktasından uzak, 1’e ne kadar yakınsa o kadar gerilim çökme noktasına yakın olduğunu gösterir. Tüm güç sisteminin L-indeksi (L_{sistem}) ise tüm yük baraları içerisinde indeks değeri en büyük olan baranın indeks değeri olarak tanımlanır ve matematiksel ifadesi Eş. 2.17’de verilmiştir.

$$L_{sistem} = \max\{L_a\}, \quad a = \{1, 2, \dots, N_{YB}\} \quad (2.17)$$

Bu açıklamalar doğrultusunda minimize edilecek üçüncü amaç fonksiyonu matematiksel olarak Eş. 2.18 ile tanımlanır:

$$f_3(x, u) = \min(L_{sistem}) \quad (2.18)$$

2.2. Tek Amaçlı ve Çok Amaçlı Optimum Reaktif Güç Dağıtımı

Genel matematiksel ifadesi Eş. 2.1 ile tanımlanan ORGD problemi, bir analiz süresince aynı anda optimize edilecek amaç fonksiyonu sayısına bağlı olarak tek amaçlı ve çok amaçlı ORGD problemi olarak ikiye ayırmak mümkündür.

2.2.1. Tek amaçlı optimum reaktif güç dağıtımı

ORGD problemi kapsamında yalnızca tek bir amacın analiz süresince optimize edilmesi olarak tanımlanan Tek Amaçlı ORGD problemi, bu tez çalışması özelinde şu şekilde ifade edilebilir:

$$\begin{aligned} \min f_i(x, u) \quad & i = 1, 2, \dots, n_{af} \\ f_i(x, u) = \begin{cases} P_{kayıp}, & i = 1 \\ TGS, & i = 2 \\ L_{sistem}, & i = 3 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.19)$$

2.2.2. Çok Amaçlı Optimum Reaktif Güç Dağıtımı

Mühendislikle ilgili optimizasyon problemlerinin çoğu birden fazla amaç fonksiyonu içermekte olup, optimize edilen amaçlar birbirleriyle zıt eğilimli de olabildiği için birden fazla amaç fonksiyonunu aynı anda optimize etmek zorlaşmaktadır. Çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde temel hedef, amaç fonksiyonu değerleri açısından birbirine göre baskın olmayan uygulanabilir bireyler kümesi (pareto optimum) içerisinde karar verici için en makul çözümün tespitini sağlamaktır. Eş. 2.19 ile tariflenen birden fazla amaç fonksiyon içeren bir optimizasyon probleminde, bir aday çözümün (T_1) başka bir aday çözüme (T_2) göre baskın çözüm olarak değerlendirilebilmesi için Eş. 2.20'de verilen iki koşulu aynı anda sağlaması gerekmektedir.

$$\begin{cases} \forall i \in \{1, 2, \dots, n_{af}\} : f_i(T_1) \leq f_i(T_2) \\ \exists j \in \{1, 2, \dots, n_{af}\} : f_j(T_1) < f_j(T_2) \end{cases} \quad (2.20)$$

Aksi taktirde T_1 aday çözümünün T_2 'ye göre baskın olmadığı kabul edilir. Tüm aday çözümler bu iki esas çerçevesinde değerlendirilip baskın olmayan aday çözüm kümesi oluşturulur.

Amaç fonksiyonlarının ağırlıklı toplamı

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan en basit yöntemlerden biri; her bir amaç fonksiyonu için kullanıcı tarafından ağırlık katsayısı tanımlanması sayesinde çok amaçlı optimizasyon probleminin tek amaçlı optimizasyon problemine dönüştürülmesidir. Yöntemin matematiksel ifadesi şu şekildedir:

$$\min [f_1(T_i) \ f_2(T_i) \ \dots \ f_{n_{af}}(T_i)] = \sum_{k=1}^{n_{af}} \omega_k f_k(T_i) \quad (2.21)$$

$$\sum_{k=1}^{n_{af}} \omega_k = 1 \quad \text{ve} \quad 0 \leq \omega_k \leq 1 \quad (2.22)$$

Genellikle amaç fonksiyonu değerlerinin farklı ölçeklerde olması nedeniyle minimize edilecek amaç fonksiyonları Eş. 2.23 ile 0-1 aralığında normalize edilerek değerlendirilir.

$$f_i^{norm} = \frac{f_i^{max} - f_i}{f_i^{max} - f_i^{min}} \quad (2.23)$$

Bu yöntemin en önemli avantajı kolay uygulanabilir oluşu ve karmaşık hesaplama döngüsüne gerek duymamasıdır. Kullanıcıların tercihine bağlı olarak amaç fonksiyonlarının problemdeki önem ve ağırlığına göre atanan ağırlık katsayıları ile yapılan analiz neticesinde karar vericilere yalnızca bir çözüm sunulmuş olur. Bunun haricinde, çözüm alternatiflerini arttırmak için belirli bir aralıkla ve toplamı 1'e eşit olacak şekilde her bir ağırlık katsayısı için ayrı ayrı analizler gerçekleştirilerek de alternatif çözümler elde edilebilir. Ancak her bir ceza katsayısı için ayrı ayrı analiz gerektirmesi analiz süresini ciddi anlamda arttırdığı gibi yöntemin handikapı gereği konveks olmayan optimizasyon problemlerinde optimum çözümü garanti edemez. Dolayısıyla her bir amaç fonksiyonu için ayrı ayrı ağırlık katsayısının belirlenmesi zorunluluğu ve özellikle konveks olmayan optimizasyon problemlerinde sağlıklı çözüm verememesi bu yöntemin en önemli dezavantajlarıdır.

Baskılanamayan çözümleri sıralama ve yığılma uzaklığı yaklaşımı

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde uygulanan bir diğer önemli yöntem ise Srinivas ve Deb (1995) tarafından geliştirilen NSGA algoritmasının parametre belirleme

sorunlarını ortadan kaldırarak daha hızlı pareto çözümlerin elde edilebilmesi için Deb, Pratap, Agarwal ve Meyarivan (2002) tarafından geliştirilen Baskınlanmayan Sıralamalı Genetik Algoritma'dır (NSGA-II). Bu yöntemde, algoritmalarından elde edilen çözümlerin birbirlerine göre baskınlık derecelendirmesi ve yığılma uzaklığı hesaplaması işlemleri GA algoritmasına entegre edilerek gerçekleştirilmektedir. Genetik algoritmaya entegre edilen Baskınlanmayan Çözümleri Sıralama (BÇS) ve Yığılma Uzaklığı Yaklaşımı (YUY), sonrasında diğer algoritmalara entegre edilerek pareto uygulanabilir küme üzerindeki domine edilemeyen çözümler elde edilmesi suretiyle kullanıcılara mantıklı çözüm alternatifleri sunulmuştur.

N adet çözüme aday bireyin bulunduğu bir çözüm kümesi içinden seçilen iki aday çözüm p ve q için; n_p birey- p 'yi domine eden çözüm/birey sayısı, S_p ise birey- p 'nin domine ettiği çözüm kümesi olmak üzere BÇS, Şekil 2.2'de sözde kodu verilen mantık kullanılarak farklı baskınlık seviyesinde çözüm kümeleri elde edilir:

```

for  $\forall p \in P$ 
   $S_p = \{ \}$ 
   $n_p = 0$ 
  for  $\forall q \in P$ 
    if  $(p < q)$ 
       $S_p = S_p \cup \{ q \}$ 
    else if  $(q < p)$ 
       $n_p = n_p + 1$ 
  if  $(n_p = 0 \wedge n_q \neq 0)$ 
     $n_p = n_p + 1$ 
     $p_{sira} = 1$ 
     $F_1 = F_1 \cup \{ p \}$ 
i=1
while  $F_1 \neq \{ \}$ 
   $Q = \{ \}$ 
  for  $\forall p \in F_i$ 
    for  $\forall q \in S_p$ 
       $n_q = n_q - 1$ 
       $q_{sira} = q_{sira} + p_r$ 
      if  $n_q = 0$ 
         $q_{sira} = i + 1$ 
         $Q = Q \cup \{ q \}$ 
  i=i+1
   $F_i = Q$ 

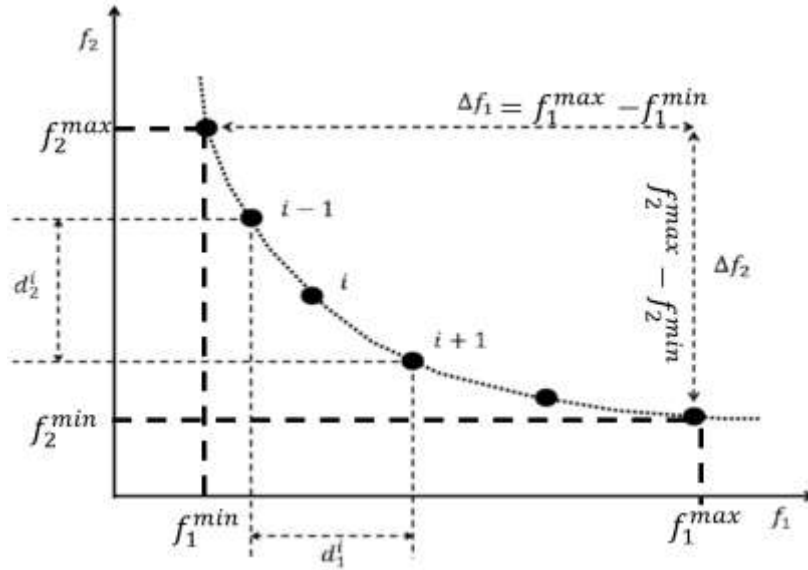
```

Şekil 2.2. Baskılanamayan çözümleri sıralama yönteminin sözde kodu

Çok amaçlı kısıtlı optimizasyon problemlerinden söz edildiğinde pareto optimum çözümlerin uygulanabilir olabilmesi için genellikle Uygulanabilir Çözümlerin Üstünlüğü olarak isimlendirilen yöntem kullanılmaktadır. Bu yöntemde, bir aday çözümün (T_1) başka bir aday çözüme (T_2) göre kısıt sağlama açısından baskın çözüm olarak değerlendirilebilmesi için aşağıdaki üç koşullardan herhangi birisini sağlaması gerekmektedir.

- T_1 tüm kısıtları sağlarken (uygulanabilir) T_2 sağlamıyorsa,
- Hem T_1 hem de T_2 uygulanabilir değilken T_1 'in kısıt aşım miktarı T_2 'den daha az ise,
- Hem T_1 hem de T_2 uygulanabilir iken amaç fonksiyonu değeri açısından T_1 , T_2 'ye göre baskın ise.

BÇS ile elde edilen çözümlerin baskınlık değerlendirmesi sonrası aynı seviye aday çözümler ayrı ayrı sınıflandırılır. Aynı baskınlık seviyesine sahip çözümler arasında görece tercih edilirliliği belirlemek için, aynı baskınlık seviyesindeki çözümler birbirleri arasında yığılma mesafesine (YM) göre sıralanır. Bu yöntemde, kümedeki en uç çözümler için sonsuz değeri atanır ve diğer çözümler ise her bir çözümün bir önceki ve bir sonraki komşu çözümle olan mesafesi hesaplanarak karar verilir. Her bir birey için toplam yığılma mesafesi değeri, her amaç için hesaplanan bireysel uzaklıkların toplamıdır. Aynı baskınlık seviyesindeki bireyler arasında yığılma mesafesi yüksek olan öncelikli tercih edilir.



Şekil 2.3. İki amaçlı optimizasyon probleminde yığılma uzaklığı hesabı

2.3. Problem Kısıtları

Optimizasyon problemlerinde amaç fonksiyonu minimize edilirken sağlanması gereken sınırlamalar eşitlik ve eşitsizlik kısıtları olmak üzere ikiye ayrılır ve sırasıyla şu şekilde tanımlanır:

$$g_i(x, u) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.24)$$

$$h_j(x, u) \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, q \quad (2.25)$$

Denklemdaki m toplam eşitlik sınırlamasını, q ise toplam eşitsizlik sınırlamasını ifade etmekte olup, ORGD problemine ilişkin eşitlik ve eşitsizlik kısıtları aşağıdaki alt başlıklarda izah edilmiştir.

2.3.1. Eşitlik kısıtları

ORGD probleminde eşitlik kısıtları tüketim ile iletim kayıplarını karşılayacak elektrik üretimi dengesini ifade eden yük akış denklemlerinden oluşur ve Eş. 2.26 ve Eş. 2.27 ile izah edilir:

$$P_{G_i} - P_{D_i} - V_i \sum_{j=1}^{N_{bara}} [V_j (G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j))] = 0 \quad (2.26)$$

$$Q_{G_i} - Q_{D_i} - V_i \sum_{j=1}^{N_{bara}} [V_j (G_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) - B_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j))] = 0 \quad (2.27)$$

Eş. 2.26 güç sisteminde aktif güç üretim-tüketim dengesini, Eş. 2.27 ise reaktif güç üretim-tüketim dengesini matematiksel olarak izah etmektedir. Bu eşitliklerde belirtilen N_{bara} toplam bara sayısını, P_{G_i} ile Q_{G_i} sırasıyla aktif ve reaktif güç üretimini, P_{D_i} ile Q_{D_i} aktif ve reaktif güç talebini, δ_i ile δ_j sırasıyla i ve j -barasının gerilim faz açılarını, G_{ij} ile B_{ij} sırasıyla i ve j -barası arasındaki kondüktans ve süseptansı ifade etmektedir. Bu tez çalışmasında yük akış analizleri Matpower ile gerçekleştirildiği için eşitlik kısıtları herhangi bir ilave işleme gerek kalmaksızın program tarafından yerine getirilmektedir. Eşitlik kısıtlarının sağlanamaması halinde N-R yük akış analizi prensipleri gereği kabul edilebilir yakınsama hatasına erişilemediğinden sistemi çözümleyememektedir.

2.3.2. Eşitsizlik kısıtları

ORGD probleminin eşitsizlik kısıtları güç sisteminin güvenli ve kaliteli bir şekilde işletilebilmesi için şebeke yönetmeliğinde belirtilen sınır koşulları ile ORGD probleminin kontrol değişkenlerini oluşturan ekipmanların çalışma sınır değerlerini kapsamaktadır.

Bağımlı değişkenlere ait eşitsizlik kısıtları

Her bir jeneratörün reaktif güç çıkışı, o jeneratörün çalışabileceği minimum ve maksimum reaktif çıkış gücü değerleri arasında olmalıdır. Matematiksel olarak şu şekilde ifade edilir:

$$Q_{G_i}^{min} \leq Q_{G_i} \leq Q_{G_i}^{max}, i = 1, 2, \dots, N_G \quad (2.28)$$

Denklemdaki $Q_{G_i}^{min}$, $Q_{G_i}^{max}$ sırasıyla jeneratörlerin minimum ve maksimum reaktif güç çıkışı limitlerini, N_G sistemde mevcut jeneratör sayısını ifade etmektedir.

Her bir yük barasının gerilimi, şebeke yönetmeliklerinde tanımlanan alt ve üst işletme gerilimleri arasında olması gerekmekte olup, şu şekilde ifade edilir:

$$V_i^{min} \leq V_i \leq V_i^{max}, i = 1, 2, \dots, N_{YB} \quad (2.29)$$

Denklemdaki V_i^{min} , V_i^{max} sırasıyla müsaade edilen minimum ve maksimum yük barası gerilimini, N_{YB} sistemde bulunan toplam yük barası sayısını ifade etmektedir.

Güç sisteminde devrede olan her bir hattın taşıdığı görünür gücün, iletkeninin taşıyabileceği maksimum görünür güç değerini aşmaması gerekmekte olup, şu şekilde ifade edilir:

$$S_{H_i} \leq S_{H_i}^{max}, i = 1, 2, \dots, N_{hat} \quad (2.30)$$

Denklemdaki $S_{H_i}^{max}$ i-hattının iletkeninin taşıyabileceği maksimum görünür güç değerini, N_{hat} sistemde mevcut hat sayısını ifade etmektedir.

Kontrol değişkenlerine ait eşitsizlik kısıtları

Kontrol değişkenlerine ait eşitsizlik kısıtları, ORGD probleminin optimizasyonu için amaç fonksiyonunu kontrol eden değişkenlere ait eşitsizlik sınırlamalarını içerir ve aşağıdaki eşitliklerle izah edilir.

Jeneratör barası gerilimlerinin şebeke yönetmeliklerinde belirtilen sınır değerler arasında olması gerekmektedir.

$$V_{GB_i}^{min} \leq V_{GB_i} \leq V_{GB_i}^{max} \quad , i = 1, 2, \dots, N_{GB} \quad (2.31)$$

Sisteme bağlı ve devreye alınabilir reaktif güç kompensatörlerinin çıkış değerleri, teçhizatın çalışma limitleri dahilinde olması gerekmektedir.

$$Q_{C_i}^{min} \leq Q_{C_i} \leq Q_{C_i}^{max} \quad , i = 1, 2, \dots, N_C \quad (2.32)$$

Sisteme bağlı ve kademesi yük altında değiştirilebilir transformatörlerin kademe oranlarının, teçhizat için imalatçı tarafından belirtilen oranlar dahilinde olması gerekmektedir.

$$T_i^{min} \leq T_i \leq T_i^{max} \quad , i = 1, 2, \dots, N_T \quad (2.33)$$

Denklemlerdeki $V_{GB_i}^{min}$, $V_{GB_i}^{max}$ sırasıyla müsaade edilen minimum ve maksimum üretim barası gerilimini; $Q_{C_i}^{min}$, $Q_{C_i}^{max}$ sırasıyla şönt kapasitörlerin minimum ve maksimum reaktif güç çıkışı limitlerini; T_i^{min} , T_i^{max} sırasıyla transformatörlerin minimum ve maksimum kademe ayar limit değerlerini ifade etmektedir.

2.4. ORGD Probleminin Durum ve Kontrol Değişkenleri

ORGD probleminde optimize edilecek amaç fonksiyonu için durum değişkenleri, bir başka ifadeyle bağımlı değişkenler, yük baralarının gerilimleri, jeneratörlerin MVA_r çıkışları ve hatların taşıdığı görünür güç değerlerinden oluşur.

$$x = [V_1, \dots, V_{N_{YB}}, Q_{G1}, \dots, Q_{GN_G}, S_1, \dots, S_{N_{hat}}] \quad (2.34)$$

ORGD probleminin kontrol değişkenleri, bir başka ifadeyle bağımsız değişkenleri ise; jeneratörlerin bağlı olduğu baraların gerilim ayar değerlerinden, kademesi değiştirilebilen transformatörlerin kademe ayar değerlerinden ve reaktif güç kompensatörlerinin MVAR çıkış değerlerinden oluşur.

$$u = [V_1, \dots, V_{N_{GB}}, T_1, \dots, T_{N_T}, Q_{C1}, \dots, Q_{CN_C}] \quad (2.35)$$

ORGD, hem sürekli hem de ayrık karakteristikli kontrol değişkenleri içermesi nedeniyle karışık tam sayılı ve lineer olmayan programlama problemidir. Günümüz güç sistemleri nazarı dikkate alındığında, kontrol değişkenlerinden transformatör kademe oranları ve reaktif güç kompensatörleri ayrık, üretim barası gerilimleri ise sürekli karakteristikli kontrol değişkenleridir.

2.5. Uygunluk Fonksiyonu

Kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde tüm kısıt koşullarını sağlayan global veya global optimum noktaya en yakın aday çözümlerin bulunabilmesi için, algoritmalar çözüme aday her bir bireyi uygunluk fonksiyonu değerine göre değerlendirir. Uygunluk fonksiyonu, hem amaç fonksiyonunu hem de kısıt aşımından kaynaklı ceza fonksiyonunu ihtiva etmektedir ve matematiksel ifadesi şu şekilde tanımlanır (Dai, Chen, Zhu ve Zhang, 2009; Ghasemi ve diğerleri, 2015):

$$F_n = f_n(x, u) + \lambda_V \sum_{k=1}^{N_{bara}} (V_k - V_k^{lim})^2 + \lambda_Q \sum_{k=1}^{N_G} (Q_{G_k} - Q_{G_k}^{lim})^2, n = \{1, \dots, n_{af}\} \quad (2.36)$$

Eş. 2.36'deki λ_V, λ_Q sırasıyla yük barası geriliminin sınır değeri aşması halinde uygulanacak ceza katsayısını, jeneratörlerin reaktif güç çıkışının sınır değerini aşması halinde uygulanacak ceza katsayısını belirtir.

Söz konusu kısıtların hem alt hem de üst limitlerini ifade eden $V_k^{lim}, Q_{G_k}^{lim}$ şu şekilde tanımlanır:

$$V_k^{lim} = \begin{cases} V_k^{min}, & V_k < V_k^{min} \\ V_k^{max}, & V_k > V_k^{max} \end{cases} \quad (2.37)$$

$$Q_{G_k}^{lim} = \begin{cases} Q_{G_k}^{min}, & Q_{G_k} < Q_{G_k}^{min} \\ Q_{G_k}^{max}, & Q_{G_k} > Q_{G_k}^{max} \end{cases} \quad (2.38)$$

Uygulanması basit bir yöntem olan ceza fonksiyonu yöntemi ile kısıtlı optimizasyon problemleri kısıtsız optimizasyon problemine dönüştürülmüş olmaktadır. Ancak bu yöntemin en önemli handikabı problem karmaşıklıklaştıkça ceza katsayılarının ideal değerlerinin belirlenmesi sürecinin zaman alması ve birçok deneme yapılma gerektirebilmesidir. Bu hususa dair tespitler tezin ilerleyen bölümlerinde detaylandırılmıştır.

2.6. Kısıt Yönetimi Stratejileri

Kısıtlı bir optimizasyon probleminin çözümü için tercih edilen algoritma ile uyumlu ve probleme ilişkin tüm kısıtları sağlayabilecek doğru bir kısıt yönetimi metodunun seçilmesi önem arz etmektedir. Eş. 2.26-2.33 ile verilen q adet eşitsizlik kısıtı, m adet eşitlik kısıtı olan bir sınırlı optimizasyon problemi için kısıt koşullarının sağlanmasına yönelik literatürde rastlanan belli başlı yöntemler bu bölümde kısaca özetlenmiştir.

2.6.1. Uygulanabilir çözümlerin üstünlüğü

Bu teknikte, tüm kısıt koşullarını sağlayan uygulanabilir çözümlerin amaç fonksiyonu değerine bakılmaksızın her daim uygulanabilir olmayan çözümlere karşı üstünlüğü söz konusudur. Bu mantıktan hareketle; X_i ve X_j bir optimizasyon probleminin çözüm adayları olmak üzere, bu iki çözüm adayının performansları aşağıdaki üç temel kriter üzerinden değerlendirilir:

- Eğer X_i uygulanabilir iken X_j uygulanabilir değil ise; X_i , X_j 'den daha iyidir.
- Eğer hem X_i hem de X_j uygulanabilir ise; amaç fonksiyonu değeri daha düşük olan (minimizasyon problemleri için) daha iyidir.
- Eğer hem X_i hem de X_j uygulanabilir değil ise; toplam kısıt aşımı az olan daha iyidir.

2.6.2. Statik ceza fonksiyonları

Kısıtlı optimizasyon problemlerinde, global minimum veya global minimuma en yakın çözümü bulmayı amaçlayan her bir aday çözümün uygulanabilir bölgede arama yapabilmesi amacıyla çoğunlukla kullanılan yöntem statik ceza fonksiyonlarıdır. Bu yöntemde, herhangi bir aday çözümün (X) probleme ilişkin kısıt koşullarını ihlal etmesi halinde amaç fonksiyonuna optimizasyon süresince statik bir ceza fonksiyonu (SCF) ilave edilir ve matematiksel ifadesi şu şekildedir:

$$F(X) = f(X) + \underbrace{\sum_{i=1}^m (CK_i \times \langle g_i(X) \rangle^k) + \sum_{i=m+1}^{m+q} (CK_i \times \langle h_i(X) \rangle^k)}_{SCF} \quad (2.39)$$

Eş. 2.39'deki $F(X)$ uygunluk fonksiyonunu, CK_i her bir kısıt için kullanıcı tarafından tanımlanan ve analiz süresince sabit kalan ceza katsayısını ifade eder. İkinci dereceden ceza fonksiyonları için k değeri 2 alınır. Eş. 2.40'de belirtildiği şekilde, belirli ve küçük bir tolerans dâhilinde (δ) olması kaydıyla eşitlik kısıtlamaları eşitsizlik kısıtlamasına dönüştürülmesi halinde kısıtlamaların ve uygunluk fonksiyonunun ifadesi Eş. 2.41'da verilmiştir.

$$H_i(X) = \begin{cases} \max\{0, h_i(X)\}, & i = 1, 2, \dots, q \\ \max\{|g_i(X)| - \delta, 0\}, & i = q + 1, q + 2, \dots, q + m \end{cases} \quad (2.40)$$

$$F(X) = f(X) + \sum_{i=1}^{m+q} CK_i \langle H_i(X) \rangle^k \quad (2.41)$$

Ceza fonksiyonlarının en önemli avantajı kolay uygulanabilir oluşudur. Ancak probleme bağlı olarak her bir kısıtlılık çeşidi için ayrı ayrı CK değeri belirlenmesi gerekmektedir. Ayrıca CK değeri optimizasyon sonucunu önemli ölçüde etkileyen ve probleme bağlı olarak optimum değeri değişkenlik gösteren bir parametredir. Çoğunlukla uygulanabilir çözüm bulmak adına CK_i için çok yüksek değerli bir tamsayı seçilir. Bu yöntem kısıt sayısı ve lokal minimum noktaları çok olmayan optimizasyon problemleri için uygulanabilir olsa da, kısıt sayısı ve lokal minimum noktaları çok fazla olan konveks olmayan optimizasyon problemleri için CK parametresinin ideal değerinin tespiti zor ve ciddi anlamda zaman alıcıdır (Mezura-Montes ve Coello, 2011).

Eğer CK 'lara doğru değerler atanmaz ise algoritmaların hem uygulanabilir hem de global optimum noktaya en yakın çözümü bulması zorlaşır. Çünkü global minimuma yakın olduğu halde uygulanabilir olmayan pek çok aday çözümün refüze edilme ihtimali söz konusu olacaktır. Bu nedenle sabit bir ceza katsayısı uygulamak yerine optimizasyon süresince değişen veya kullanıcıya ve probleme bağlı kalmaksızın hem kısıt koşullarını hem de amaç fonksiyonlarını dikkate alarak aday çözümleri değerlendiren/sıralayan yöntemler gündeme gelmiştir.

2.6.3. Dinamik ceza fonksiyonları

Kısıtlı optimizasyon problemleri için statik ceza fonksiyonuna alternatif olarak geliştirilen yöntemlerden biri, Joines ve Houck (1994) tarafından literatüre kazandırılan dinamik ceza fonksiyonudur. Bu metotta statik ceza fonksiyonuna benzer şekilde kısıt ihlalleri belli bir ceza çarpanıyla çarpılıp amaç fonksiyonuna ilave edilse de kısıt ceza katsayıları optimizasyon süresince sabit bir değer alması yerine iterasyon ilerledikçe değişmektedir. Dinamik ceza fonksiyonunda, iterasyon ilerledikçe kısıt ihlalleri ceza katsayılarının değerinin artırılması suretiyle daha ağır cezalandırılmaktadır. Söz konusu metodun matematiksel ifadesi şu şekildedir:

$$F(X) = f(X) + (C \times T)^\alpha \underbrace{\left(\sum_{i=1}^m \langle g_i(X) \rangle^\beta + \sum_{i=m+1}^{m+q} \langle h_i(X) \rangle^\beta \right)}_{DCF} \quad (2.42)$$

$$F(X) = f(X) + (C \times T)^\alpha \sum_{i=1}^{m+q} \langle H_i(X) \rangle^\beta \quad (2.43)$$

Bu denklemde T iterasyon sayısını ifade etmekte olup, C, α, β ise sabitlerdir. Joines ve Houck tarafından empirik olarak C için 0,5; α ve β için 2 değeri tavsiye edilmiş olsa da çözümü önemli ölçüde etkileyen ve kullanıcı tarafından tanımlanan bu katsayılar için yazar tarafından önerilen değerlerin algoritmaların yerel minimum noktalara yakınsamasına neden olduğunu gösteren çalışmalar da literatürde mevcuttur (Michalewicz,1995).

2.6.4. Adaptif ceza fonksiyonları

Araştırmacılar tarafından statik ve dinamik ceza fonksiyonlarının kullanımında karşılaşılan sorunları dikkate alarak çeşitli uyarlanabilir (adaptif) ceza fonksiyonları geliştirilmiştir. Uyarlanabilir ceza fonksiyonları temelde, optimizasyon süresince çözüme aday bireylerin arama işleminden elde edilen amaç fonksiyonu ve kısıt ihlali bilgilerini belirli bir mantıkla ve dengeyle değerlendirerek çözüm uzayında hem uygulanabilir hem de globale en yakın çözümlerin tespiti esasına dayanır. Bu metodların en önemli avantajı kullanıcı tarafından belirlenmesi gereken bir parametre bulunmaması veya çok daha az parametre gerektirmesidir. Bu kapsamdaki metotlardan popüler olan bir kaçına kısaca değinilecektir.

Adaptif Ceza Metodu

Barbosa ve Lemonge (2003) tarafından sınırlı optimizasyon problemleri için uyarlanabilir penaltı metodu (APM) adında bir yöntem geliştirmiş olup, her bir kısıtın toplam sınır aşım miktarının $v_j(X_i)$ takip edilmesi suretiyle Eş.2.44 ile verilen ve her bir kısıt için iterasyon süresince güncellenen k_j parametresiyle cezalandırılması prensibine dayanır.

$$k_j = |\langle f(X) \rangle| \frac{\langle v_j(X) \rangle}{\sum_{l=1}^{q+m} [\langle v_l(X) \rangle]^2} \quad (2.44)$$

Eş. 2.44'de belirtilen $\langle f(X) \rangle, \langle v_j(X) \rangle$ N_{pop} sayıda aday bireyin bulunduğu bir optimizasyon problemi için şu şekilde hesap edilir:

$$\langle f(X) \rangle = \frac{\sum_{i=1}^{N_{pop}} f(X_i)}{N_{pop}} \quad (2.45)$$

$$\langle v_j(X) \rangle = \frac{\sum_{i=1}^{N_{pop}} v_j(X_i)}{N_{pop}} \quad (2.46)$$

Çözüme aday bireylerin uygunluk fonksiyonu ise Eş. 2.47 ve Eş. 2.48 ile hesap edilir:

$$F(X_i) = \begin{cases} f(X_i) & , \quad \sum_{j=1}^{q+m} v_j(X_i) = 0 \\ f'(X_i) + \sum_{j=1}^{q+m} k_j v_j(X_i) & , \quad \sum_{j=1}^{q+m} v_j(X_i) \neq 0 \end{cases} \quad (2.47)$$

$$f'(X_i) = \begin{cases} f(X_i) , & f(X_i) > \langle f(X) \rangle \\ \langle f(X) \rangle , & \text{aksi taktirde} \end{cases} \quad (2.48)$$

Rastlantısal (Stokastik) sıralama

Runarsson ve Yao (2000) tarafından kısıt yönetimi için amaç fonksiyonu ile toplam kısıt aşımı değeri arasında rastlantısal bir denge kuran Rastlantısal Sıralama (RS) yönteminde, çözüme aday her bir bireyin sıralaması belirlenirken hangi kriterin ne derece etkili olacağı hususu olasılık faktörü olarak ifade edilen p_f parametresiyle belirlenir. Yöntemin sıralama mantığını gösterir sözde kodu Şekil 2.4'de verilmiştir.

```

if  $v(X) = 0$ 
    Sadece amaç fonksiyonu değerine göre sırala
else if (rastgele değer <  $p_f$ )
    Sadece amaç fonksiyonu değerine göre sırala
else
    Sadece toplam kısıt ihlali değerine göre sırala
end

```

Şekil 2.4. Rastlantısal sıralama yönteminin sözde kodu

Rastlantısal sıralama metodunda, iki birey arasındaki karşılaştırma ya sadece amaç fonksiyonu değerine göre ya da yalnızca kısıt aşımı değerine göre rastgele olarak belirlenir. Kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde yonteme sadık kalarak p_f parametresinin sabit tutulduğu çalışmalarla birlikte; Mallipeddi ve Suganthan (2010) gibi bazı araştırmacılar tarafından iterasyon sayısı arttıkça p_f parametresinin 0,475'ten 0,025'e indirildiği çalışmalar da mevcuttur. Kıyaslamada, baloncuk sıralaması benzeri bir prosedür kullanılır. Buna göre sadece art arda iki birey kıyaslanır ve sıralanır. Yan yana iki bireyden herhangi birinin uygulanabilir olmaması halinde iki bireyin arasındaki öncelik sıralaması aşağıda verilen formülle belirlenir:

$$P_w = P_{fw}P_f + P_{\phi w}(1 - P_f) \quad (2.49)$$

Formüldeki P_{fw} amaç fonksiyonu değerine göre bireyin kazanma olasılığı, $P_{\phi w}$ kısıt ihlal miktarına göre bireyin kazanma olasılığıdır. Yan yana iki bireyin de uygulanabilir olması halinde P_w değeri P_{fw} değerine eşittir. Eğer P_f değeri 0,5'den büyük ise sıralama amaç

fonksiyonu değeri daha fazla dikkate alınarak; 0,5'den küçük ise sıralama kısıt ihlal miktarı daha fazla dikkate alınarak yapılır. Runarsson ve Yao yapmış olduğu çalışmalar neticesinde P_f değeri 0,5'den büyük olması halinde uygulanabilir çözüm bulmanın zorlaştığı görüldüğünden, amaç fonksiyonu minimumda tutulurken hem de daha fazla uygulanabilir çözüm bulunabilmesi için P_f değerinin 0,45 ile 0,475 arasında olmasını önermiştir.

Global rekabetçi sıralama

Runarsson ve Yao (2002) tarafından ilk defa literatüre kazandırılan başka bir kısıt yönetim stratejisi ise Global Rekabetçi Sıralama (GRS) metodudur. Bu yöntemde SR metodunda var olan kıyaslanmanın yalnız iki birey arasında yapılması sorununu ortadan kaldırarak bunun yerine tüm bireylerin belirli bir mantıkla değerlendirilmesi stratejisi izlenmiştir. GRS, çözüme aday bireylerin uygunluk fonksiyonu değeri ile kısıt aşım miktarını belirli bir dengede dikkate alarak hem kısıt kriterlerini sağlayan hem de popülasyonu global minimuma daha yakın noktalara yönlendiren bir bireyleri sıralama yöntemi olup, uygunluk fonksiyonu Eş. 2.50'de verilmiştir.

$$F(X_i) = P_f \frac{sıra(f(X_i)) - 1}{N_{pop} - 1} + (1 - P_f) \frac{sıra(\sum_{j=1}^{q+m} v_j(X_i)) - 1}{N_{pop} - 1} \quad (2.50)$$

Eşitliklerdeki P_f , uygunluk fonksiyonunun amaç fonksiyonuna göre belirlenme olasılığını ifade etmekte olup, literatüre kazandıran yazarlar tarafından 0 ile 0,5 arasında bir değer atanması tavsiye edilmiştir. $sıra(f(X_i))$ i . bireyin toplam amaç fonksiyonu değerine göre popülasyon içerisindeki sırasını, $sıra(\sum_{j=1}^m v_j(X_i))$ i . bireyin kısıt aşım miktarına göre popülasyon içerisindeki sırasını, N_{pop} ise popülasyondaki mevcut birey sayısını ifade etmektedir. Optimize edilecek probleme bağlı olarak kısıtların aldığı değerlerin birbirinden çok farklı olması halinde kısıt gruplarının normalize edilmesi gerekebilmektedir.

2.7. Yük Akış Analizi ve Matpower

2.7.1. Yük akış analizinin matematiksel izahı

Tez çalışması kapsamında yürütülen analizlerin arka planında yük akış analizlerinin gerçekleştiriliyor olması nedeniyle yük akış analizinin temellerinin izah edilmesi

gerekmektedir. Yük akış analizleri, elektrik şebekelerinin kalıcı durum işletme koşullarındaki durumu hakkında bilgi veren ve güç sistemlerinin planlaması, işletilmesi ve kontrolüyle ilgilenenler için olmazsa olmaz araçlardan birisidir. Güç akışı analizleri neticesinde analiz edilen güç sistemini oluşturulan baraların gerilim değerlerinin yanı sıra hatlar üzerinde akan aktif ve reaktif güç değerleri, generatörlerin reaktif güç çıkışları gibi temel veriler elde edilmiş olur.

Bir güç sistemi ana hatlarıyla; baralardan, baraları birbirine irtibatlayan hatlardan, primer noktasının bağlı olduğu gerilimi başka bir gerilime düşüren güç transformatörü ve ototransformatörlerden, santrallerde üretilen elektriği bağlı olduğu şebeke gerilimine yükselten ünite transformatörlerinden, jeneratörlerden, yüklerden, reaktör ve kapasitörlerden oluşmaktadır. Optimum reaktif güç dağıtım problemi özelinde kontrol değişkenleri üzerinde yapılan ayarlamaların hatlar üzerindeki güç akışına, bara gerilimlerine, generatör reaktif güç çıkışlarına etkisi yük akış analizleri sayesinde gözlemlenebilmektedir.

Devre analizinin temel kanunu olan Kirchhoff Akım Kanunu (KAK) ile düğüm gerilim yönteminden faydalanılarak şebeke matematiksel olarak çözümlenebilir. Kirchhoff kanunu gereği bir düğüm noktasına giren/çıkan akımların veya giren/çıkan gücün vektörel toplamı 0'a eşit olacağı bilgisinden hareketle enjekte edilen bara akımları veya güçleri; baraya giren akım/güç (-), baradan çıkan akım/güç (+) işaretli olacak şekilde toplanır. Bunun için şebekeyi oluşturan iletim hatları empedans yerine admitans olarak tanımlanır ve her bir bara için KAK uygulanır.

Şebekede mevcut bara sayısı n ve $a \in n$ olmak üzere; sırasıyla Eş. 2.51 ve Eş. 2.52 ile ifade edilen bara gerilimleri \bar{V}_{bara} ve bara admitans matrisi \bar{Y}_{bara} kullanılarak bara akımları Eş. 2.53 ve Eş. 2.54 ile ifade edilebilir:

$$\bar{V}_{bara} = \begin{bmatrix} \bar{V}_1 \\ \vdots \\ \bar{V}_a \\ \vdots \\ \bar{V}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |V_1| \angle \delta_1 \\ \vdots \\ |V_a| \angle \delta_a \\ \vdots \\ |V_n| \angle \delta_n \end{bmatrix} \quad (2.51)$$

$$\bar{Y}_{bara} = \begin{bmatrix} \bar{Y}_{11} & \bar{Y}_{12} & \cdots & \bar{Y}_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{Y}_{a1} & \bar{Y}_{a2} & \cdots & \bar{Y}_{an} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{Y}_{n1} & \bar{Y}_{n2} & \cdots & \bar{Y}_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.52)$$

$$\bar{I}_{bara} = \bar{Y}_{bara} \bar{V}_{bara} \quad (2.53)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{I}_1 \\ \vdots \\ \bar{I}_a \\ \vdots \\ \bar{I}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{Y}_{11} & \bar{Y}_{12} & \cdots & \bar{Y}_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{Y}_{a1} & \bar{Y}_{a2} & \cdots & \bar{Y}_{an} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{Y}_{n1} & \bar{Y}_{n2} & \cdots & \bar{Y}_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{V}_1 \\ \vdots \\ \bar{V}_a \\ \vdots \\ \bar{V}_n \end{bmatrix} \quad (2.54)$$

Eş. 2.54'deki Y_{ai} , bara- a 'nın irtibatlı olduğu hatlara ilişkin bara admitans matris elemanını göstermekte olup, söz konusu baranın irtibatlı olduğu baralar dışındaki admitans elemanları 0 değerindedir. Yüzlerce hatta binlerce baralardan oluşan gerçek güç sistemlerinde baralar genellikle yakınlarındaki birkaç barayla irtibatlıdır. Y_{bara} sütun ve satır sayısı toplam bara sayısına eşit bir kare matris olduğundan elemanların büyük çoğunluğu 0 değerindedir. Bara admitans matrisinin her bir köşegen elemanı o baranın bağlı olduğu hatların admitans değerlerinin toplamı iken, köşegen olmayan her bir matris elemanı ise o elemanın bağlı olduğu iki ucu arasındaki admitansın negatifidir ve Eş. 2.55 ve Eş. 2.56 ile ifade edilir.

$$Y_{aa} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a}}^n y_{ak} \quad (2.55)$$

$$Y_{ak} = Y_{ka} = -y_{ak} \quad (2.56)$$

Bu bilgiler ışığında, bara- a özelinde enjekte edilen I_a akımı ve görünür güç şu şekilde hesap edilebilir:

$$\bar{I}_a = \sum_{k=1}^n \bar{Y}_{ak} \bar{V}_k = \bar{V}_a \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a}}^n \bar{y}_{ak} - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq a}}^n \bar{y}_{ak} \bar{V}_k \quad (2.57)$$

$$S_a = \bar{V}_a \bar{I}_a^* = \bar{V}_a \left(\sum_{k=1}^n \bar{Y}_{ak} \bar{V}_k \right)^* = \bar{V}_a \sum_{k=1}^n \bar{Y}_{ak}^* \bar{V}_k^* \quad (2.58)$$

Alternatif akım devrelerinde akım ve gerilimin fazör değeri unutulmamalıdır. Benzer şekilde iletim hatlarının indüktif ve kapasitif özellikleri sebebiyle bara admitans matrisi de

karmaşık sayılardan oluşur ve Eş. 2.59 ile izah edilir.

$$Y_{ai} = |Y_{ai}| \angle \theta_{ai} = Y_{ai} \cos \theta_{ai} + j \sin \theta_{ai} = G_{ai} + jB_{ai} \quad (2.59)$$

Bu çerçevede görünür güç denklemi fazör biçiminde şu şekilde ifade edilir.

$$S_a = |V_a| \angle \delta_a \sum_{k=1}^n (|Y_{ak}| \angle \theta_{ak})^* (|V_k| \angle \delta_k)^* \quad (2.60)$$

$$S_a = P_a + jQ_a = \sum_{k=1}^n [(|Y_{ak}| |V_a| |V_k|) \angle (\delta_a + \delta_k - \theta_{ak})] \quad (2.61)$$

Eşitliğin sağ tarafındaki reel kısım aktif güce, imajiner kısmı ise reaktif güce eşit olacağından, Eş. 2.62 ve Eş. 2.63’de verilen güç eşitlikleri elde edilmiş olur.

$$P_a = \sum_{k=1}^n |V_a| |V_k| |Y_{ak}| \cos(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad (2.62)$$

$$Q_a = - \sum_{k=1}^n |V_a| |V_k| |Y_{ak}| \sin(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad (2.63)$$

Yük akış eşitlikleri gibi lineer olmayan denklemlerin çözümünde çoğunlukla iki temel iterasyon metodu tercih edilmektedir. Bunlar ya Newton-Raphson (N-R), ya da Gauss-Seidel metodudur. Bu tez çalışmasında gerçekleştirilen yük akış analizlerinin N-R metodu ile çözümlenmesi tercih edildiğinden bu bölümde sadece N-R ile yük akış analizinden bahsedilecektir.

2.7.2. Newton-Raphson yük akış analizi

Güç sistemlerindeki baralar salınım, jeneratör ve yük barası olmak üzere 3’e ayrılır ve bu baraların bilinen ve bilinmeyen değişkenleri Çizelge 2.2’de verilmiştir. Eş. 2.62 ve Eş. 2.63 ile verilen lineer olmayan denklem setleri için belirli olan değişkenler tanımlanarak Taylor serisine açılmak suretiyle bilinmeyen değişkenler iteratif bir şekilde çözümlenebilir.

Çizelge 2.2. Bara tiplerine göre değeri belli olan ve değeri belli olmayan değişkenler

Bara Tipi	Bilinen Değişkenler	Bilinmeyen Değişkenler
Salınım barası (Vδ)	V : Bara gerilimi (p.u.) δ : Faz açısı (rad)	P : Üretilen aktif güç (p.u.) Q : Üretilen reaktif güç (p.u.)
Jeneratör barası (PV)	P : Üretilen aktif güç (p.u.) V : Bara gerilimi (p.u.)	Q : Üretilen reaktif güç (p.u.) δ : Faz açısı (rad)
Yük barası (PQ)	P : Çekilen aktif güç (p.u.) Q : Çekilen reaktif güç (p.u.)	V: Bara gerilimi (p.u.) δ : Faz açısı (rad)

Başlangıç tahminleri civarında Taylor serisi açılırken makul ölçüde çözümü kolaylaştırmak adına yüksek dereceli terimler ihmal edildiğinde ve 1 no.lu bara salınım barası olarak kabul edildiğinde Eş. 2.64 ile tanımlanan matris elde edilir (Saadat,1999:233).

$$\begin{bmatrix} \Delta P_2^{(t)} \\ \vdots \\ \Delta P_n^{(t)} \\ \vdots \\ \Delta Q_2^{(t)} \\ \vdots \\ \Delta Q_n^{(t)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial P_2}{\partial \delta_2}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial P_2}{\partial \delta_n}\right)^{(t)} & \left(\frac{\partial P_2}{\partial |V_2|}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial P_2}{\partial |V_n|}\right)^{(t)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{\partial P_n}{\partial \delta_2}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial P_n}{\partial \delta_n}\right)^{(t)} & \left(\frac{\partial P_n}{\partial |V_2|}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial P_n}{\partial |V_n|}\right)^{(t)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{\partial Q_2}{\partial \delta_2}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial Q_2}{\partial \delta_n}\right)^{(t)} & \left(\frac{\partial Q_2}{\partial |V_2|}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial Q_2}{\partial |V_n|}\right)^{(t)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{\partial Q_n}{\partial \delta_2}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial Q_n}{\partial \delta_n}\right)^{(t)} & \left(\frac{\partial Q_n}{\partial |V_2|}\right)^{(t)} & \cdots & \left(\frac{\partial Q_n}{\partial |V_n|}\right)^{(t)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta_2^{(t)} \\ \vdots \\ \Delta \delta_n^{(t)} \\ \vdots \\ \Delta |V_2|^{(t)} \\ \vdots \\ \Delta |V_n|^{(t)} \end{bmatrix} \quad (2.64)$$

Jakobi matrisi elemanları, aktif ve reaktif güç denklemlerinin gerilim ve faz açısına bağlı kısmi türevlerinden elde edilir. Dolayısıyla, elde edilen Jakobi matrisi aktif güç ve reaktif güçteki küçük değişimler ile gerilim genliği ve faz açısındaki küçük değişimler arasındaki doğrusallaştırılmış ilişkiyi tariflemektedir. Eş. 2.65, Eş. 2.64'ün alt matrislerle gösterimidir.

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{P\delta} & J_{PV} \\ J_{Q\delta} & J_{QV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (2.65)$$

$J_{P\delta}$ alt matrisi $(n - 1) \times (n - 1)$ boyutlu olup, matrisin köşegen ve köşegen olmayan elemanları Eş. 2.66 ve Eş. 2.67 ile hesaplanabilir:

$$\frac{\partial P_a}{\partial \delta_a} = \sum_{k \neq a} |V_a| |V_k| |Y_{ak}| \sin(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad (2.66)$$

$$\frac{\partial P_a}{\partial \delta_k} = -|V_a| |V_k| |Y_{ak}| \sin(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad k \neq a \quad (2.67)$$

J_{PV} alt matrisi $(n-1) \times (n-1-m)$ boyutlu olup, matrisin köşegen ve köşegen olmayan elemanları Eş. 2.68 ve Eş. 2.69 ile hesaplanabilir:

$$\frac{\partial P_a}{\partial |V_a|} = 2|V_a| |Y_{aa}| \cos \theta_{aa} + \sum_{k \neq a} |V_k| |Y_{ak}| \cos(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad (2.68)$$

$$\frac{\partial P_a}{\partial |V_k|} = |V_a| |Y_{ak}| \cos(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad k \neq a \quad (2.69)$$

$J_{Q\delta}$ alt matrisi $(n-1-m) \times (n-1)$ boyutlu olup, matrisin köşegen ve köşegen olmayan elemanları Eş. 2.70 ve Eş. 2.71 ile hesaplanır.

$$\frac{\partial Q_a}{\partial \delta_a} = \sum_{k \neq a} |V_a| |V_k| |Y_{ak}| \cos(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad (2.70)$$

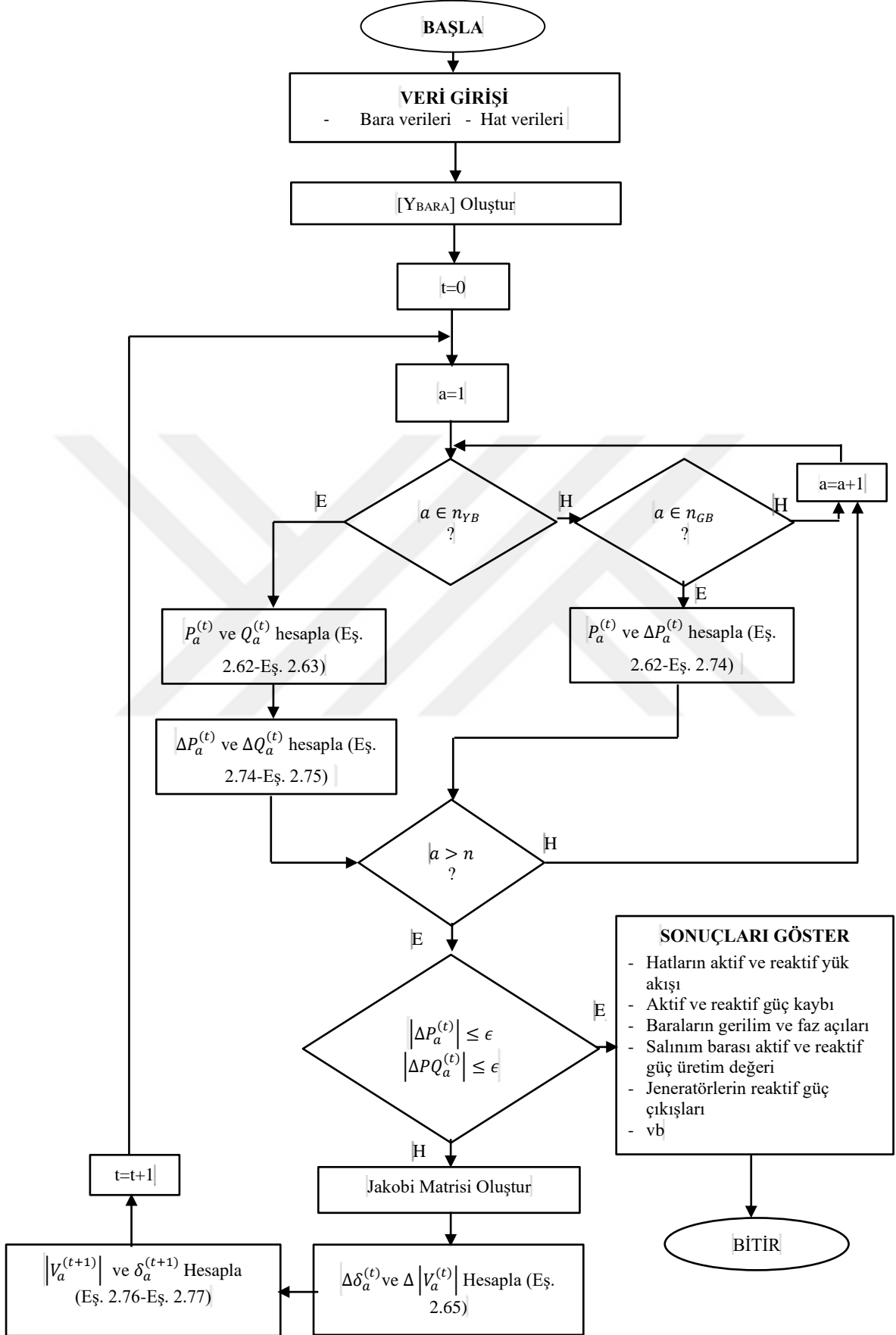
$$\frac{\partial Q_a}{\partial \delta_k} = -|V_a| |V_k| |Y_{ak}| \cos(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad k \neq a \quad (2.71)$$

J_{QV} alt matrisi $(n-1-m) \times (n-1-m)$ boyutlu olup, matrisin köşegen ve köşegen olmayan elemanları Eş. 2.72 ve Eş. 2.73 ile izah edilir.

$$\frac{\partial Q_a}{\partial |V_a|} = -2|V_a| |Y_{aa}| \sin \theta_{aa} - \sum_{k \neq a} |V_k| |Y_{ak}| \sin(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad (2.72)$$

$$\frac{\partial Q_a}{\partial |V_k|} = -|V_a| |Y_{ak}| \sin(\theta_{ak} - \delta_a + \delta_k) \quad k \neq a \quad (2.73)$$

$\Delta P_a^{(t)}$ ve $\Delta Q_a^{(t)}$ hesaplanan ile belirlenen değerler arasındaki farkı ifade etmekte olup, Eş. 2.74 ve Eş. 2.75 ile aktif ve reaktif güç uyumsuzluk değeri elde edildiğinde Eş. 2.65 kullanılarak $\Delta \delta_a^{(t)}$ ve $\Delta |V_a^{(t)}|$ değerlerinin elde edilmesi mümkündür. Bu verilerin de elde edilmesiyle bara gerilimi ve faz açılarının yeni tahmini değerlerinin hesaplanabilmesi için Eş. 2.76 ve Eş. 2.77 kullanılabilir. N-R yük akış analizinin akış diyagramı Şekil 2.5'de sunulmuştur.



Şekil 2.5. Newton-Raphson yük akış diyagramı

$$\Delta P_a^{(t)} = P_a^{belir} - P_a^{(t)} \quad (2.74)$$

$$\Delta Q_a^{(t)} = Q_a^{belir} - Q_a^{(t)} \quad (2.75)$$

$$\delta_a^{(t+1)} = \delta_a^{(t)} - \Delta \delta_a^{(t)} \quad (2.76)$$

$$|V_a^{(t+1)}| = |V_a^{(t)}| - \Delta |V_a^{(t)}| \quad (2.77)$$

Bu işlemler kullanıcı tarafından önceden tanımlanan kabul edilebilir farka indirildiği takdirde çözümün yakınsadığı kabul edilir. Aksi takdirde maksimum iterasyon sayısına ulaşılan kadar iteratif çözüm devam eder.

2.7.3. Matpower

Tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen yük akış analizleri, bir önceki kısımda izah edilen matematiği kullanan ve Matlab tabanlı yazılmış Matpower ile gerçekleştirilmiştir (Zimmerman, Murillo-Sanchez ve Thomas, 2011).

Matpower tercih edilmesinin en önemli nedenlerinden birisi açık kaynak kodlu m-file dosyalardan oluşması ve bu kodların değiştirilerek başka analizler için de kullanılmasına imkan tanınmasıdır. Tercih edilmesindeki bir diğer önemli gerekçe ise analizlerin herkesin erişebileceği standart bir platformda gerçekleştirilerek performans değerlendirmelerin eşit şartlarda ve daha hakkaniyetli bir şekilde yapılmasını sağlamaktır.

Matpower kullanıcılarına birden fazla yük akış analiz yöntemi tercih etme imkanı sunsa da (Newton-Raphson, Gauss-Seidel, Fast Decoupled), varsayılan yöntem N-R'dir ve bu tez çalışmasında da bu yöntem tercih edilmiştir.

Matpower'da güç sistemi tanımlanırken bara, hat ve jeneratör verileri olmak üzere 3 temel veri belirli bir sıra ve mantık dahilinde matris formunda oluşturulması gerekir. Bara datasında tanımlanması gereken en temel bilgiler; baranın tipi (salınım için 3, jeneratör barası için 2, yük barası için 1), baraya bağlı aktif ve reaktif yük, baraya bağlı reaktör ve kapasitör çıkış güçleri, bara gerilim ve açılış değerleri ile baranın gerilim alt ve üst çalışma limitleridir. Matpower için örnek bir bara datası ekran görüntüsü Resim 2.1'de sunulmuştur.

```

%% örnek bara verileri
% bara_i tip Pd Qd Gs Bs area Vm Va baseKV zone Vmax Vmin
mpc.bus = [
  1 2 51 27 0 0 1 0.955 10.67 138 1 1.06 0.94;
  2 1 20 9 0 0 1 0.971 11.22 138 1 1.06 0.94;
  3 1 39 10 0 0 1 0.968 11.56 138 1 1.06 0.94;
  4 2 39 12 0 0 1 0.998 15.28 138 1 1.06 0.94;
  5 1 0 0 0 -40 1 1.002 15.73 138 1 1.06 0.94;
  6 1 14 1 0 0 1 0.984 11.5 138 1 1.06 0.94;
  7 2 90 30 0 0 1 0.97 11.23 138 1 1.06 0.94;
  8 1 25 10 0 0 1 0.984 11.91 138 1 1.06 0.94;
  9 3 0 0 0 0 1 1.035 30 138 1 1.06 0.94;
  10 1 0 0 0 0 1 0.987 22.15 138 1 1.06 0.94;

```

Resim 2.1. Matpower örnek bara datası formatı

Jeneratör datası için tanımlanması gereken temel veriler: jeneratörün bağlı olduğu bara no, jeneratörün ürettiği aktif ve reaktif güç, jeneratörün maksimum ve minimum reaktif güç limit değerleri, jeneratörün maksimum ve minimum aktif güç limit değerleri, bara gerilimi, jeneratörün devrede olup olmadığı bilgileridir. Matpower için örnek bir jeneratör datası ekran görüntüsü Resim 2.2’de sunulmuştur.

```

%% jeneratör data
% bara Pg Qg Qmax Qmin Vg mBase status Pmax Pmin Pci Pc2 Qc1min Qc1max Qc2min
mpc.gen = [
  1 0 0 15 -5 0.955 100 1 100 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  4 0 0 300 -300 0.998 100 1 100 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  7 0 0 50 -13 0.99 100 1 100 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  9 0 0 300 -300 1.015 100 1 100 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  11 450 0 200 -147 1.05 100 1 550 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  12 85 0 120 -35 0.99 100 1 185 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  17 0 0 30 -10 0.97 100 1 100 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  19 0 0 24 -8 0.962 100 1 100 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  24 0 0 300 -300 0.992 100 1 100 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;
  25 220 0 140 -47 1.05 100 1 320 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0;

```

Resim 2.2. Matpower örnek jeneratör datası formatı

Hat datası için tanımlanması gereken temel veriler ise; hattın irtibatlı olduğu baralar, hattın direnç, reaktans ve süseptans değerleri, hattın uzun dönemli, kısa dönemli ve acil durumlarda yüklenebileceği görünür güç limitleri, transformatörün kademe ayar değeri, hattın kapalı olup olmadığı ve hattın işletildiği minimum ve maksimum açılı değeri bilgileridir. Matpower için örnek bir hat datası ekran görüntüsü Resim 2.3.’de sunulmuştur.

```

%% hat datası
% fbus rbus r x b rateA rateB rateC ratio angle status angmin angmax
mpc.branch = [
  1  2  0.02  0.06  0.03  130 130 130 0  0  1  -360  360;
  1  4  0.05  0.19  0.02  130 130 130 0  0  1  -360  360;
  2  3  0.06  0.17  0.02  65  65  65  0  0  1  -360  360;
  3  4  0.01  0.04  0    130 130 130 0  0  1  -360  360;
  2  5  0.05  0.2  0.02  130 130 130 0  0  1  -360  360;
  2  6  0.06  0.18  0.02  65  65  65  0  0  1  -360  360;
  4  6  0.01  0.04  0    90  90  90  0  0  1  -360  360;
  5  7  0.05  0.12  0.01  70  70  70  0  0  1  -360  360;
  6  7  0.03  0.08  0.01  130 130 130 0  0  1  -360  360;
  6  8  0.01  0.04  0    32  32  32  0  0  1  -360  360;
  6  9  0    0.21  0    65  65  65  0  0  1  -360  360;
  6 10  0    0.56  0    32  32  32  0  0  1  -360  360;

```

Resim 2.3. Matpower örnek hat datası formatı





3. SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA ALGORİTMASI

Optimizasyon problemlerine en iyi çözümleri bulabilmek amacıyla arařtırmacılar doğadaki yařamdan, canlıların hayatını devam ettiren sorunları çözüme reflekslerinden esinlenmiş ve genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu, yapay arı kolonisi, karınca kolonisi gibi günümüzde optimizasyon problemlerine uygulanana gelen bir çok algoritma geliştirilmiştir. Simbiyotik Organizmalar Arama¹ (SOA) algoritması Cheng ve Prayogo (2014) tarafından nümerik optimizasyon ve mühendislik tasarım problemleri için geliştirilmiş ve temel olarak bir ekosistem içerisinde yaşayan canlıların, bir başka ifadeyle organizmaların, ortak yaşaması sırasında birbirleriyle olan etkileşimini model alan üst seviye sezgisel bir algoritmadır.

Ekosistem, belirli bir alanda bulunan canlılar ile bunları saran çevrenin karşılıklı ilişkileri ile meydana gelen ve süreklilik gösteren ekolojik sistem olarak tanımlanır. SOA algoritmasında ekosistem, global optimum veya global optimuma en yakın çözümleri arayan ve birbiriyle karşılıklı etkileşim içinde olan belirli sayıda organizmalardan oluşur. Ekosistemi oluşturan organizmalar, optimize edilecek problemin aday çözümlerini temsil eder. Başlangıç aşamasında arama uzayında rastgele belirli sayıda organizma üretilerek bir ekosistem oluşturulur. Algoritma temel olarak; ekosistemi oluşturan organizmaların belirli bir kural silsilesi içerisinde her bir iterasyonda birbirleriyle simbiyotik ilişkilere/etkileşime tabi tutulması ve organizmaların uygunluk değerine bağlı olarak ekosistemde yerini koruması veya ekosistemden ayrılması prensibine dayanır. Simbiyotik ilişkiler sonrasında ekosistemde varlığını en güçlü şekilde koruyabilen organizma, bir başka ifadeyle aday çözümleri, optimizasyon problemi için SOA algoritmasının en iyi çözümleri olarak değerlendirilir.

3.1. Simbiyotik İlişki Çeşitleri

SOA algoritması global optimuma en yakın çözümleri bulabilmek için ekosistem içerisindeki organizmaları mutualist, kommensalist ve parazit ilişki olmak üzere üç simbiyotik ilişkiye tabi tutar. Söz konusu simbiyotik ilişki biçimleri aşağıdaki başlıklar altında sırasıyla izah edilmiştir.

¹ İng. Symbiotic organisms search (SOS)

3.1.1. Mutualizm

Mutualizm, iki farklı türün birbiriyle olan etkileşiminde her iki türün de birbirinden az ya da çok fayda sağladığı simbiyotik ilişki biçimi olarak tanımlanır. Bu ilişki türüne örnek olarak bal arıları ile çiçekler arasındaki ilişki verilebilir. Bal arıları çiçeklerden topladıkları polen sayesinde bal yapabilirken, çiçek polenlerinin arılar vasıtasıyla başka çiçeklere taşınması sonucu çiçekler üreyebilmektedir. İnsan ile insanların bağırsağında yaşayan bazı probiyotik bakteriler arasındaki ilişki de bu ilişki türüne verilebilecek başka bir örnektir. İnsanın bağırsağında yaşayan faydalı bakteriler yaşayıp çoğalabilmeleri için bir ortam bulurken, diğer taraftan insanların sindiriminde zorlandığı bazı besinlerin daha kolay sindirilmesi sağlanmaktadır. Böylece hem insan hem de bakteri birbirlerinden fayda sağlamaktadır.



Resim 3.1. Doğadaki örnek mutualist ilişki (Bal arısı ile çiçek arası ilişki)

Mutualist ilişki matematiksel olarak izah edilecek olursa; X_i , amaç fonksiyonunu minimize veya maksimize etmeye aday ekosistem içerisindeki i . organizma olmak üzere, bir ekosistem içerisinde rastgele oluşturulan organizmalar arasından rastgele seçilen organizma X_j ile olan mutualist ilişkisi sonucu elde edilen yeni aday organizmalar Eş. 3.1 ve Eş. 3.2 ile elde edilebilir.

$$X_{i,yeni} = X_i + rand(0,1) \times (X_{best} - MV \times FF_1) \quad (3.1)$$

$$X_{j,yeni} = X_j + rand(0,1) \times (X_{best} - MV \times FF_2) \quad (3.2)$$

Denklemlerde belirtilen $rand(0,1)$, 0 ile 1 arasında rastgele atanan bir değerdir. “Fayda Faktörü” olarak tanımlanan FF_1 ve FF_2 ise iki organizmanın birbiriyle olan ilişkilerinde

kısmi veya tam olarak faydalandığını gösterir bir parametre olup, rastgele olarak 1 veya 2 değerini alır. X_{best} ekosistem içerisinde en iyi performans gösteren organizmayı temsil eder. “Karşılıklı Vektör” ya da kısaca MV ise X_i ile X_j arasındaki eşit ilişkiyi tanımlanır ve şu şekilde ifade edilir:

$$MV = \frac{X_i + X_j}{2} \quad (3.3)$$

$$FF_n = 1 + rand(0,1) , \quad n = 1,2 \quad (3.4)$$

Eş. 3.1 veya Eş. 3.2 ile elde edilen yeni organizma $X_{i,yeni}$ ve $X_{j,yeni}$ 'nin uygunluk değeri sırasıyla organizma X_i ve X_j 'nin uygunluk değeriyle kıyaslanır ve uygunluk değeri daha iyi olan organizma ekosistemde yaşamaya devam eder. Uygunluk değeri daha kötü olan organizma ise ekosistemden çıkarılır.

3.1.2. Kommensalizm

İki farklı türün birbiriyle olan etkileşiminde türlerden birisi fayda sağlarken diğ erinin herhangi bir fayda veya zarar görmediği simbiyotik ilişkidir. Bu fazdaki temel mantık, iki farklı türün birbiriyle olan etkileşiminde türlerden birisi fayda sağlarken diğ erinin herhangi bir fayda veya zarara maruz kalmaması, etkilenmemesidir. Bu ilişki türüne örnek olarak köpek balığı ile echeneis balığı arasındaki ilişki gösterilebilir. Echeneis balığı, köpek balığına tutunarak köpek balığının yiyecek artıklarından beslenir ve yaşamını bu şekilde sürdürürken, köpek balığı, echeneis balığından olumlu veya olumsuz etkilenmez.



Resim 3.2. Doğadaki örnek bir kommensalist ilişki (Köpek balığı-echeneis balığı)

Kommensalist ilişki matematiksel olarak izah edilecek olursa; ekosistem içerisinde rastgele seçilen X_i , amaç fonksiyonunu minimize veya maksimize etmeye aday ekosistem içerisindeki i . organizma olmak üzere, bu ekosistem içerisinde rastgele seçilen X_j organizması ile olan kommensalist ilişkisi sonucu elde edilen yeni aday çözüm Eş. 3.5. ile elde edilebilir.

$$X_{i,yeni} = X_i + rand(-1,1) \times (X_{best} - X_j) \quad (3.5)$$

Eş. 3.5 organizma X_i 'nin X_j 'den $(X_{best} - X_j)$ kadar fayda sayladığını ve X_j 'nin bu ilişkiden olumlu veya olumsuz etkilenmediğini göstermektedir. X_{best} ekosistem içerisinde en iyi performans gösteren organizmayı temsil eder. Elde edilen yeni organizma $X_{i,yeni}$ ile mevcut organizma X_i 'nin uygunluk değeri kıyaslanır ve uygunluk değeri daha iyi olan organizma ekosistemde yaşamaya devam ederken uygunluk değeri daha kötü olan organizma ekosistemden çıkarılır.

3.1.3. Parazitizm

İki farklı türün birbiriyle olan etkileşiminde bir tür fayda sağlarken diğerinin zarar gördüğü simbiyotik ilişkidir. Bu faza verilebilecek en bilindik örnek, insan kanıyla beslenen sivrisinek ile insan arasındaki ilişkidir. Bu ilişkide sivrisinek fayda görürken, konak konumunda olan insan ise sivrisineğin kanına bulaştırdığı virüsler sebebiyle zarar görür. Eğer virüsünü bulaştırdığı insanın bağışıklık sistemi güçlüyse insan metabolizması virüsü öldürür, aksi durumda insan hastalanır, hatta ölebilir.



Resim 3.3. Doğadaki örnek bir parazit ilişki (Sivrisinek-insan arasındaki ilişki)

Oluşturulan ekosistem içerisinde seçilen X_i organizması kendisini çoğaltarak bir sanal parazit vektörü oluşturulur. Oluşturulan parazit vektörde virüs oluşturulması amacıyla vektörün rastgele seçilen belirli bir kısmı silinip yerine belli limitler dahilinde rastgele değerler atanarak değiştirilir. Akabinde oluşturulmuş parazit vektörü, konak konumundaki X_j organizmasıyla etkileşime sokulur. Eğer X_j organizması parazitten daha dayanıklı çıkarsa paraziti öldürür ve yaşamaya devam eder. Eğer parazit vektörü X_j 'den daha güçlü çıkarsa X_j vektörünü öldürür (siler) yerine kendisi geçer.

SOA algoritmasının rastgeleliği; mutualizm, kommensalizm ve parazitizm fazlarıyla sağlanır. Mutualizm fazı hem lokal hem de global arama işlevini yerine getirirken, kommensalizm fazı sayesinde ise en iyi organizma civarında arama yaparak lokal optimum noktalardan uzaklaşmasına yardımcı olur. Parazitizm fazı da GA algoritmasının mutasyon sürecine benzer bir mantıkla organizmanın maruz kaldığı parazit etkisine bağlı olarak lokal veya global arama yapar.

3.2. SOA Algoritması Uygulama Prosedürleri

SOA algoritması sözde kodu ve akış diyagramı sırasıyla Şekil 3.1 ve Şekil 3.2'de gösterilmiştir.

3.3. SOA Algoritmasının ORGD Problemine Uygulanma Prosedürleri

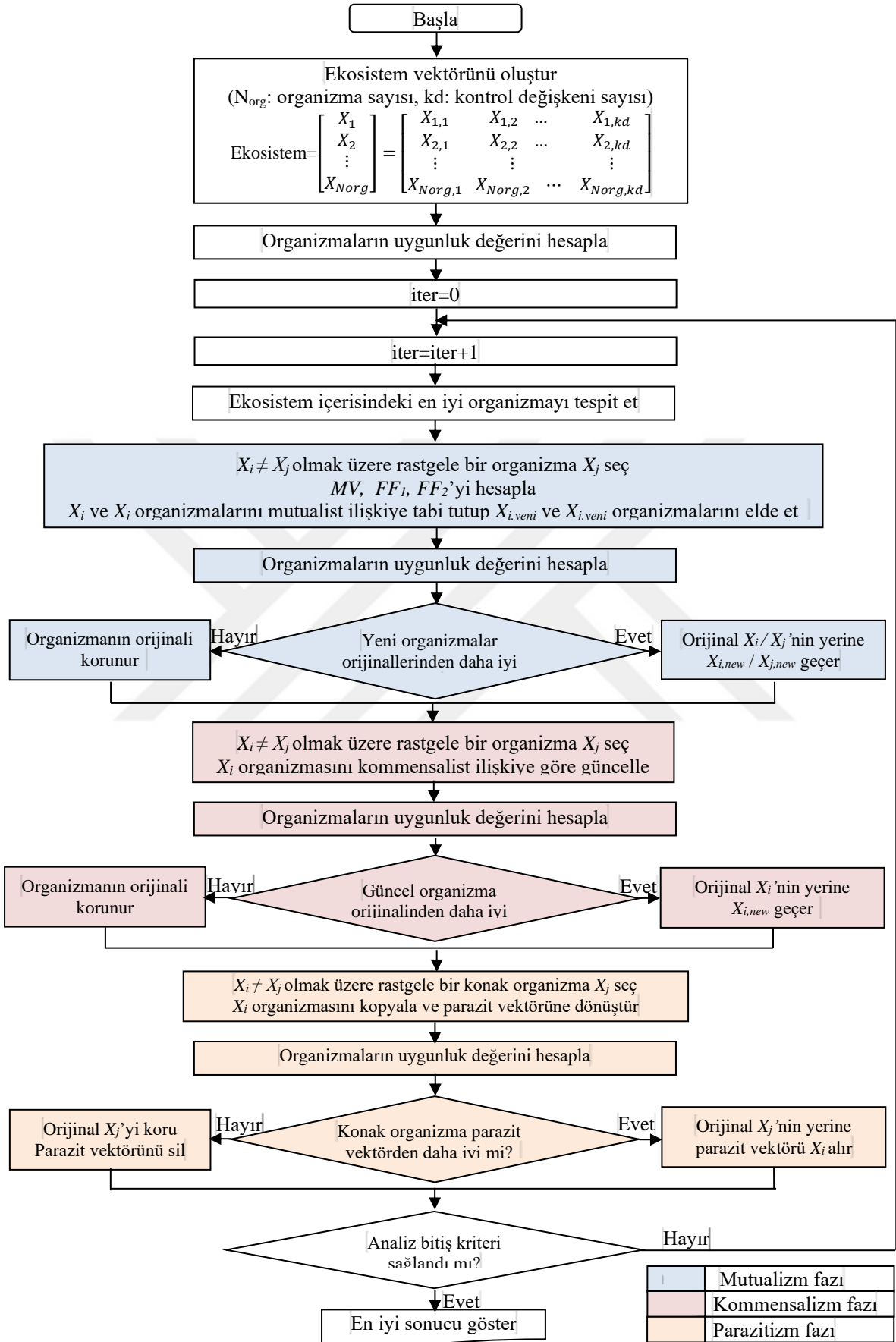
Cheng ve Prayogo (2014) tarafından SOA algoritması sürekli değişkenli matematiksel test düzeneklerinde ve bazı mühendislik problemlerinde uygulanmış ve PSO, GA gibi bilinen diğer algoritmalarından daha iyi sonuçlar elde edildiği anlaşılmıştır. Kolay uygulanabilir oluşu haricinde SOA algoritmasını diğer algoritmalarından ayıran en önemli özellik ise kullanıcıların tanımlaması gereken herhangi bir algoritmik parametresi olmamasıdır.

Günümüzde popüler olan birçok algoritmanın global ve lokal arama performansını etkileyen algoritmaya özgü bir veya birden fazla parametresi bulunmaktadır. Bu duruma örnek olarak PSO algoritmasının ivme ve atalet ağırlık değerleri; GA'nın çaprazlama ve mutasyon olasılık değerleri; yerçekimi arama algoritmasının GSA'nın yerçekimi ve alfa sabiti aklara gelen örneklerdendir.

Adım 1	Ekosistem vektörü (Eko) oluşturulur ve analize son verme kriterleri tanımlanır.
Adım 2	Ekosistemdeki her bir organizmanın $f(X_i)$, $v(X_i)$ ve $F(X_i)$ değeri hesaplanır. iter=0
Adım 3	<i>while</i> ($iter \leq max_iterasyon$) <i>for</i> $i = 1:N_{org}$ <i>do</i> Ekosistem içerisindeki en iyi organizma (X_{best}) tespit edilir.
Adım 4	% _____ Mutualizm fazı _____ X_i 'den farklı olmak üzere X_i ile mutualist ilişkiye girecek rastgele bir organizma X_j seçilir. MV, FF_1, FF_2 hesaplanır. X_i ile X_j Eş. 3.1 ve Eş. 3.2 kullanılarak mutualist ilişkiye tabi tutulur ve $X_{i,yeni}$ ve $X_{j,yeni}$ organizmaları oluşturulur. <i>if</i> $F(X_{i,yeni}) < F(X_i) \Rightarrow (X_{i,yeni} \in Eko) \wedge (X_i \notin Eko)$ <i>else</i> $(X_i \in Eko) \wedge (X_{i,yeni} \notin Eko)$ <i>end if</i> <i>if</i> $F(X_{j,yeni}) < F(X_j) \Rightarrow (X_{j,yeni} \in Eko) \wedge (X_j \notin Eko)$ <i>else</i> $(X_j \in Eko) \wedge (X_{j,yeni} \notin Eko)$ <i>end if</i>
Adım 5	% _____ Kommensalizm fazı _____ X_i 'den farklı olmak üzere X_i ile kommensalist ilişkiye girecek rastgele bir organizma X_j seçilir. X_i ile X_j kommensalist ilişkiye tabi tutularak $X_{i,yeni}$ organizması oluşturulur (Eş. 3.4) <i>if</i> $F(X_{i,yeni}) < F(X_i) \Rightarrow (X_{i,yeni} \in Eko) \wedge (X_i \notin Eko)$ <i>else</i> $(X_i \in Eko) \wedge (X_{i,yeni} \notin Eko)$ <i>end if</i>
Adım 6	% _____ Parazitizm fazı _____ X_i 'den farklı olmak üzere rastgele bir konak organizma X_j seçilir. Organizma X_i kopyalanır ve rastgele kısımları değiştirilerek $X_{parazit}$ oluşturulur. <i>Parazit vektörü ile Konak organizma parazit ilişkiye tabi tutulur.</i> <i>if</i> $F(X_{parazit}) < F(X_j) \Rightarrow (X_{parazit} \in Eko) \wedge (X_j \notin Eko)$ <i>else</i> $(X_j \in Eko) \wedge (X_{parazit} \notin Eko)$ <i>end if</i> <i>end for</i> iter=iter+1 <i>end while</i>
Adım 7	X_{best} ve $f(X_{best})$ değeri yazdırılır.

	Mutualizm fazı
	Kommensalizm fazı
	Parazitizm fazı

Şekil 3.1. SOA algoritması sözde kodu



Şekil 3.2. SOA algoritması akış diyagramı

Bu algoritmaları literatüre kazandıran arařtırmacılar tarafından bu parametreler için belli deęerler önerilmiř olsa da algoritmaların çözümlerini performansını arttırmak için bu parametrelerin en ideal deęerinin tespitine yönelik gayret sürdürölmüřtür (Marini ve Walczak, 2015; Sun, Ma, Ren, Zhang, Jia, 2018; Xu ve Hu, 2012).

Bazı algoritma parametrelerinin geleneksel yollarla deneme-yanılma yöntemiyle ideal deęerinin tespiti ise zaman alıcı bir süreçtir. Elbette, “no free lunch” teoremine göre bir algoritmanın tüm optimizasyon problemlerinin çözümlerini için en iyi algoritma olduęunu söylemek zordur (Wolpert ve Macready, 1997).

Ancak SOA algoritmasının optimizasyon süreçlerinde kullanıcı tarafından tanımlanması gereken herhangi bir parametre olmaması bir çok algoritma arasında SOA algoritmasını cazip kıldıęı da bir vakıdır. Nitekim SOA algoritmasının literatüre kazandırılmasından sonra, algoritmanın bu önemli avantajından faydalanmak isteyen arařtırmacılar tarafından SOA algoritması bir takım optimizasyon problemlerinin çözümlerini için uygulanmış ve günümüzde bilinen ve sıklıkla önerilen bir çok algoritmadan daha başarılı sonuçlar elde edildięi çeřitli çalıřmalarla ortaya konmuřtur (Hasanien ve El-Fergany, 2017; Yu, Redi, Yang ve Ruskartina, 2017).

Bu tez çalıřması kapsamında SOA algoritmasının daha öncesinde zikredilen pozitif özelliklerinden istifade etmek için SOA algoritması ORGD problemine uygulanmıştır. Bu çerçevede, SOA algoritmasının ORGD problemine uygulanma aşamaları Şekil 3.3’de açıklanmıştır.

Elde edilen sonuçlar ve SOA algoritmasına yönelik dięer çalıřmalarda belirtilen bazı olumsuz tespitler deęerlendirilerek detayları tezin ilerleyen bölümlerinde izah edilen AKSOA algoritması geliştirilmiştir.

Adım 1	Ekosistem vektörü oluşturulur. Analize son verme kriteri, kontrol ve bağımlı değişkenlerle, diğer sınır şartlarına ilişkin alt ve üst limit değerler tanımlanır.
Adım 2	Test sistemine ait standart güç sistemi bara, hat ve generatör dataları hazırlanır ve rastgele belirlenen her bir organizmanın elemanları bara, hat ve generatör datalarının ilgili kısımlarına atanır.
Adım 3	Her bir organizma için Matpower kullanılarak Newton-Raphson güç akış analizi yapılır ve toplam kısıt aşımı miktarı da belirlenerek organizmaların uygunluk fonksiyonu değeri hesaplanır.
Adım 4	<pre>while (iter ≤ max_iterasyon) for i = 1:N_{org} do</pre> <p>Ekosistem içerisindeki en iyi organizma X_{best} tespit edilir.</p>
Adım 5	<pre>% __Mutualizm fazı</pre> <p>Ekosistem içerisinde X_i'den farklı olmak üzere X_i ile mutualist ilişkiye girecek rastgele bir organizma X_j seçilir.</p> <p>MV, FF_1, FF_2 hesaplanır.</p> <p>X_i ile X_j mutualist ilişkiye tabi tutulur, $X_{i,yeni}$ ve $X_{j,yeni}$ organizmaları oluşturulur (Eş. 3.1, 3.2).</p> <p>Güç akış analizi yap ve SCF ile uygunluk fonksiyonlarını hesapla (Eş. 2.36).</p> <pre>if F($X_{i,yeni}$) < F(X_i) ⇒ $X_{i,yeni} ∈ N_{org} ∧ X_i ∉ N_{org}$ else $X_i ∈ N_{org} ∧ X_{i,yeni} ∉ N_{org}$ end if if F($X_{j,yeni}$) < F(X_j) ⇒ $X_{j,yeni} ∈ N_{org} ∧ X_j ∉ N_{org}$ else $X_j ∈ N_{org} ∧ X_{j,yeni} ∉ N_{org}$ end if</pre>
Adım 6	<pre>% __Kommensalizm fazı</pre> <p>Ekosistem içerisinde X_i'den farklı olmak üzere X_i ile kommensalist ilişkiye girecek rastgele bir organizma X_j seçilir.</p> <p>X_i ile X_j kommensalist ilişkiye tabi tutularak $X_{i,yeni}$ organizması oluşturulur (Eş. 3.4)</p> <p>Güç akış analizi yap ve SCF ile uygunluk fonksiyonlarını hesapla (Eş. 2.36)</p> <pre>if F($X_{i,yeni}$) < F(X_i) ⇒ $X_{i,yeni} ∈ N_{org} ∧ X_i ∉ N_{org}$ else $X_i ∈ N_{org} ∧ X_{i,yeni} ∉ N_{org}$ end if</pre>
Adım 7	<pre>% __Parazitizm fazı</pre> <p>Ekosistem içerisinde X_i'den farklı olmak üzere rastgele bir konak organizma X_j seçilir.</p> <p>Organizma X_i kopyalanır ve rastgele kısımları değiştirilerek $X_{parazit}$ oluşturulur.</p> <p><i>Parazit vektörü ile Konak organizma</i> parazit ilişkiye tabi tutulur.</p> <p>Güç akış analizi yap ve SCF ile uygunluk fonksiyonlarını hesapla (Eş. 2.36)</p> <pre>if F($X_{parazit}$) < F(X_j) ⇒ $X_{parazit} ∈ N_{org} ∧ X_j ∉ N_{org}$ else $X_j ∈ N_{org} ∧ X_{parazit} ∉ N_{org}$ end if end for iter=iter+1 end while</pre>
Adım 8	X_{best} ve $f(X_{best})$ değeri gösterilir.

Şekil 3.3. SOA algoritmasının ORGD problemine uygulanışı



4. ADAPTİF KAOTİK SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA ALGORİTMASI

SOA algoritmasının ilk çıkış noktası sürekli çözüm uzayındaki nümerik problemlere çözüm bulmak amaçlıdır ve günümüzde bilinen birçok algoritmadan daha başarılı olduğu da çeşitli çalışmalarla ortaya konmuştur (Ezugwu ve Prayogo, 2019). Bir taraftan SOA algoritmasının optimizasyon süreçlerinde kullanıcı tarafından tanımlanması gereken herhangi bir parametresinin olmaması ve problemlere kolay uygulanabilir olması diğer bir çok algoritma içerisinde SOA algoritmasını cazip kılsa da, diğer taraftan algoritmaların çözüm uzayında ne ölçüde global ne ölçüde lokal arama yapacağıın dengesini büyük ölçüde algoritmaya özgü parametrelerle sağlanması nedeniyle de SOA algoritması için olumsuz bir durum da oluşturmuştur (Saha ve Mukherjee, 2017).

ORGD probleminin çözümü için literatürde birçok farklı algoritma önerilmiştir. Bu algoritmaların önemli bir kısmıyla büyük ölçekli ve konveks olmayan optimizasyon problemlerinde yeterli seviyede verimli sonuç elde edilememiştir. Bu nedenlerle, SOA algoritması ORGD problemi gibi çok kısıtlı lineer olmayan bir çok lokal optimum noktası bulunan optimizasyon problemlerinin çözümünde lokal optimum noktalara takılıp kalarak global optimuma yakın çözüm bulamayabilmektedir.

Bu tez çalışması kapsamında, ORGD problemi ve diğer benzer çok kısıtlı doğrusal ve konveks olmayan optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılacak ve literatürdeki mevcut algoritmalara iyi bir alternatif oluşturmak adına Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama Algoritması (AKSOA) adında yeni bir algoritma geliştirilmiş ve geliştirilen algoritma ORGD probleminde uygulanmıştır (Yalçın, Taplamacıoğlu, Çam, 2018, 2019; Yalçın, Çam, Taplamacıoğlu, 2019). SOA algoritmasında yapılan değişiklikler ve ilaveler aşağıdaki alt başlıklarda izah edilmiştir.

4.1. Mutualizm ve Kommensalizm Fazlarına Kaos Entegrasyonu

Algoritmaların çözüm uzayındaki arama kabiliyetlerini ve rastgeleliğini ayarlamak için çoğu algoritmanın belirli aşamalarında uzun periyotlu rastgele sayı üreticileri kullanılmakta olup, SOA algoritması için de benzer durum geçerlidir. Zira SOA algoritmasının hem mutualizm hem de kommesalizm fazında çeşitli aralıklarda olmak üzere rastgele (random) sayı

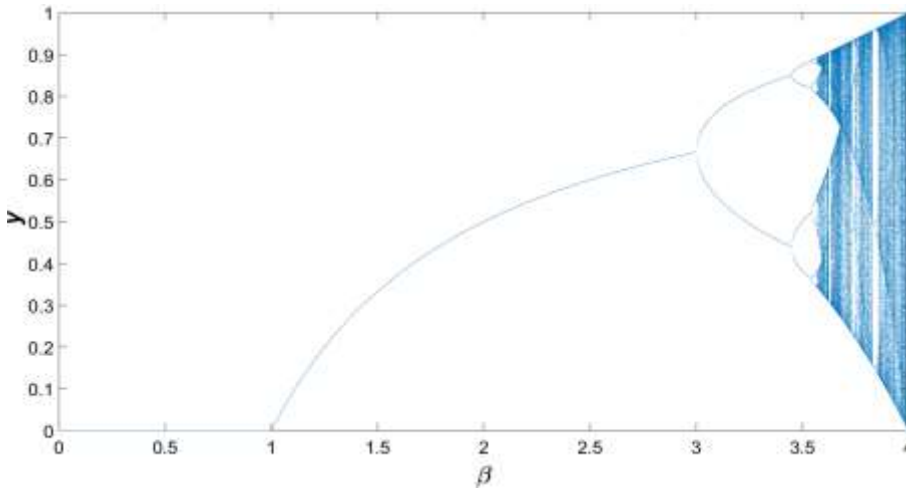
operatörü mevcuttur. Uzun periyotlu bir rastgele sayı üreticinden beklenen temel isterler; atanan sayıların aynı olmaması, üretilen sayıların belirli dar bir bölgede yoğunlaşması yerine istenilen aralıkta daha homojen sayı üretmesi, üretilen sayılar arasında bir korelasyon bulunmaması, bu işlemlerin hızlı ve fazla bellek gerektirmeyecek şekilde gerçekleştirilmesidir.

Matematiksel anlamda kaos, başlangıç koşullarındaki değişime aşırı duyarlı olan, doğrusal olmayan, aperiyojik dinamik sistemler olarak bilinir. Kaos haritaları ile üretilen sayı dizilerinin rastgeleliğinin diğer birçok yöntemle göre çok daha iyi olduğu çeşitli çalışmalarla ortaya konmuştur (Özören, 2011).

Kaos haritalarının en bilinenlerinden birisi olan lojistik harita, başlangıç koşullarına oldukça duyarlı olup, lojistik haritanın matematiksel ifadesini gösterir Eş. 4.1 sayesinde (0,1) aralığında rastgeleliği yüksek sayı üretilmesi mümkün olmaktadır.

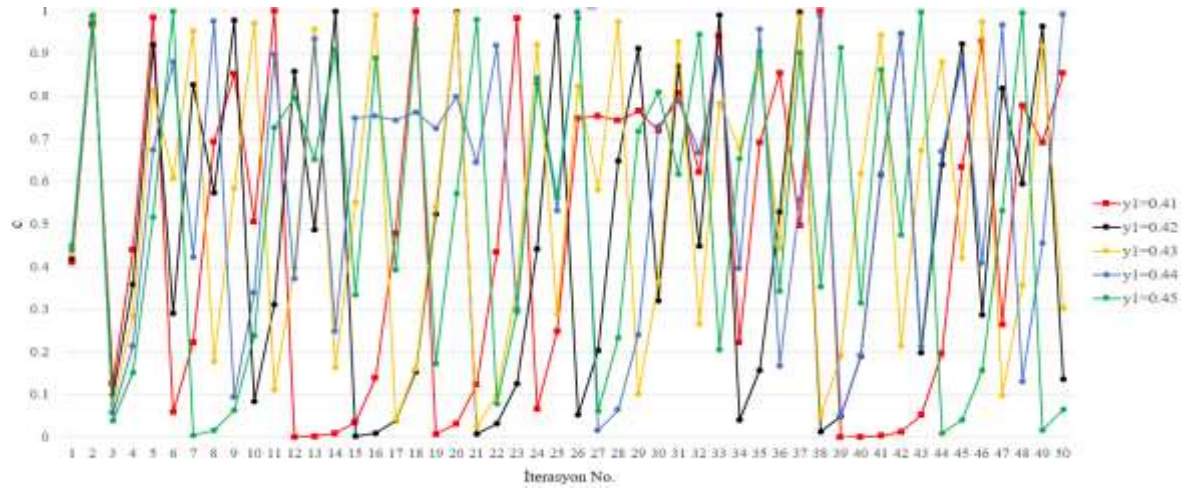
$$c_{i,j}^k = \beta \times c_{i,j-1}^k \times (1 - c_{i,j-1}^k) \quad (4.1)$$

Eş. 4.1'de yer alan k iterasyon sayısını; i popülasyon içerisindeki aday bireyi; $c_{i,j}^k$ k . iterasyondaki i . bireyin j . kaotik değişkenini gösterir. Eş. 4.1'de yer alan β , [0,4] aralığında tanımlanır ve üretilen ayırık sayı dizisinin kaotik olabilmesi için β değerinin seçimi kritiktir. β 'nın değişiminin üretilen sayıların rastgeleliğine olan etkisini gösterir çatallaşma diyagramı Şekil 4.1'de görülmektedir.



Şekil 4.1. β değerinin üretilen sayıların rastgeleliğine olan etkisi

Şekil 4.1. incelendiğinde; $\beta \in (0, 1)$ için y çıkış değeri 0 eğiliminde; $\beta \in [1, 3)$ için c çıkış değeri sabit tek bir sayı; $\beta \in [3, 3.57)$ için c çıkışı periyodik; $\beta \in [3.57, 4]$ için c çıkışı kaotiktir. Üretilen rastgele sayıların kaotik olabilmesi için bu tez çalışmasında $\beta = 4$ alınmıştır. Daha anlaşılır olması açısından başlangıç değerindeki 0,01'lik değişime karşın rastgele sayı üretimindeki rastgelelik Şekil 4.2'de görülmektedir.



Şekil 4.2. Başlangıç değerindeki değişimin üretilen sayıların rastgeleliğine olan etkisi

Şekil 4.2. incelendiğinde; başlangıç değerindeki küçük bir değişimin rastgeleliği çok fazla etkilediği ve bu şekilde birbirleriyle korelasyonu zayıf daha homojen bir dağılımın sağlandığı görülmektedir.

AKSOA algoritması kaotik mutualizm, kaotik kommensalizm ve parazitizm olmak üzere üç faz ile optimizasyon problemlerini çözümlenmektedir. SOA algoritmasındaki parazitizm fazında herhangi bir değişikliğe gidilmeden AKSOA algoritmasında da kullanılmıştır. Bunun yanı sıra, organizmaların birbirlerine göre üstünleri bir adaptif kısıt yönetim metodu olan Global Rekabetçi Sıralama (GRS) yöntemi ile belirlenmektedir.



Şekil 4.3. AKSOA algoritması fazları

Ekosistem içerisindeki herhangi iki organizma olan X_i ile X_j organizmalarının birbiriyle kaotik mutualist ilişkisi sonucu yeni durumları sırasıyla Eş. 4.2 ve Eş. 4.3 ile hesaplanabilir:

$$X_{i,yeni}^{km} = X_i + c_{i,kd}^k \times (X_{best} - MV \times FF_1) \quad (4.2)$$

$$X_{j,yeni}^{km} = X_j + c_{j,kd}^k \times (X_{best} - MV \times FF_2) \quad (4.3)$$

Denklemlerde belirtilen FF_1 ve FF_2 iki organizmanın birbiriyle olan ilişkilerinde kısmi veya tam olarak faydalanacağını göstermesi amacıyla rastgele olarak 1 veya 2 değerini alır. MV ; X_i ile X_j 'nin her bir elemanın aritmetik ortalamasıdır. c_i^k ise lojistik harita ile elde edilen iterasyon- k için organizma-i'ye ait (1xkd) boyutlu kaotik matrisi ifade eder.

Diğer taraftan, bara sayısı arttıkça özellikle fayda faktörünün her ikisinin de 2 olması durumunda ORGD probleminin eşitlik kısıtlarını sağlayamayan veya global optimum çözüme daha uzak organizmaların elde edilebilmesi nedeniyle; ORGD problemi özelinde AKSOA algoritmasıyla yapılan analizlerde fayda faktörlerinin rastgele 1 veya 2 değerini alması yerine her iki fayda faktörünün de 1 alınması durumunun algoritmanın çözüm kalitesini daha iyileştirdiği görülmüştür. Bu doğrultuda, mutualist ilişki sonucu ilişkiye giren organizmaların yeni değerlerini gösterir Eş. 4.2 ve Eş. 4.3'ün son hali sırasıyla Eş. 4.4 ve Eş. 4.5'de verilmiştir.

$$X_{i,yeni}^{km} = X_i + c_{i,kd}^k \times (X_{best} - MV) \quad (4.4)$$

$$X_{j,yeni}^{km} = X_j + c_{j,kd}^k \times (X_{best} - MV) \quad (4.5)$$

Ekosistem içerisindeki iki organizma olan X_i ile X_j organizmalarının birbiriyle kaotik kommensalist ilişkisi sonucu X_i organizmasının yeni durumu ise Eş. 4.6 ile hesaplanabilir:

$$X_{i,yeni}^{kk} = X_i + (2c_i^k - 1) \times (X_{best} - X_j) \quad (4.6)$$

Eşitlikteki $X_{i,yeni}^{kk}$; X_i organizmasının ekosistem içerisinde rastgele seçilen X_j organizması ile kaotik kommensalist ilişkisi sonucu elde edilen yeni organizmayı, c_i^k ise lojistik harita ile elde edilen iterasyon- k için organizma-i'ye ait (1xkd) boyutlu kaotik matrisi ifade eder.

4.2. Global Rekabetçi Sıralamanın SOA Algoritmasına Entegrasyonu

Bir algoritmanın amaç fonksiyonunu minimize etmesi tek başına yeterli değildir. Hayatta karşılaşılan optimizasyon problemlerinin çoğunun belirli kısıtları mevcuttur. Dolayısıyla iyi bir algoritmadan beklenen şey, amaç fonksiyonunun global minimum değerini bulurken probleme ait tüm kısıt şartlarını da sağlamasıdır.

Tercih edilen kısıt yönetim stratejisi algoritmaların performansına olumlu katkı sunabildiği gibi, probleme uygun kısıt yönetim stratejisi benimsenmemesi halinde algoritma ne kadar başarılı olursa olsun hem uygulanabilir hem de globale yakın minimum çözüm bulması zorlaşmaktadır. Araştırmacıların birçoğu kolay uygulanabilir oluşu nedeniyle statik ceza fonksiyonlarını tercih etse de, çok kısıtlı ve zıt karakteristiğe sahip doğrusal olmayan kompleks optimizasyon problemlerinde her bir optimizasyon problemi özelinde her bir kısıta ilişkin ceza katsayısının ideal değerinin tespiti için hem zaman hem de çok sayıda deneme yanılma gerektirebilmektedir. Bu işlemler için zaman kaybetmemek adına ceza katsayıları için gereğinden yüksek değerler atanması yöntemi bir çözüm olarak görünse de, birbiriyle aynı ölçekte olmayan ve birbiriyle zıt karakteristikli kısıtlar içeren daha kompleks optimizasyon problemlerinin çözümünde kısa sürede uygulanabilir çözüm bulunamama ihtimalini barındırdığı gibi algoritmaların yerel minimumlara takılıp kalmasına da neden olabilmektedir. Bu nedenle, kullanılan algoritma ile uyumlu çalışabilecek bir kısıt yönetim metodunun kullanılması önemlidir (Garcia, Lima, Lemonge ve Jacob, 2017).

Hem SOA algoritmasının kullanıcı dostu özelliklerinden istifade etmek hem de çok kısıtlı ve ayrık optimizasyon problemleri için de kullanıcılarına başarılı çözümler sunabilir hale getirmek adına SOA algoritmasının belirli aşamalarına kaos ilave edilmesinin yanı sıra SOA algoritmasıyla uyumlu çalışabilecek ve SOA algoritmasının mevcut kullanıcı dostu özelliklerini gölgelemeyecek ve hatta algoritmanın performansını daha da iyileştirecek bir kısıt yönetim metodunun adapte edilmesi gerekmektedir. Zira SOA algoritmasının statik ceza fonksiyonu yöntemiyle ORGD probleminin optimizasyonunda kullanılması durumunda kullanıcı tarafından tanımlanması gereken kısıt ihlal katsayıları söz konusu olduğundan SOA algoritmasının parametresizlik özelliği bir nevi gölgelemiş olmaktadır. Bu nedenle, lojistik haritadan faydalanılarak SOA algoritmasının mutualizm ve kommensalizm fazlarının kaotikleştirilmesinin yanı sıra SOA algoritmasıyla bütünleşik çalışacak, kullanıcılar tarafından mümkün mertebe en az parametre belirlenmesi gerekecek

ve organizmalardan aldığı bilgileri belirli bir mantıkla analiz ederek ekosistemdeki organizmaların uygulanabilir minimum çözüme daha hızlı ulaşmasını sağlayacak Global Rekabetçi Sıralama (GRS) kısıt yönetimi stratejisi SOA algoritmasına entegre edilmiştir.

Runarsson ve Yao (2002) tarafından geliştirilen GRS yönteminde; her iterasyonda her bir çözüme aday bireyin amaç fonksiyonu ile toplam kısıt aşımı değerlerinin kullanılması ve bu iki değer arasında bir denge kurularak adayların birbirlerine göre üstünlüklerinin kıyas edilmesi prensibine dayanır. Bu metodun yine Runarsson ve Yao (2000) tarafından geliştirilen Rastlantısal Sıralama metodundan en önemli farkları, kıyaslamaların yalnızca yan yana bireyler arasında yapılmayıp tüm bireyler arasında yapılması ve bireylerin yalnızca kısıt aşımı durumuna göre veya yalnızca amaç fonksiyonu değerlerine göre değerlendirilmesi yerine her iki parametrenin belirli bir dengede dikkate alınmasıdır. Bu metotta öncelikle her bir birey amaç fonksiyonu değerine ve toplam kısıt aşımı değerine göre küçükten büyüğe ayrı ayrı sıralanır. Her bir bireyin amaç fonksiyonu değerine göre popülasyondaki sırası ile toplam kısıt aşım değerine göre popülasyondaki sırası kullanılarak uygunluk fonksiyonu değeri aşağıdaki eşitlikle hesaplanır:

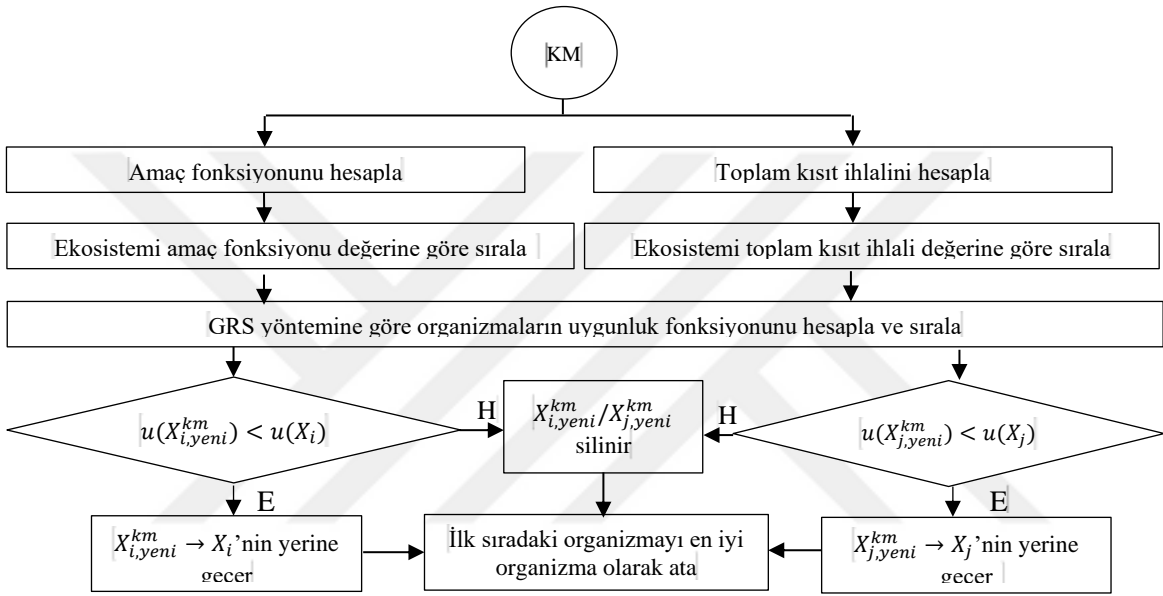
$$u(X_i) = P_f \frac{sıra(f(X_i)) - 1}{N_{org} - 1} + (1 - P_f) \frac{sıra(\sum_{j=1}^m v_j(X_i)) - 1}{N_{org} - 1} \quad (4.7)$$

Denklemdaki $sıra(f(X_i))$ ve $sıra(\sum_{j=1}^m v_j(X_i))$ sırasıyla organizma- i 'nin amaç fonksiyonu değerine göre ve toplam kısıt ihlali değerine göre ekosistem içerisindeki sırasını; N_{org} ise ekosistemdeki organizma sayısını ifade etmektedir. P_f organizmanın amaç fonksiyonu değerine göre ekosistem içerisindeki sırasına göre uygunluk fonksiyonunun hesaplanma olasılığını ifade etmektedir.

P_f değerinin 0,5'den küçük olması uygulanabilir (fizibil) aday çözüm bulma olasılığını arttırmaktadır. Problemin zorluk durumuna bağlı olarak uygulanabilir çözümler elde etmek adına P_f değeri 0,475 veya daha düşük uygun bir değer atanır. Uygunluk fonksiyonu değeri 0 ile 1 arasında bir değer olup, ekosistemdeki en iyi birey uygunluk fonksiyonu değeri en düşük olan bireydir.

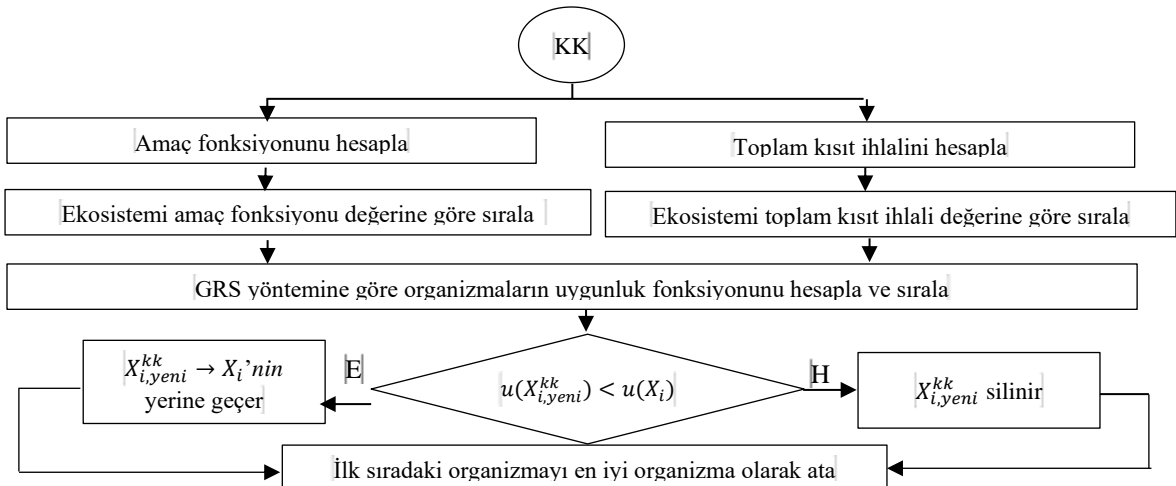
4.3. AKSOA Algoritması Uygulama Prosedürleri

AKSOA algoritmasında organizmalar sırasıyla önce kaotik mutualizm (KM), akabinde kaotik kommensalizm (KK) ve en sonunda parazitizm (P) fazına tabi tutulur. X_i ile X_j organizmalarının Eş. 4.4 ve Eş. 4.5 kullanılarak kaotik mutualist ilişkiye sokulması sonucu elde edilen $X_{i,yeni}^{km}$ ve $X_{j,yeni}^{km}$ organizmalarının GRS metoduyla değerlendirilmesine ilişkin akış diyagramı Şekil 4.4’de görülmektedir.



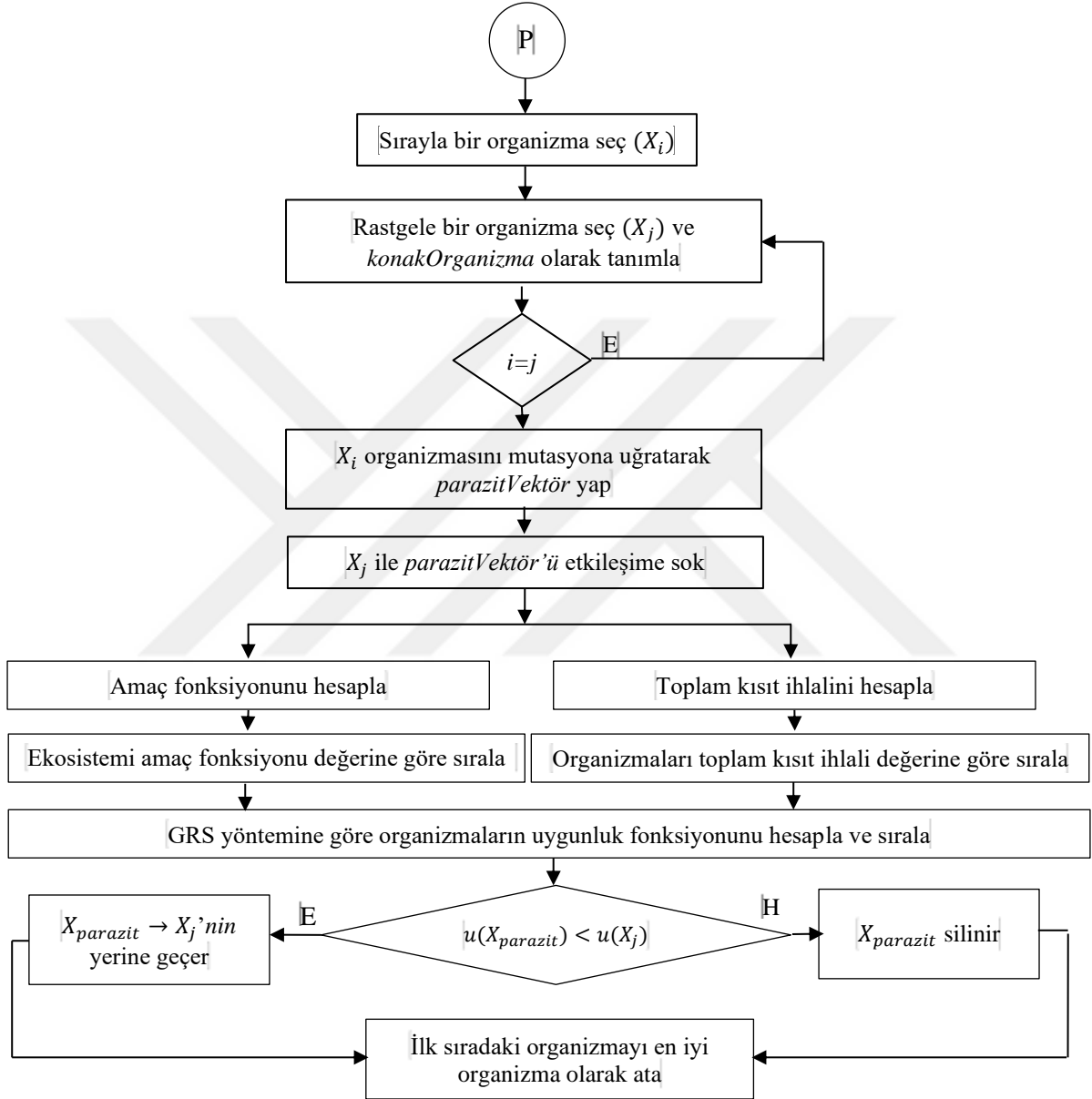
Şekil 4.4. Kaotik mutualizm etkileşimi akış diyagramı

X_i ile X_j organizmalarının kaotik kommensalist (KK) etkileşimi sonucu elde edilen $X_{i,yeni}^{kk}$ organizmasının GRS ile değerlendirilmesine ilişkin diyagram Şekil 4.5’de görülmektedir.



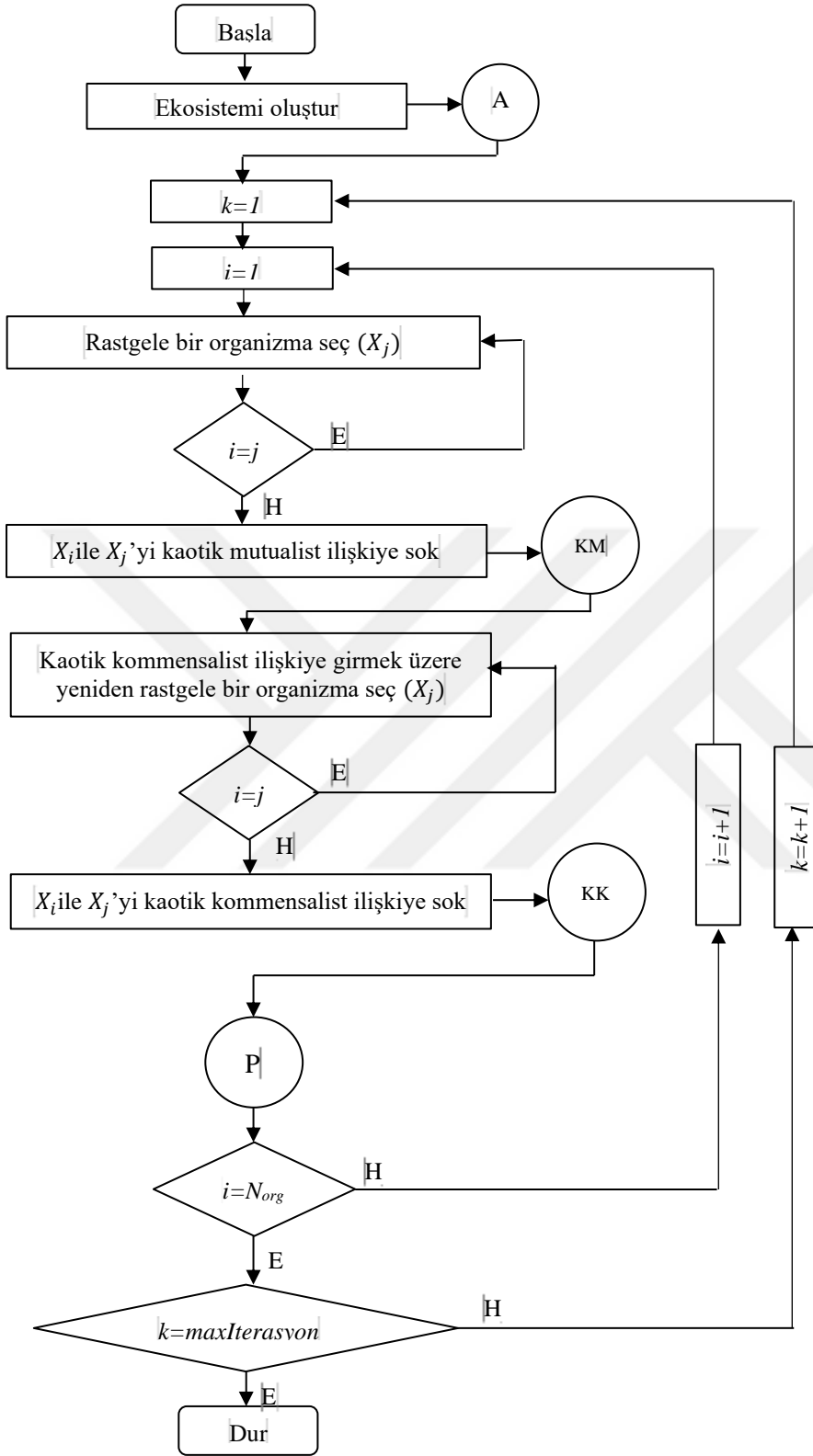
Şekil 4.5. Kaotik kommensalist etkileşim akış diyagramı

AKSOA algoritmasında; parazitizm fazı mantığında bir değişikliğe gidilmemiş olup, yalnızca elde edilen “parazitVektörün” “konakOrganizmaya” göre değerlendirilmesi GRS yöntemi dikkate alınarak tespit edilir ve akış diyagramı Şekil 4.6’de sunulmuştur.

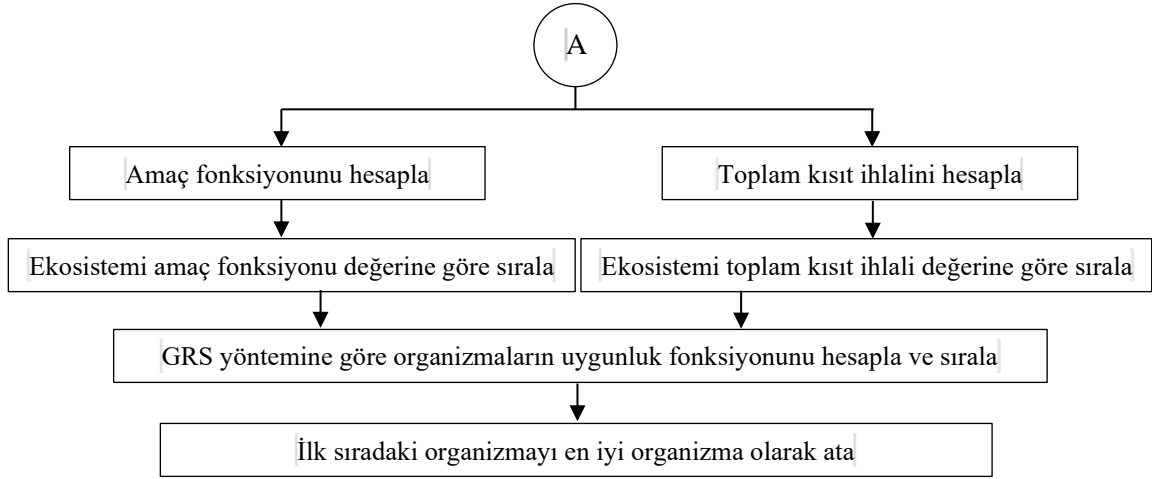


Şekil 4.6. Parazitizm ile elde edilen organizmanın değerlendirilme akış diyagramı

Sonuç olarak; AKSOA algoritmasının tüm fazlarını içeren akış diyagramı Şekil 4.7’de gösterilmektedir.



Şekil 4.7. AKSOA algoritması akış diyagramı



Şekil 4.7. (devam) AKSOA algoritması akış diyagramı

4.4. AKSOA Algoritmasının ORGD Problemine Uygulanması Prosedürleri

Tasarlanan AKSOA algoritmasının ORGD probleminin çözümündeki performansı Matlab kullanılarak yazılan kod ile gerçekleştirilmiş olup, algoritmanın ORGD problemine uygulanmasına ilişkin sözde kodu Şekil 4.8’de verilmiştir.

Aşama No	Sözde Kod
1	$N_{org}, \max İterasyon, P_f, V_{YB}^{max}, V_{YB}^{min}, V_{GB}^{max}, V_{GB}^{min}, T_{max}, T_{min}, Q_C^{max}, Q_C^{min}$ değişkenlerine değer ata
2	Rastgele değerlerle ($N_{org} \times kd$) boyutunda başlangıç ekosistemi oluştur
3	Matpower ile tüm organizmalar için yük akış analizi yap
4	Organizmaların amaç fonksiyonu değerini ve toplam kısıt aşım miktarını hesapla ve bu değerlere göre organizmaları ayrı ayrı sırala
5	Her bir organizmanın GRS formülasyonuna göre uygunluk fonksiyonunu hesapla ve sırala
6	İlk sıradaki organizmayı X_{best} olarak ata
7	iterasyon $\leftarrow 0$
8	while iterasyon \leq maxİterasyon
9	for $i=1:N_{org}$ do %Kaotik Mutualizm işlemi Rastgele bir organizma (X_j) seç ($i \neq j$) Lojistik harita ile kaotik matrisleri üret Kaotik mutualizm formülasyonu ile yeni organizmaları ($X_{i,yeni}^{km}, X_{j,yeni}^{km}$) elde et Yük akış analizi yap ve amaç fonksiyonu değeri ile toplam kısıt aşım değerini elde et Ekosistemi GRS metoduna göre yeniden sırala if $u(X_{i,yeni}^{km}) < u(X_i)$ then X_i ekosistemden çıkar yerine $X_{i,yeni}^{km}$ girer elseif $u(X_{j,yeni}^{km}) < u(X_j)$ then X_j ekosistemden çıkar yerine $X_{j,yeni}^{km}$ girer else $X_{i,yeni}^m$ ve $X_{j,yeni}^{km}$ organizmalarını sil end if %Kaotik Kommensalizm işlemi Rastgele bir organizma (X_j) seç ($i \neq j$) Lojistik harita ile kaotik matrisi üret Kaotik kommensalizm formülasyonu ile yeni organizmayı ($X_{i,yeni}^{kk}$) elde et Yük akış analizi yap ve amaç fonksiyonu değeri ile toplam kısıt aşım değerini elde et Ekosistemi GRS metoduna göre yeniden sırala if $u(X_{i,yeni}^{kk}) < u(X_i)$ then X_i ekosistemden çıkar yerine $X_{i,yeni}^{kk}$ girer else $X_{i,yeni}^{kk}$ organizmasını sil end if %Parazitizm işlemi konakOrganizma olarak rastgele bir organizma seç ($i \neq j$) X_i organizmasını kopyala ve matrisin rastgele kısımlarını değiştirerek parazitVektör yap Yük akış analizi yap ve amaç fonksiyonu değeri ile toplam kısıt aşım değerini elde et Ekosistemi GRS metoduna göre yeniden sırala if $u(konakOrganizma) > u(parazitVektör)$ then X_j (konakOrganizma) ekosistemden çıkar yerine parazitVektör girer else parazitVektör organizmasını sil end if end for iterasyon \leftarrow iterasyon + 1 İlk sıradaki organizmayı X_{best} olarak ata end while
10	Sonuçları göster

Şekil 4.8. AKSOA algoritmasının ORGD problemi için sözde kodu



5. ÇOK AMAÇLI ADAPTİF KAOTİK SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA ALGORİTMASI

SOA algoritmasının diğer algoritmalara nazaran sağladığı avantajlardan yalnızca tek amaçlı optimizasyon problemlerinde değil, çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde de faydalanılması amacıyla, araştırmacılar tarafından SOA temelli çeşitli çok amaçlı optimizasyon algoritmaları geliştirilmiştir (Abdullahi, Ngadi, Dishing, Abdulhamid, Ahmad, 2019; Panda ve Pani, 2016; Tran, Cheng ve Prayogo, 2016; Tran, Luong-Duc, Duong, Le ve Pham, 2018).

Tran, Cheng ve Prayogo (2016) tarafından geliştirilen Çok Amaçlı Simbiyotik Organizmalar Arama (MOSOS) algoritması süreç-maliyet-iş gücü optimizasyonu problemine uygulanarak geliştirilen algoritmanın performansı Baskılanmayan Sıralamalı Genetik Algoritma (NSGA-II), Çok Amaçlı PSO (MOPSO), Çok Amaçlı Diferansiyel Gelişim (MODE), Çok Amaçlı Yapay Arı Kolonisi (MOABC) algoritmalarıyla karşılaştırılmış ve elde edilen sonuçların diğer algoritmalarından daha iyi olduğu neticesine varılmıştır (Tran ve diğerleri, 2016).

SOA algoritması tabanlı olup aynı adlı bir başka çok amaçlı optimizasyon yöntemi olan Panda ve Pani (2016) tarafından geliştirilmiş MOSOS algoritmasında ise; SOA algoritmasının mutualizm, kommensalizm ve parazitizm temel aşamalarında herhangi bir değişikliğe gidilmeden, kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde Woldesenbet, Yen ve Tessema (2009) tarafından geliştirilen adaptif ceza fonksiyonu yöntemi entegre edilerek aday çözümleri değerlendirmiştir. Ekosistem için önceden tanımlanan organizma sayısını aşması halinde BÇS ve YUY yöntemiyle ekosistemi tekrar olması gereken boyuta indirmiştir.

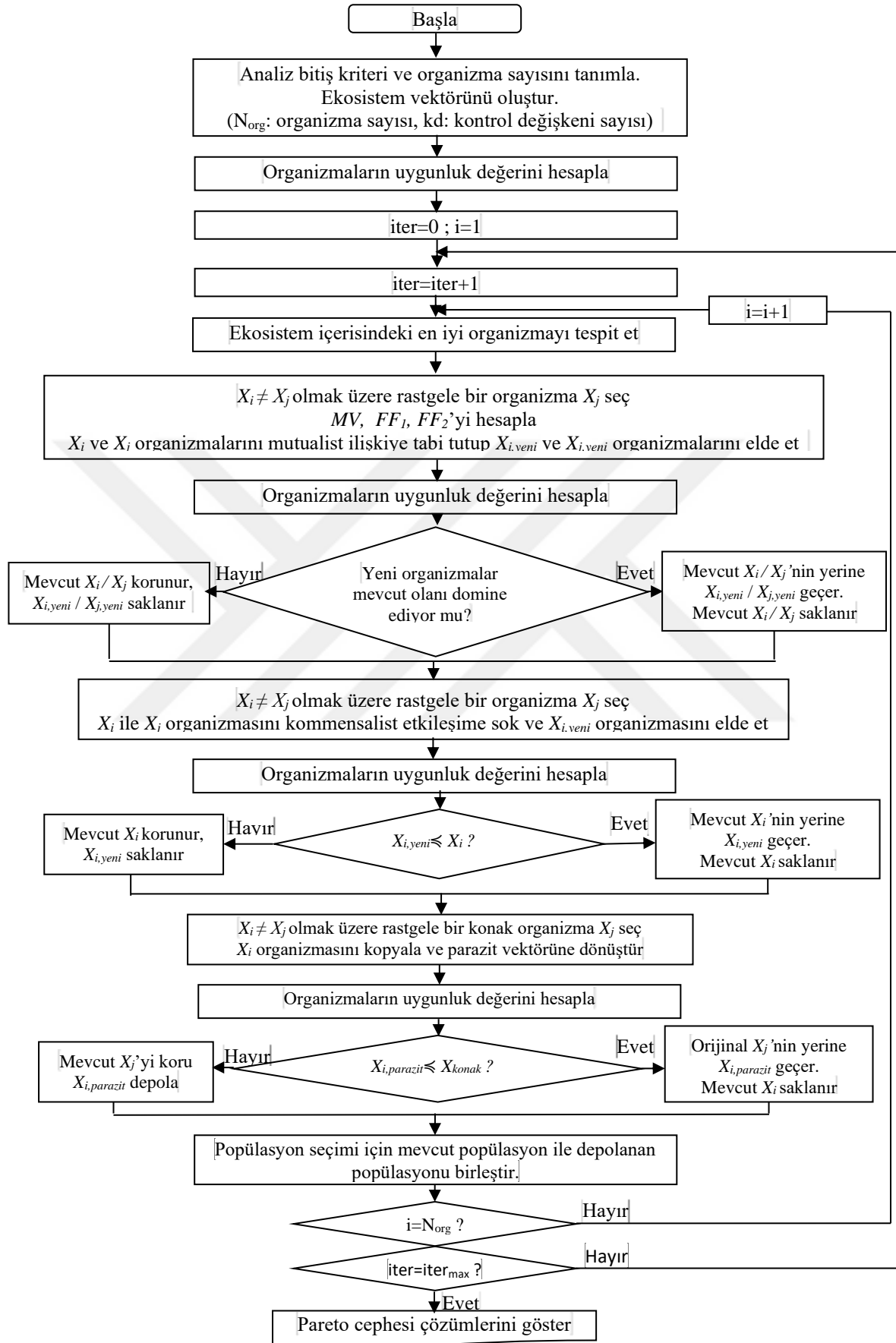
Literatürde rastlanan SOA temelli bir diğer çok amaçlı optimizasyon tekniği ise süreç-maliyet-kalite ve iş devamlılığı problemi için Tran, Luong-Duc, Duong, Le ve Pham (2018) tarafından geliştirilen Zıt Çok Amaçlı Simbiyotik Organizmalar Arama (OMOSOS) algoritmasıdır. Büyük ölçüde Tran ve diğerleri (2016) tarafından geliştirilen MOSOS algoritması temel alınarak dizayn edilen OMOSOS algoritmasında, ekosistem ilk oluşturulurken zıt temelli öğrenme entegre edilmiştir.

Bulut programlama ortamında görev planlama çok amaçlı optimizasyon problemi için Abdullahi ve diğeri (2019) tarafından geliştirilen CMSOS algoritmasında ise hem ekosistemin ilk oluşturulmasında kaotik diziler kullanılmış hem de kaotik lokal arama stratejisi adapte edilerek çok amaçlı optimizasyon probleminin çözümünde başarılı sonuçlar elde edildiği belirtilmiştir.

Bu tezin yazıldığı tarih itibarıyla yukarıda zikredilen algoritmalar dahil SOA temelli çok amaçlı optimizasyon algoritmalarından hiçbirisi çok amaçlı ORGD problemine uygulanmamıştır. Bu tez çalışması kapsamında, öncelikle Tran ve diğeri (2016) tarafından geliştirilen SOA temelli MOSOS algoritması çok amaçlı ORGD probleminin çözümü için kullanılmış ve performansı analiz edilmiştir. Akabinde, tek amaçlı reaktif güç dağıtım problemi için önerilen AKSOA algoritması temel alınarak çok amaçlı reaktif güç dağıtım probleminin çözümü için Çok Amaçlı Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama (ÇAAKSOA) algoritması adında bir optimizasyon tekniği geliştirilmiştir. Geliştirilen ÇAAKSOA ve MOSOS algoritması çok amaçlı ORGD probleminin çözümü için uygulanarak performansları incelenmiştir.

5.1. MOSOS Algoritması ile Çok Amaçlı ORGD Probleminin Optimizasyonu

Tran, Cheng ve Prayogo (2016) tarafından geliştirilen MOSOS algoritmasında, SOA algoritmasının mutualizm, kommensalizm ve parazitizm fazlarına ait eşitlikler aynen korunmuştur. Her üç fazın sonunda elde edilen yeni organizmalara ait amaç fonksiyonu değerlerinin mevcut organizmanın amaç fonksiyonu değerini baskılamasına göre mevcut ve yeni organizmaların ekosistemde kalıp kalmayacağına karar verilir. Organizmaların etkileşimi sonrası elde edilen yeni organizmalar ancak mevcut organizmanın elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini domine etmesi halinde mevcut organizmanın yerini alır. Aksi takdirde ise, yeni organizmanın silinmesi yerine ileriki popülasyonlar için tekrar değerlendirilmek üzere saklanır. Mevcut organizmalar ile ileriki popülasyonlar için saklanan organizmaların sayısı her bir iterasyon sonrasında kontrol edilmekte, ekosistem boyutunu geçen organizmalar BÇS ve YUY yaklaşımı ile analiz öncesi tanımlanan organizma sayısına indirilmektedir. MOSOS algoritmasının detaylı akış diyagramı Şekil 5.1’de sunulmuştur.



Şekil 5.1. MOSOS algoritması detaylı akış diyagramı

5.2. ÇAAKSOA Algoritması ile Çok Amaçlı ORGD Probleminin Optimizasyonu

ÇAAKSOA algoritması, bu tezin 4. bölümünde detayları izah edilen AKSOA algoritması temel alınarak, organizmaların kaotik mutualizm, kaotik kommensalizm ve paratizim ilişkileri kullanılarak yeni organizmaların elde edilmesi ve her bir faz sonunda uygunluk fonksiyonu değerine göre baskınlık durumunun değerlendirilmesi, baskınlanan veya baskın olmayan çözümlerin her bir iterasyon sonrasına kadar muhafaza edilmesi; iterasyon bitiminde hem mevcut organizmaların hem de muhafaza edilen organizmaların her bir amaç fonksiyonu için ayrı ayrı Eş. 4.7 ile uygunluk fonksiyonlarının hesaplanması ve başlangıçtan 5 kat fazla nüfusa ulaşan ekosistemin uygunluk fonksiyonu değerlerine göre Deb ve diğerleri (2002) tarafından literatüre kazandırılan Baskınlanamayan Çözümleri Sıralama (BÇS) mantığıyla farklı baskınlık kümelerine ayrılması ve organizmaların baskınlık seviyesi ve Yığılma Uzaklığı değerlerine göre eski ekosistem boyutuna indirilmesi prensibine dayanır.

Önerilen ÇAAKSOA algoritmasının kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümüne ilişkin uygulama prosedürleri detaylı bir şekilde adım adım aşağıda sunulmuştur:

- Adım 1: Ekosistemdeki organizmaların oluşturulması

Analiz öncesi kullanıcı tarafından belirlenen organizma sayısı kadar (N_{org}) ve her birinin kısıtlı optimizasyon probleminin kontrol değişkeni sayısı kadar elemanı olan Eş. 5.1 ile ifade edilen bir ekosistem oluşturulur.

$$Eko^0 = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_{N_{org}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,kd} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \dots & X_{2,kd} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_{N_{org},1} & X_{N_{org},2} & \dots & X_{N_{org},kd} \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

- Adım 2: Ekosistemdeki organizmaların uygunluk fonksiyonunun hesaplanması

Birden fazla amaç fonksiyonu ihtiva eden problemler çok amaçlı optimizasyon problemi olarak tanımlandığından ekosistemdeki organizmaların her biri, her bir amaç fonksiyonu için ayrı ayrı Eş. 5.2 kullanılmak suretiyle uygunluk fonksiyonu hesap edilir. Dolayısıyla ekosistemdeki bir organizma X_i 'nin Eş. 5.2 ile hesap edilen toplam amaç fonksiyonu (n_{af}) kadar uygunluk fonksiyonu değeri olur.

$\forall z \in \{1, 2, \dots, n_{af}\}$ olmak üzere;

$$u_z(X_i) = P_f \frac{\text{sira}_z(f_z(X_i)) - 1}{N_{org} - 1} + (1 - P_f) \frac{\text{sira}(v(X_i)) - 1}{N_{org} - 1} \quad (5.2)$$

Eş. 5.2'deki m adet eşitlik q adet eşitsizlik kısıtlarının aşımaları farklı ölçekli olabilmesi nedeniyle kısıt aşımaların toplamı hesaplanmadan önce Eş. 5.3 ile normalize edilir.

$$v(X_i) = \sum_j^{m+q} \frac{c_j(X_i)}{c_j^{max}} \quad (5.3)$$

Eş. 5.3'deki $c_j(X_i)$ ve c_j^{max} aşağıdaki eşitliklerle hesap edilir.

$$c_j(X_i) = \begin{cases} \max(0, g_j(X_i)), j = 1, \dots, q \\ \max(0, |h_j(X_i)| - \delta), j = q + 1, \dots, q + m \end{cases} \quad (5.4)$$

$$c_j^{max} = \max[c_j(X_i)], i = 1, \dots, N_{org} \quad (5.5)$$

- Adım 3: Ekosistemdeki organizmaların Baskınlanamayan Çözümleri Sıralama yöntemi kullanılarak uygunluk fonksiyonu değerlerine göre sıralanması

Bu adımda, Baskınlanamayan Çözümleri Sıralama mantığıyla uygunluk fonksiyonu değerleri kullanılarak organizmaların birbirlerine göre baskınlıkları değerlendirilir ve farklı baskınlık seviyesinde çözüm kümeleri elde edilir. Kaotik mutualizm ve kaotik kommensalizm faz eşitliklerinde yer alan en iyi organizma (X_{best}) 1. Seviye domine edilmemiş organizma kümesi içerisinde rastgele seçilir.

- Adım 4: Ekosistemdeki organizmaların kaotik mutualizm fazına tabi tutulması

Ekosistemdeki her bir organizma birbiriyle Eş. 4.4 ve Eş. 4.5 kullanılarak kaotik mutualist etkileşime sokulur ve elde edilen yeni organizmalar iterasyon bitiminde tekrar değerlendirilmek üzere depolanır. Kaotik mutualist ilişki kapsamında her bir iterasyon sonunda Eş. 5.6 ile verilen organizma seti elde edilmiş olur.

$$KM_{(2N_{org} \times kd)} = \begin{bmatrix} X_{i,yeni}^{km} \\ X_{j,yeni}^{km} \end{bmatrix} \quad \forall i, j \in \{1, 2, \dots, N_{org}\} \quad (5.6)$$

- Adım 5: Ekosistemdeki organizmaların kaotik kommensalizm fazına tabi tutulması

Ekosistemdeki her bir organizma birbiriyle Eş. 4.6 kullanılarak kaotik kommensalist etkileşime sokulur ve elde edilen yeni organizma iterasyon bitiminde tekrar değerlendirilmek üzere depolanır. Kaotik kommensalist ilişki kapsamında her bir iterasyon sonunda Eş. 5.7 ile verilen organizma seti elde edilir.

$$KK_{(N_{org} \times kd)} = [X_{i,yeni}^{kk}] \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, N_{org}\} \quad (5.7)$$

- Adım 5: Ekosistemdeki organizmaların parazitizm fazına tabi tutulması

Bu tezin 3.1.3 başlığı altında izah edilen parazitizm fazı kapsamında parazit vektör elde edilir ve elde edilen parazit vektörün uygunluk fonksiyonu değerleri ile konak organizmanın uygunluk fonksiyonu değerleri kıyaslanır. Eğer parazit organizmanın uygunluk fonksiyonları, konak organizmanın uygunluk değerlerine göre baskın ise parazit organizma konak organizmanın yerine geçer. Konak organizma ise iterasyon bitiminde bir kez daha değerlendirilmek üzere depolanır.

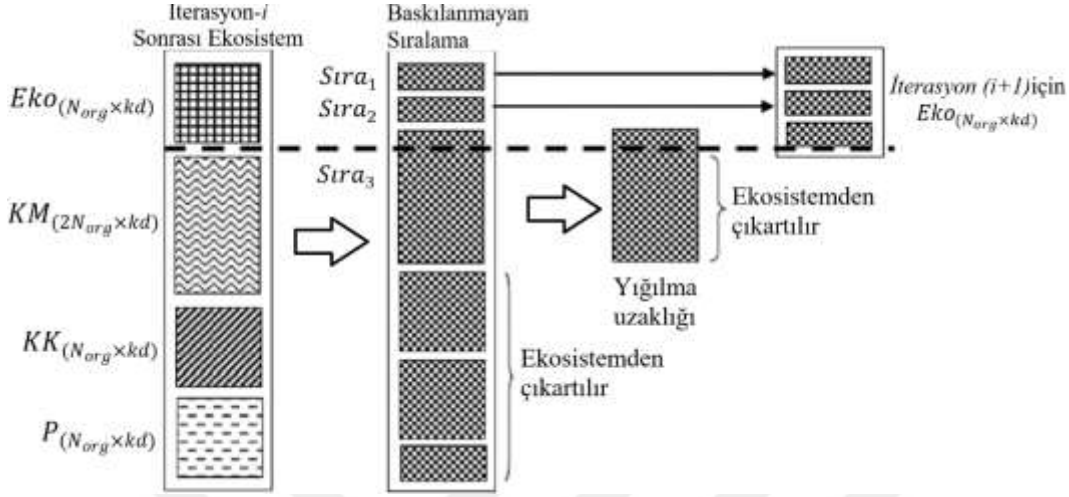
Eğer parazit organizmanın uygunluk fonksiyonu değerleri konak organizmanın uygunluk fonksiyonu değerine göre baskın değilse, parazit organizma iterasyon bitiminde bir kez daha değerlendirilmek üzere depolanır. Parazit ilişki kapsamında her bir iterasyon sonunda Eş. 5.8 ile gösterilen parazit vektör seti elde edilir.

$$P_{(N_{org} \times kd)} = [X_i^{parazit}] \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, N_{org}\} \quad (5.8)$$

- Adım 6: Bir sonraki ekosistemde yer alacak organizmaların seçilmesi

Her iterasyon bitiminde mevcut ve depolanan organizmalarla birlikte başlangıçtaki boyutunun 5 katına ulaşan ekosistemdeki organizmalar Baskınlanamayan Çözümleri Sıralama mantığı kullanılarak uygunluk fonksiyonuna göre kümelenir ve Yığılma Uzaklığı

Yaklaşımına tabi tutularak Şekil 5.2’de gösterilen prensipler ışığında tekrar başlangıçtaki organizma sayısına indirilir.



Şekil 5.2. Bir sonraki iterasyon için ekosistemde yer alacak organizmaların seçim prosedürü

Ekosistemdeki X_i ve X_j organizmasının domine edilmemiş sıralamaları sırasıyla $X_{i,sıra}$ ve $X_{j,sıra}$; yığılma uzaklıkları ise $X_{i,mesafe}$ ve $X_{j,mesafe}$ olmak üzere, Eş. 5.9’de belirtilen iki koşuldan birisinin sağlanması halinde X_i , X_j ’ye göre tercih edilir. Öncelikle 1. Seviye baskılanamayan kümede yer alan organizmalardan başlamak üzere başlangıç organizma sayısına ulaşana kadar seçilir. Aynı baskılanmayan kümedeki organizma sayısı başlangıç ekosistem boyutunu aşması halinde aynı seviyedeki baskılanmayan organizmalardan yığılma uzaklığı daha fazla olan öncelikli tercih edilir.

$$\begin{cases} X_i < X_j & , & X_{i,sıra} < X_{j,sıra} \\ X_i < X_j & , & (X_{i,sıra} = X_{j,sıra}) \wedge (X_{i,mesafe} > X_{j,mesafe}) \end{cases} \quad (5.9)$$

- Adım 7: Pareto cephesi çözüm alternatiflerinden bulanık en iyi uzlaşık çözümün (EİUÇ) tespiti

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinin analizi sonucu elde edilen pareto cephesi çözümleri karar verici için bir çok alternatif sunar. Her ne kadar karar vericilerin öncelik değerlendirmesine bağlı olarak uzlaşık çözümün tespiti değişebilse de, karar vericilerin karar süreçlerini kolaylaştırmak için çeşitli yöntemler de geliştirilmiştir. Bu tez çalışması kapsamında bulanık üyelik fonksiyonu yöntemi kullanılarak EİUÇ tespit edilmiştir.

Amaç fonksiyonu k için her bir organizmanın üyelik fonksiyonu Eş. 5.10 ile hesap edilebilir.

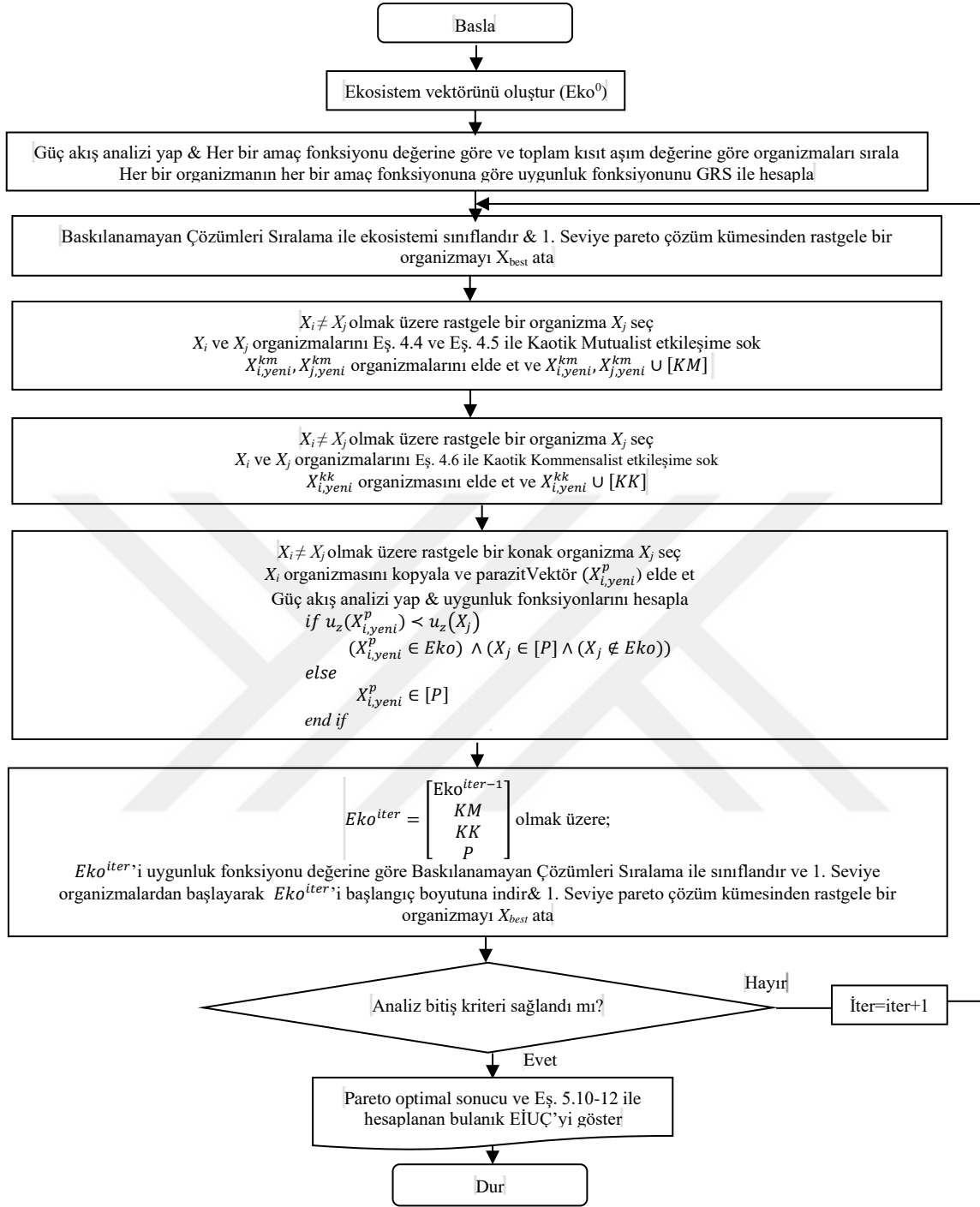
$$\mu_k^i = \begin{cases} 1 & f_k^i \leq f_k^{\min} \\ \frac{f_k^{\max} - f_k^i}{f_k^{\max} - f_k^{\min}} & f_k^{\min} < f_k^i < f_k^{\max} \\ 0 & f_k^i \geq f_k^{\max} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, N_{pc} \quad (5.10)$$

Eşitlikteki f_k^{\max} ve f_k^{\min} k amaç fonksiyonu için pareto cephesi çözümleri arasındaki maksimum ve minimum amaç fonksiyonu değerini, N_{pc} ise nihai pareto cephesindeki çözüm sayısını ifade eder. Pareto optimal çözüm kümesi içerisindeki her bir çözüm Eş. 5.11 ile normalize edilir ve bu çözümlerden maksimum üyelik değerine sahip olan çözüm en iyi bulanık uzlaşık çözüm (EİUÇ) kabul edilir.

$$\psi^i = \frac{\sum_{k=1}^{n_{af}} \mu_k^i}{\sum_{i=1}^{N_{pc}} \sum_{k=1}^{n_{af}} \mu_k^i}, i = 1, 2, \dots, N_{pc} \quad (5.11)$$

$$\text{EİUÇ} = \max(\psi^i), i = 1, 2, \dots, N_{pc} \quad (5.12)$$

Çok amaçlı ORGD probleminin ÇAAKSOA algoritması ile optimizasyonuna ilişkin detaylı akış diyagramı Şekil 5.3'de sunulmuştur.



Şekil 5.3. ÇAAKSOA ile çok amaçlı ORGD problemi optimizasyonunun akış diyagramı



6. ARAŞTIRMA BULGULARI

Bu tez çalışmasında tek amaçlı optimum reaktif güç dağıtımı (ORGD) probleminin çözümü için SOA algoritması ile yeni geliştirilen AKSOA algoritması; çok amaçlı ORGD probleminin çözümü için ise MOSOS ile yeni geliştirilen ÇAAKSOA algoritmasının performansı çeşitli senaryolar bazında farklı zorluk seviyesindeki test sistemleri üzerinde incelenmiştir. Güç sistemleri üzerinde çeşitli amaçlarla gerçekleştirilmekte olan analizlerin belirli bir standart platform üzerinde test edilerek, çalışmaların birbirlerine göre üstünlüklerinin, avantaj ve dezavantajlarının sağlıklı ve adil bir şekilde analiz edilebilmesi için IEEE tarafından çeşitli zorluk seviyesinde güç sistemleri oluşturulmuştur.

Tek amaçlı ORGD problemi optimizasyonu kapsamında; $P_{kayıp}$, TGS ve L-indeks minimizasyonu amaç fonksiyonlarını optimize etmeyi hedefleyen ORGD probleminin çözümü için önerilen AKSOA algoritmasının performansı, IEEE tarafından geliştirilen 57-baralı, 118-baralı ve 300-baralı standart güç sistemi üzerinde test edilerek hem SOA algoritmasıyla hem de literatürdeki benzer çalışmalarla mukayese edilmiştir.

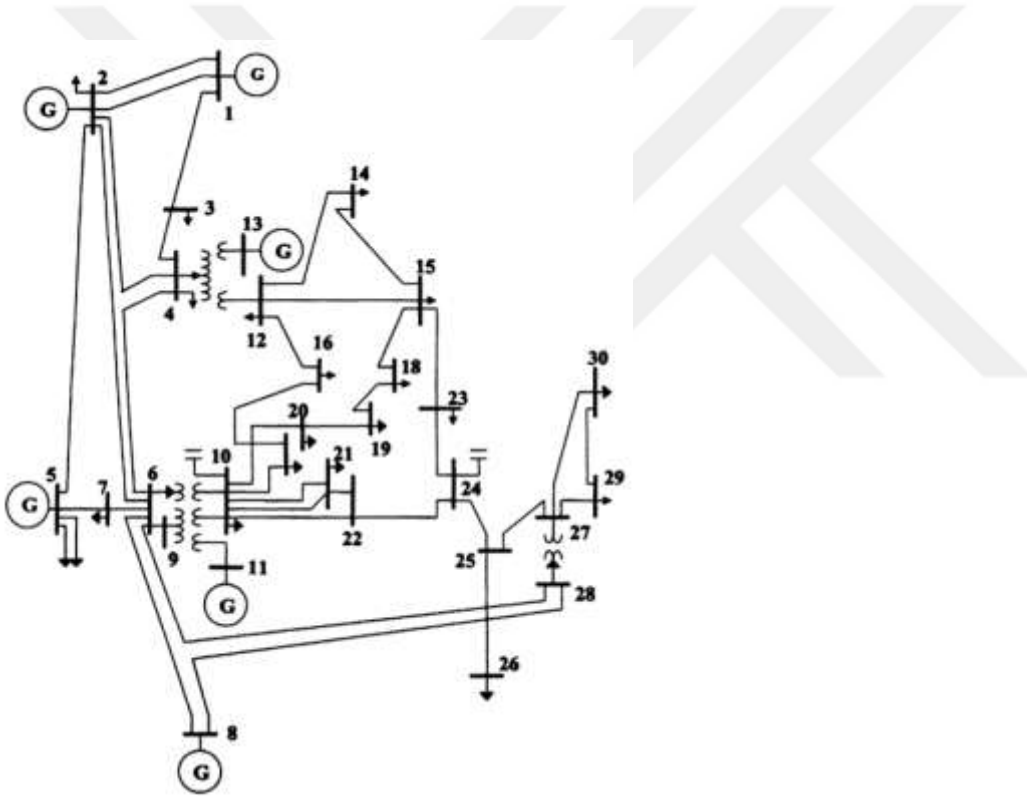
Akabinde, çok amaçlı ORGD problemi optimizasyonu kapsamında; ekonomik güç sistemi işletmeciliğinden taviz vermemek adına; aktif güç kaybı ile toplam gerilim sapsmasının aynı anda birlikte minimizasyonunun yanı sıra aktif güç kaybı minimizasyonu ile gerilim kararlılığının artırılması optimizasyonu olmak üzere iki farklı çok amaçlı ORGD problemi üzerinde durulmuştur. Bu tez çalışması kapsamında önerilen ÇAAKSOA algoritmasının performansı, IEEE tarafından geliştirilen 30-baralı ve 57-baralı güç sistemi üzerinde test edilmiş ve hem MOSOS algoritmasıyla hem de literatürdeki benzer çalışmalarla mukayese edilmiştir.

6.1. Test Sistemlerinin Tanıtılması

ORGD optimizasyonu kapsamında IEEE tarafından geliştirilmiş farklı zorluk seviyesindeki 30, 57, 118 ve 300 baralı dört farklı standart test güç sistemi tercih edilmiştir. Söz konusu test sistemi verileri, Matpower kütüphanesinden faydalanılarak oluşturulmuştur (Zimmerman, Murillo-Sanchez ve Thomas, 2011). Her bir güç sisteminin tanıtımı ve bu güç sistemine ait kontrol ve durum değişkenlerinin sınırları alt başlıklar altında izah edilmiştir.

6.1.1. Test Sistemi-I tanıtımı ve analiz koşulları

Bu tez çalışmasında Test Sistemi-I olarak isimlendirilen IEEE 30-baralı güç test sistemi, Amerika Elektrik Güç Sisteminin belirli bir bölgesinin indirgenmiş halini temsil etmekte olup, 6 jeneratör, 4 transformatör ve 9 şönt VAR kompensatörden oluşmaktadır. Dolayısıyla Test Sistemi-I için ORGD problemi, toplam 19 kontrol değişkeniyle optimize edilmektedir. Kademe deęiştiricili transformatörler 6-9, 6-10, 4-12 ve 28-27 nolu baraları birbirine irtibatlamakta olup, jeneratörler ise 1, 2, 5, 8, 11 ve 13 nolu baralara, şönt VAR kompensatörler ise 10, 12, 15, 17, 20, 21, 23, 24 ve 29 nolu baralara bağlıdır. Test Sistemi-I'in basitleştirilmiş tek hat şeması Şekil 6.1'de sunulmuştur.



Şekil 6.1. IEEE 30-baralı test sistemi basitleştirilmiş bağlantı şeması

Test Sistemi-I üzerinde çok amaçlı $P_{kayıp}$ ve TGS ile çok amaçlı $P_{kayıp}$ ve L-indeks minimizasyonu olmak üzere her iki amaç fonksiyonu birlikte optimize edilmiş olup, tüm analizler 30 organizmadan oluşan bir ekosistem üzerinden gerçekleştirilmiştir. Analizlerde dikkate alınan ORGD değişkenlerinin sınır değerleri ve karakteristikleri Çizelge 6.1'de verilmiştir.

Çizelge 6.1. Test Sistemi-I için değişkenlerin ayar değerleri

		Karakteristiği	En alt sınır (p.u.)	En üst sınır (p.u.)	Adım aralığı (p.u.)
Jeneratör barası gerilimi	V_{GB}	Sürekli	0,95	1,10	-
Yük barası gerilimi	V_{YB}	Sürekli	0,95	1,10	-
Trafo kademe oranı	T	Ayrık	0,90	1,10	0,01
Şönt ekipman çıkışı	Q_C	Ayrık	0	0,05	0,01

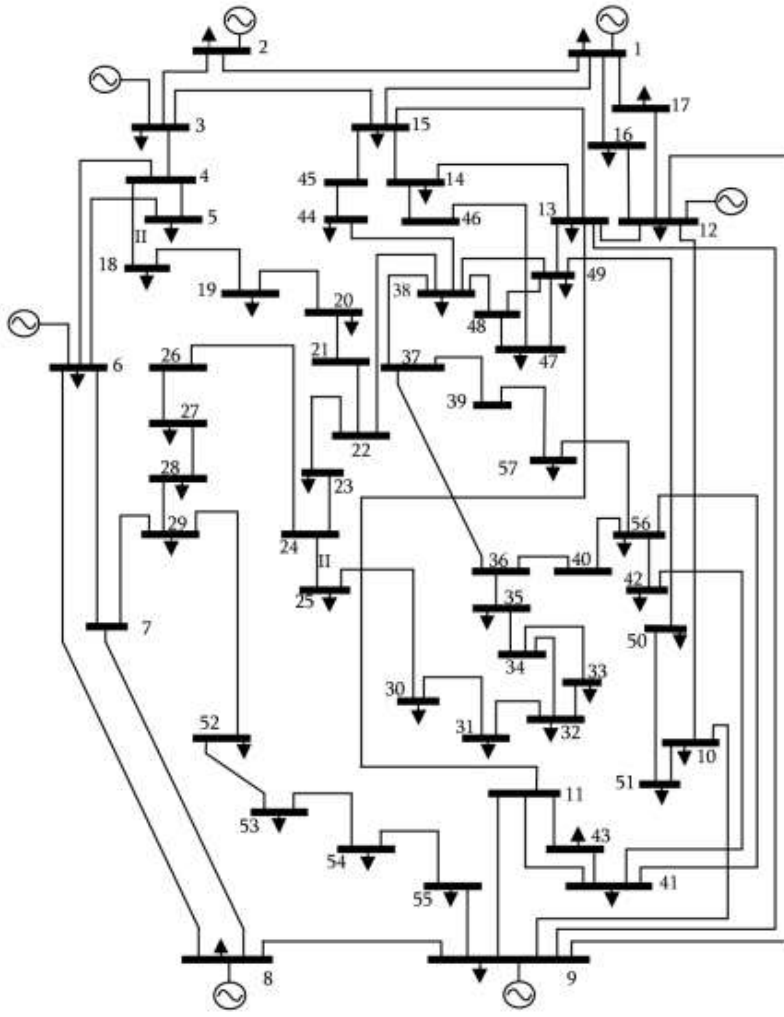
6.1.2. Test Sistemi-II tanıtımı ve analiz koşulları

Bu tez çalışmasında Test Sistemi-II olarak isimlendirilen IEEE 57-baralı güç test sistemi, Amerika Elektrik Güç Sisteminin belirli bir bölgesinin indirgenmiş halini temsil etmekte olup, 7 jeneratör, 15 transformatör ve 3 şönt VAR kompensatörden oluşmaktadır. Dolayısıyla Test Sistemi-II için ORGD problemi, toplam 25 kontrol değişkeniyle optimize edilmektedir. Kademe değiştiricili transformatörler 4-18, 4-18, 21-20, 24-26, 7-29, 34-32, 11-41, 15-45, 14-46, 10-51, 13-49, 11-43, 40-56, 39-57 ve 9-55 nolu baraları birbirine irtibatlamakta olup, jeneratörler ise 1, 2, 3, 6, 8, 9 ve 12 nolu baralara, şönt VAR kompensatörler ise 18, 25 ve 53 nolu baralara bağlıdır.

Test Sistemi-II üzerinde tek amaçlı ORGD kapsamında $P_{kayıp}$, TGS ve L-indeks minimizasyonu olmak üzere üç amaç fonksiyonu ayrı ayrı optimize edilmiş olup, tüm analizler 30 organizmadan oluşan bir ekosistem üzerinden ve maksimum iterasyon sayısı 100 alınarak gerçekleştirilmiştir. Çok amaçlı ORGD kapsamında ise $P_{kayıp}$ ve TGS ile $P_{kayıp}$ ve L-indeks birlikte aynı anda optimize edilmiştir. Analizlerde dikkate alınan ORGD değişkenlerinin sınır değerleri ve karakteristikleri Çizelge 6.2’de, Test Sistemi-II’nin basitleştirilmiş tek hat şeması Şekil 6.2’de sunulmuştur.

Çizelge 6.2. Test Sistemi-II için değişkenlerin ayar değerleri

		Karakteristiği	En alt sınır (p.u.)	En üst sınır (p.u.)	Adım aralığı (p.u.)
Jeneratör barası gerilimi	V_{GB}	Sürekli	0,95	1,10	-
Yük barası gerilimi	V_{YB}	Sürekli	0,95	1,05	-
Trafo kademe oranı	T	Ayrık	0,90	1,10	0,01
Şönt ekipman çıkışı	Q_{C18}	Ayrık	0	0,10	0,01
	Q_{C25}		0	0,059	0,01
	Q_{C53}		0	0,063	0,01



Şekil 6.2. IEEE 57-baralı test sistemi basitleştirilmiş bağlantı şeması

6.1.3. Test Sistemi-III tanıtımı ve analiz koşulları

Bu tez çalışması kapsamında Test Sistemi-III olarak isimlendirilen IEEE 118-baralı güç test sistemi; 54 jeneratör, 9 kademesi değiştirilebilir transformator ve 14 şönt ekipmandan oluşmaktadır. olup, güç sistemi verilerinin oluşturulmasında Zimmerman ve diğerleri (2011) tarafından geliştirilen Matlab m-file dosya biçiminde tasarlanmış Matpower yazılımından istifade edilmiştir. Test Sistemi-III için toplam kontrol değişkeni sayısı 77'dir.

Test Sistemi-III üzerinde $P_{kayıp}$, TGS ve L-indeks minimizasyonları olmak üzere üç amaç fonksiyonu ayrı ayrı optimize edilmiş olup, tüm analizler 50 organizmalı ekosistem üzerinden ve maksimum iterasyon sayısı 100 alınarak gerçekleştirilmiştir. Analizlere ilişkin değişkenlerin sınır değerleri Çizelge 6.3'de verilmiştir.

Çizelge 6.3. Test Sistemi-III için değişkenlerin ayar değerleri

		Karakteristiği	En alt sınır (p.u.)	En üst sınır (p.u.)	Adım aralığı (p.u.)
Jeneratör gerilimi	barası V_{GB}	Sürekli	0,94	1,06	-
Yük barası gerilimi	V_{YB}	Sürekli	0,94	1,06	-
Trafo kademe oranı	T	Ayrık	0,90	1,10	0,01
Şönt ekipman çıkışı	Q_{C5}	Ayrık	-0,40	0	0,01
	Q_{C34}		0	0,14	0,01
	Q_{C37}		-0,25	0	0,01
	Q_{C44}		0	0,10	0,01
	Q_{C45}		0	0,10	0,01
	Q_{C46}		0	0,10	0,01
	Q_{C48}		0	0,15	0,01
	Q_{C74}		0	0,12	0,01
	Q_{C79}		0	0,20	0,01
	Q_{C82}		0	0,20	0,01
	Q_{C83}		0	0,10	0,01
	Q_{C105}		0	0,20	0,01
	Q_{C107}		0	0,06	0,01
	Q_{C110}		0	0,06	0,01

6.1.4. Test Sistemi-IV tanıtımı ve analiz koşulları

IEEE 300-baralı güç test sistemi; 69 jeneratör, 62'si kademesi değiştirilebilir (0,01 p.u. kademe aralıklı) 45'i sabit kademeli transformatör, 14 şönt VAR kompensatörden (1 p.u. kademe aralıklı) oluşmakta olup, kontrol değişkeni sayısı 145'dir.

Hem üretim hem de yük baraları için minimum gerilim değeri 0,9 p.u., maksimum bara gerilim değeri 1,1 p.u.; minimum transformatör kademe ayar değeri olarak 0,9 p.u., maksimum transformatör kademe ayar değeri olarak ise 1,1 p.u. alınmıştır. Test Sistemi-IV üzerinde $P_{kayıp}$, TGS ve L-indeks minimizasyonu olmak üzere üç amaç fonksiyonu ayrı ayrı optimize edilmiş olup, tüm analizler 75 organizmalı ekosistem üzerinden ve maksimum iterasyon sayısı 200 alınarak gerçekleştirilmiştir.

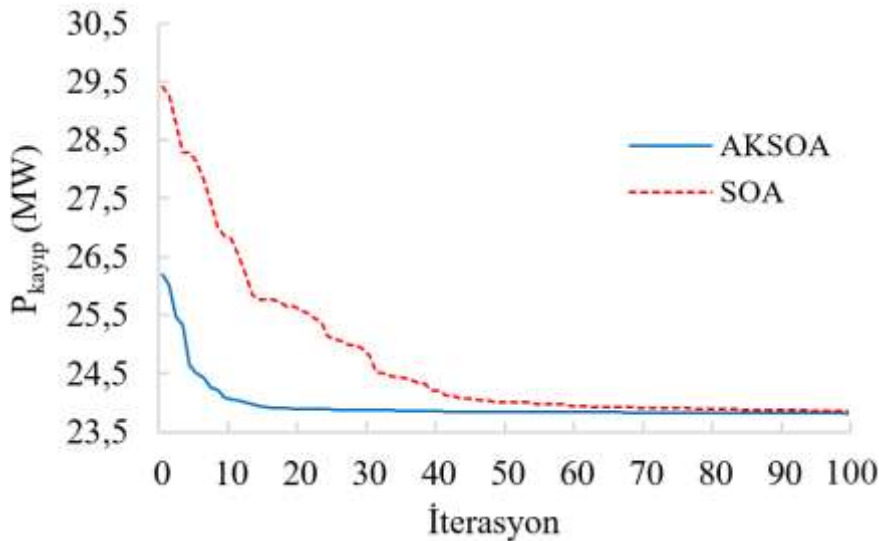
6.2. Tek Amaçlı Optimum Reaktif Güç Dağıtım Optimizasyonu

Tek amaçlı ORGD optimizasyonu kapsamında IEEE 57, IEEE 118 ve IEEE 300 baralı güç sistemleri üzerinde $P_{kayıp}$, TGS ve L-indeks minimizasyonları ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir.

6.2.1. Test Sistemi-I üzerinde $P_{kayıp}$ minimizasyonu

Test Sistemi-I olarak tercih edilen IEEE 57-baralı güç sisteminde; baz durumda sistemden 1250,80 MW aktif, 336,40 MVAr reaktif yük çekilmekte olup, buna karşın 1278,66 MW aktif, 321,08 MVAr reaktif güç üretilmektedir. Dolayısıyla başlangıç koşullarında 27,864 MW $P_{kayıp}$, 121,67 MVAr $Q_{kayıp}$ mevcuttur.

AKSOA ve SOA algoritmalarıyla gerçekleştirilen $P_{kayıp}$ optimizasyonu neticesinde elde edilen en iyi sonuçlar ve kontrol değişkenlerinin optimum ayar değerleri Çizelge 6.4'de sunulmuştur. Çizelge 6.4.'de verilen $P_{kayıp}$ optimizasyonu sonuçlarına göre; başlangıçta 27,8637 MW olan $P_{kayıp}$ 'ın AKSOA algoritmasıyla 23,8284 MW'a düşürüldüğü, bu sonuçlarla hat kaybının başlangıç durumuna göre 4,0353 MW, SOA algoritmasına göre 38,6 KW iyileştirildiği görülmektedir. Ayrıca, ORGD problemine yönelik bazı çalışmalarda, kontrol değişkenlerinden doğal karakteristiği gereği ayırık zamanlı olması gerektiği halde bu değişkenlerin de sürekli karakteristikli olarak tanımlandığı ve analizlerin bu şekilde gerçekleştirildiği çalışmalar bulunmaktadır. Bu durum elde edilen sonuçları da etkilemektedir. ORGD probleminde tüm kontrol değişkenlerinin sürekli değişken olarak tanımlanması durumunda AKSOA algoritması ile aktif güç kaybını 23,8193 MW'a kadar indirmek mümkündür (Yalçın ve diğerleri, 2019). En iyi sonuçların elde edildiği analizlere ilişkin her iki algoritmanın 100 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama grafiği Şekil 6.3'de sunulmuştur.



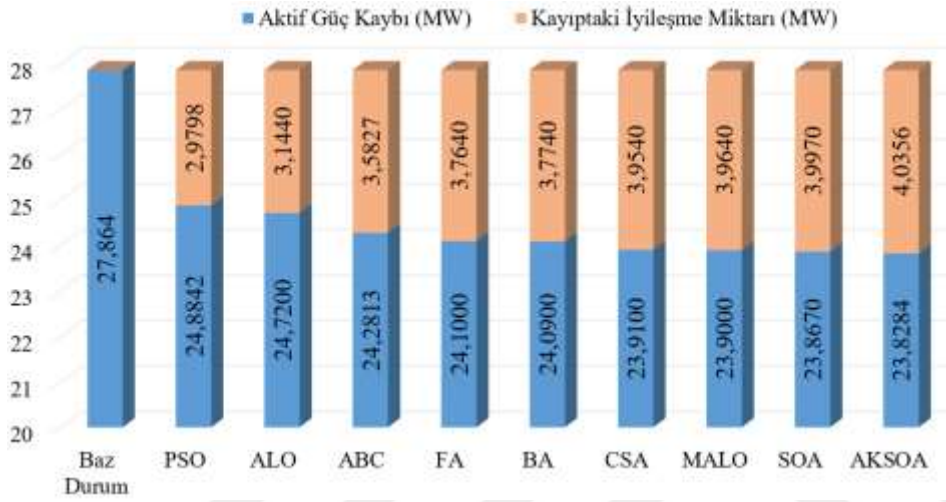
Şekil 6.3. Test Sistemi-I için $P_{kayıp}$ optimizasyonuna ait algoritmaların yakınsama performansı (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Çizelge 6.4. Tek amaçlı ORGD kapsamında Test Sistemi I için en iyi sonuçlar ve kontrol değişkenlerinin ayar değerleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Kontrol Değişkeni	Baz durum	$f_1: \min P_{kayıp}$		$f_2: \min TGS$		$f_3: \min L_indeks$	
		AKSOA	SOA	AKSOA	SOA	AKSOA	SOA
V _{G1}	1,0400	1,0773	1,0760	1,00360	0,9884	0,96723	0,95465
V _{G2}	1,0100	1,0742	1,0726	1,01050	0,9744	0,95007	0,95000
V _{G3}	0,9850	1,0573	1,0557	1,02030	1,0139	0,95005	0,96093
V _{G6}	0,9800	1,0479	1,0517	0,99992	1,0072	0,97271	0,96752
V _{G8}	1,0050	1,0661	1,0664	1,02480	1,0247	0,97831	0,97798
V _{G9}	0,9800	1,0464	1,0462	1,01850	1,0216	0,96726	0,96938
V _{G12}	1,0150	1,0364	1,0387	1,03120	1,0483	1,02259	1,01508
T ₄₋₁₈	0,97	0,96	0,95	0,91	1,07	0,90	0,91
T ₄₋₁₈	0,9780	0,99	1,00	1,05	0,91	0,90	0,90
T ₂₁₋₂₀	1,0430	1,01	1,01	0,98	0,98	1,10	1,10
T ₂₄₋₂₆	1,0430	1,01	1,02	1,06	1,07	1,10	1,10
T ₇₋₂₉	0,9670	0,99	0,99	0,95	0,95	0,90	0,90
T ₃₄₋₃₂	0,9750	0,96	0,97	0,91	0,91	0,90	0,90
T ₁₁₋₄₁	0,9550	0,91	0,91	0,90	0,90	0,90	0,90
T ₁₅₋₄₅	0,9550	0,99	0,99	0,95	0,95	0,91	0,91
T ₁₄₋₄₆	0,90	0,97	0,97	0,98	0,99	0,90	0,90
T ₁₀₋₅₁	0,93	0,98	0,98	1,01	1,02	0,93	0,93
T ₁₃₋₄₉	0,8950	0,94	0,94	0,90	0,90	0,90	0,90
T ₁₁₋₄₃	0,9580	0,98	0,98	0,96	0,96	0,90	0,90
T ₄₀₋₅₆	0,9580	1,00	1,00	1,03	1,03	1,10	1,09
T ₃₉₋₅₇	0,98	0,96	0,96	0,90	0,91	1,01	1,02
T ₉₋₅₅	0,94	0,99	0,99	0,99	1,00	0,92	0,92
QC ₁₈	10	1,80	2,01	4,22	1,33	10	8,74
QC ₂₅	5,90	5,90	5,74	5,90	5,88	5,90	5,89
QC ₅₃	6,30	6,30	5,83	6,30	6,29	3,23	6,30
P _{kayıp}	27,8637	23,8284	23,8670	28,8763	32,2533	33,6430	33,4140
TGS	1,2335	1,3235	1,3500	0,66899	0,6982	1,4957	1,51609
L-indeks	0,3099	0,3370	0,33996	0,28955	0,28953	0,22423	0,22459

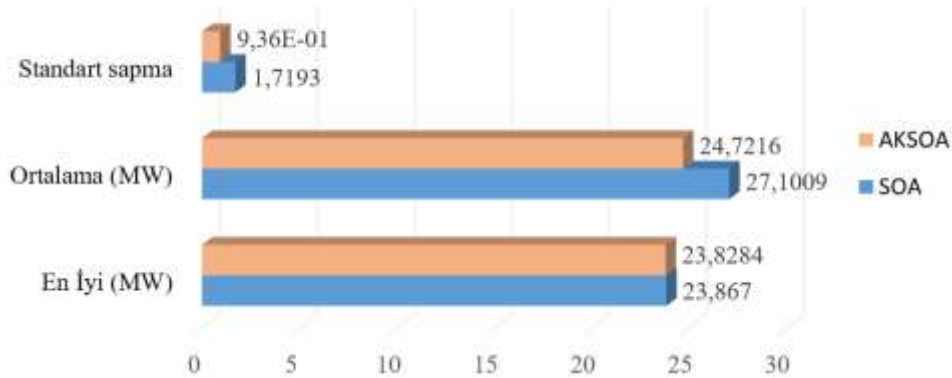
Şekil 6.3 incelendiğinde; algoritmaların söz konusu sonuçları elde etme hızlarının birbirlerinden oldukça farklı olduğu, önerilen AKSOA algoritmasının SOA algoritmasından çok daha kısa sürede en iyi sonuca yakınsadığı anlaşılmaktadır. Zira, analizin ilk iterasyonundan itibaren AKSOA algoritmasının kaos özelliği sayesinde organizmaların çözüm uzayına dağıldığı ve GRS metodunun en iyi organizmanın tespitinde izlediği yöntem sayesinde organizmaların kısa süre içerisinde (yaklaşık 20. iterasyon) en iyi çözüme yakınsadığı, buna karşın SOA algoritmasının AKSOA algoritmasından oldukça sonra (yaklaşık 60-70. iterasyon) en iyi çözüme yakınsayabildiği görülmektedir.

AKSOA ve SOA algoritması ile elde edilen $P_{\text{kayıp}}$ minimizasyonu sonuçlarının yakın zamanda yayınlanan ve Yarasa Algoritması (BA), Bal Arısı Kolonisi (ABC), Ateş Böceği Algoritması (FA), PSO, Koas Temelli Kendiliğinden Adaptif (CSA), Karınca Aslanı Optimizasyonu (ALO) ve Modifiye Karınca Aslanı Optimizasyonu (MALO) gibi güncel birçok algoritmanın ORGD problemine uygulandığı Rajan, Jeevan ve Malakar'ın (2017) analiz sonuçlarıyla karşılaştırması Şekil 6.4'de verilmiştir.



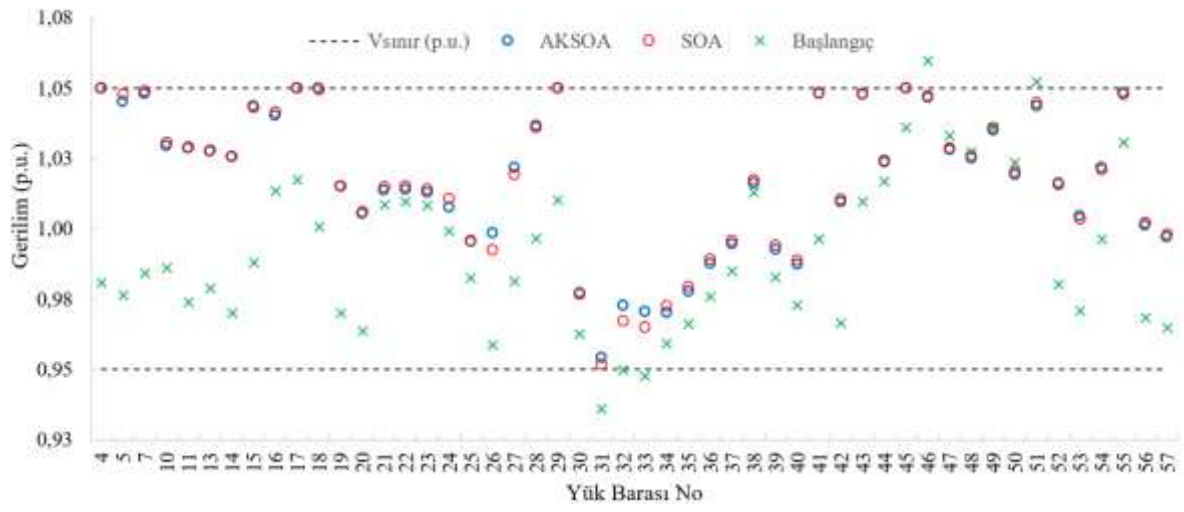
Şekil 6.4. AKSOA ve SOA ile elde edilen en iyi sonuçların diğer algoritmalarla karşılaştırması (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Şekil 6.4'e göre; AKSOA ile SOA algoritmasından sonra en iyi çözümü elde ettiği görülen Rajan ve diğerleri (2017) tarafından önerilen MALO algoritmasına nazaran AKSOA algoritmasıyla 0,0716 MW daha iyi $P_{\text{kayıp}}$ değeri elde edilebildiği anlaşılmaktadır. Her iki algoritmayla gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen uygulanabilir sonuçların istatistiksel verileri Şekil 6.5'de yer almaktadır.

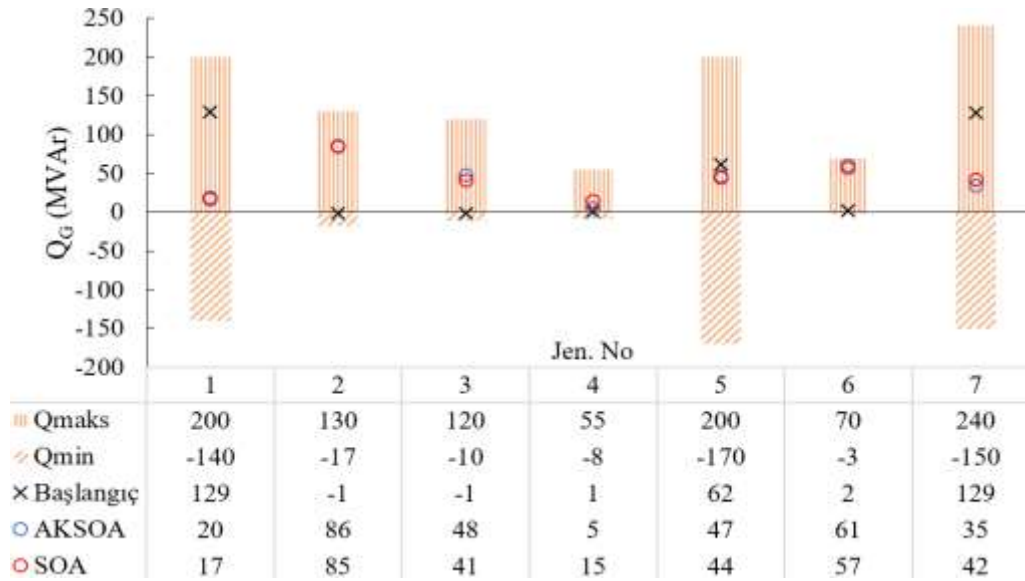


Şekil 6.5. AKSOA ve SOA ile elde edilen sonuçların istatistikleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Analizlerde elde edilen uygulanabilir sonuçların ortalama değeri açısından bakıldığında AKSOA algoritmasının kullanıcılarına SOA algoritmasından %8,78 daha iyi çözüm sunduğunu, dolayısıyla AKSOA algoritmasının standart SOA algoritmasına göre istatistiki açıdan çok daha hassas ve güvenilir sonuç verdiğini söylemek mümkündür. Her iki algoritmayla elde edilen en iyi sonuçlara ilişkin bağımlı değişkenlerin durumu Şekil 6.6'da sunulmuştur. Bazı durumlarda gerilim sınır değerleri aşılmış olan baralar da dahil olmak üzere AKSOA ile gerçekleştirilen optimizasyon sonrası tüm baraların gerilimlerinin ve jeneratörlerin reaktif güç çıkışlarının limitler dahilinde olduğu açıkça görülmektedir.



(a)



(b)

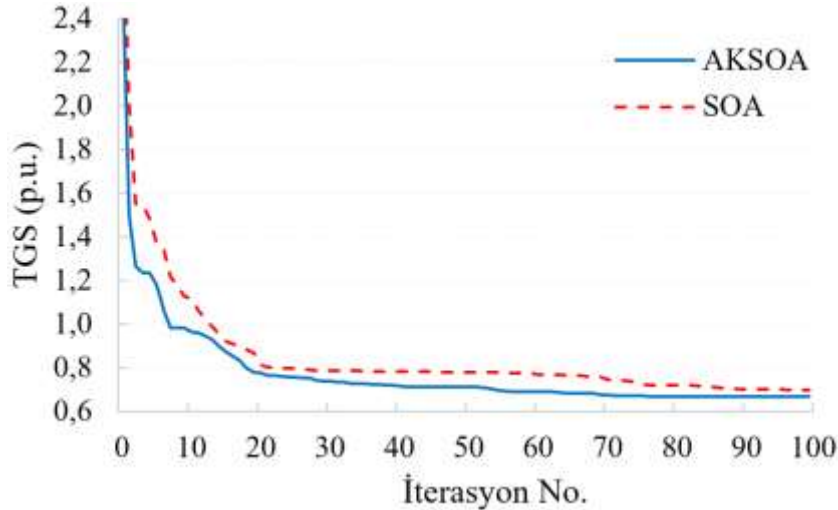
Şekil 6.6. Test Sistemi-I $P_{kayıp}$ optimizasyonu sonrası bağımlı değişkenlerin durumu (a) Bara gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları (Yalçın ve diğerleri, 2019)

6.2.2. Test Sistemi-I üzerinde TGS minimizasyonu

IEEE 57 baralı güç sisteminde baz durum için; nominal gerilime göre yük baralarının TGS değeri 1,2335 p.u.'dur. TGS minimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA algoritmalarıyla gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen en iyi sonuçlar ve kontrol değişkenlerinin optimum ayar değerleri Çizelge 6.4'de (Bkz.) görülmektedir.

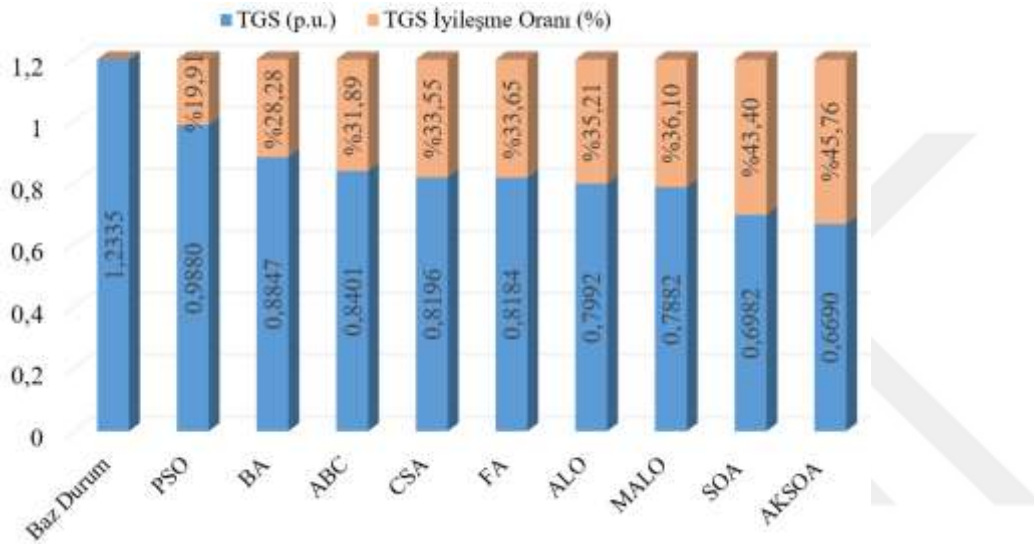
Analiz bitiş kriteri olan 100 iterasyon sonucunda AKSOA algoritmasıyla 0,66899 p.u., SOA algoritmasıyla 0.6982 p.u. TGS değerine ulaşılmıştır. AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerler, başlangıç durumuna göre %45,76'lık, SOA algoritmasına göre %4,18'lik daha iyi sonuca işaret etmektedir. Kontrol değişkenlerinden kademe oranları ile şönt kompanzator çıkışlarının ayrıık değişken yerine sürekli değişken olarak tanımlanması halinde ise; AKSOA algoritmasıyla elde edilen 0,66899 p.u. değeri 0,66174 p.u.'ya kadar düşürülebilmıştır (Yalçın ve diğerleri, 2019).

En iyi TGS'nin elde edildiği analizlere ilişkin her iki algoritmanın 100 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları Şekil 6.7'de görülmekte olup, buna göre AKSOA algoritmasının SOA algoritmasından çok daha erken iterasyonlarda ve global minimuma daha yakın değere yakınsadığı anlaşılmaktadır.



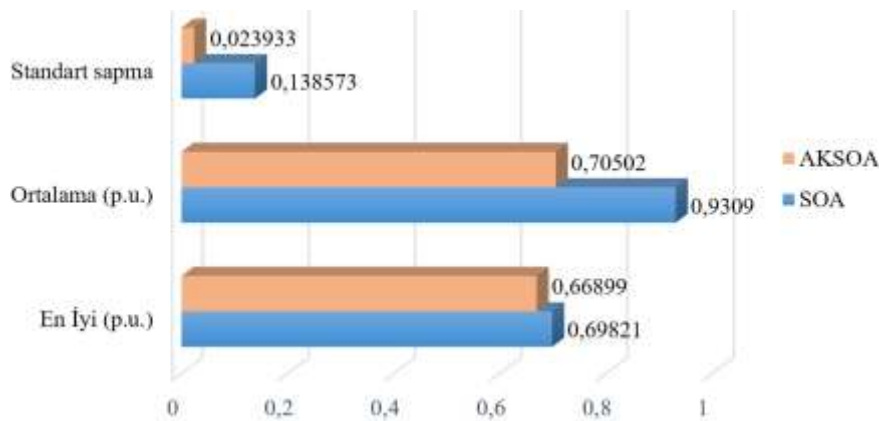
Şekil 6.7. Test Sistemi-I için TGS optimizasyonuna ait algoritmaların yakınsama performansı (Yalçın ve diğerleri, 2019)

AKSOA ve SOA algoritması ile elde edilen TGS minimizasyonu sonuçlarının Rajan ve diğerleri (2017) tarafından TGS minimizasyonu için uygulanan PSO, BA, ABC, CSA, FA, ALO ve MALO algoritmalarının sonuçlarıyla karşılaştırılması Şekil 6.8’de verilmiştir. Buna göre; Şekil 6.8’de belirtilen diğer algoritmalar içerisinde AKSOA algoritmasından sonra en iyi TGS değerini bulduğu görülen MALO algoritmasından AKSOA algoritmasının yaklaşık %15 daha iyi sonuç elde edilebildiği görülmektedir. Gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen fizibil çözümlerin istatistiksel verileri Şekil 6.9’da yer almaktadır.



Şekil 6.8. AKSOA ve SOA ile elde edilen en iyi sonuçların diğer algoritmalarla karşılaştırması (Yalçın ve diğerleri, 2019)

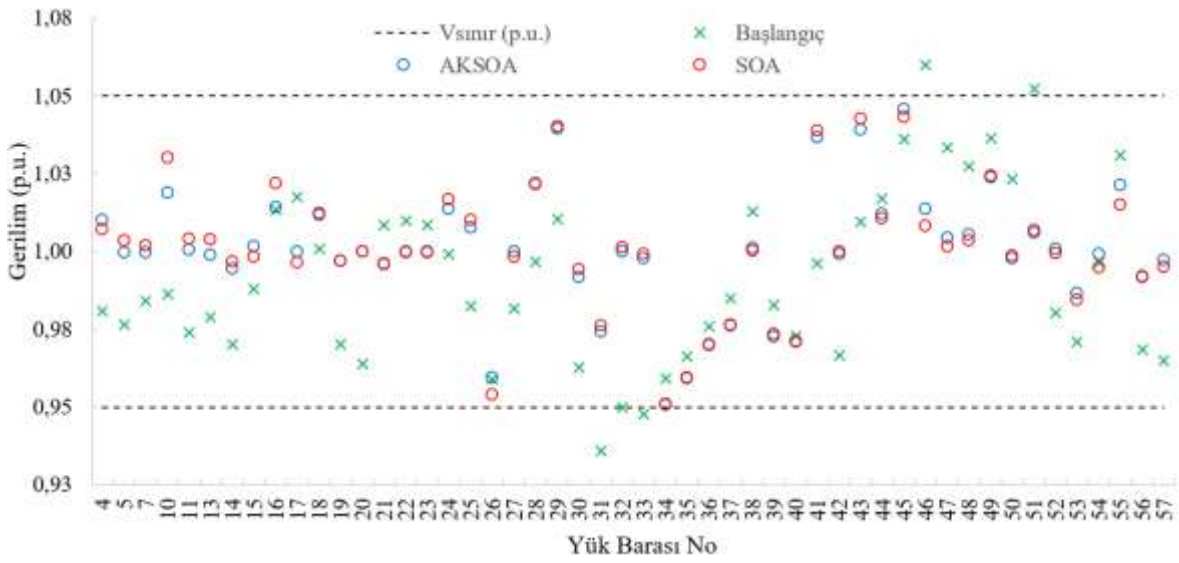
Önerilen algoritma ile SOA algoritmasından elde edilen fizibil sonuçların istatistiksel verileri Şekil 6.9’da verilmiştir.



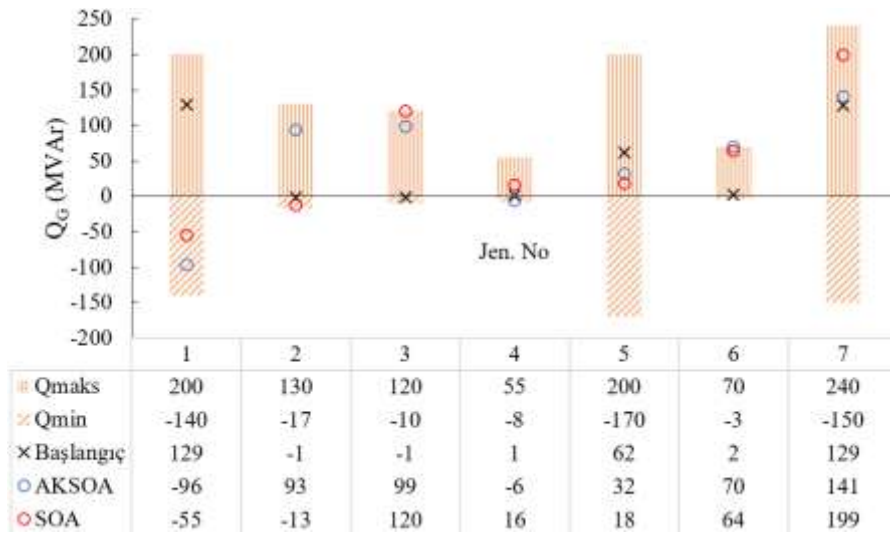
Şekil 6.9. AKSOA ve SOA ile elde edilen sonuçların istatistikleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

AKSOA algoritmasının istatistiksel açıdan standart SOA algoritmasından daha iyi olduğu anlaşılmaktadır. Dolayısıyla, SOA algoritması globale en yakın çözümü bulma açısından iddialı olsa da uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri açısından AKSOA algoritmasından daha kötü performans gösterdiğini söylemek mümkündür.

Elde edilen sonuçlara ilişkin bağımlı değişkenlerin durumu Şekil 6.10'da sunulmuştur. Buna göre, bara gerilimleri ile jeneratörlerin reaktif güç çıkışlarının tanımlanan limitler dahilinde olduğu görülmektedir.



(a)



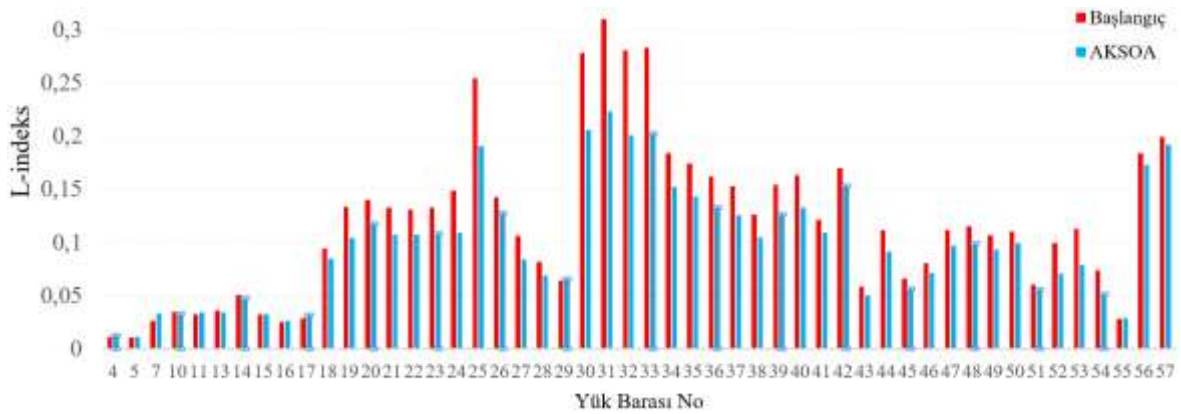
(b)

Şekil 6.10. TGS optimizasyonu sonrası bağımlı değişkenlerin durumu (a) Yük barası gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları (Yalçın ve diğerleri, 2019)

6.2.3. Test Sistemi-I gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonu

Tek amaçlı ORGD kapsamında optimize edilen üçüncü amaç fonksiyonu, statik gerilim kararlılık indekslerinden biri olan L-indeks minimizasyonudur. Baz durumda Test Sistemi-I'nin indeks değeri 0,3099 olup, yük baraları içerisinde kararlılık indeksi en yüksek, dolayısıyla kararsızlığa en yakın bara 31 no.lu baradır. Gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen en iyi sonuçlar ve kontrol değişkenlerinin optimum ayar değerleri Çizelge 6.4'de (Bkz.) verilmiştir.

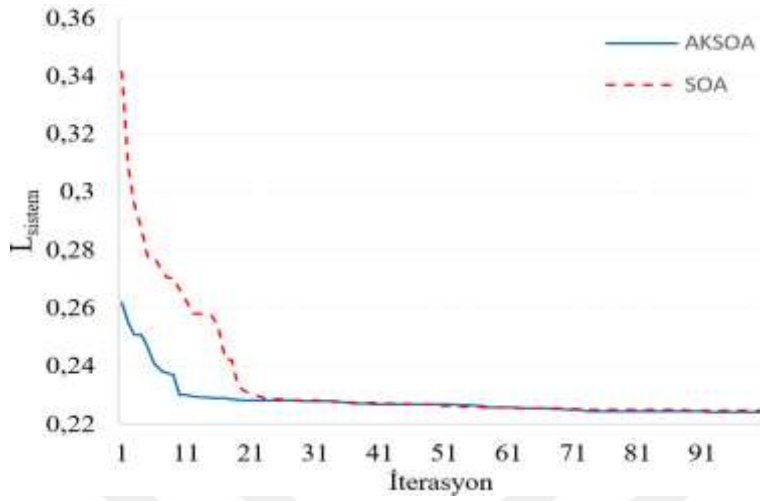
Buna göre; 100 iterasyon sonucunda AKSOA algoritmasıyla elde edilen en iyi L-indeksi değeri 0,22423, SOA algoritmasıyla elde edilen en iyi L-indeksi değeri ise 0,22459'dur. AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerler, başlangıç durumuna göre %27,64'lük bir iyileşmeyi ifade eder. SOA algoritmasına göre L-indeks 0,00036 daha düşüktür. Kontrol değişkenlerinden kademe oranları ile şönt kompanzatör çıkışlarının ayrı değişken yerine sürekli değişken olarak tanımlanması halinde ise; AKSOA algoritmasıyla elde edilen 0,22423 indeks değeri 0,22371 değerine kadar düşürülebilmektedir. AKSOA ile optimizasyon sonrasında gerilim kararlılığı açısından en riskli bara yine 31 no.lu baradır. Yük baralarının L-indeksleri Şekil 6.11'de sunulmuştur.



Şekil 6.11. Test Sistemi-I için yük baralarının L-indeksi

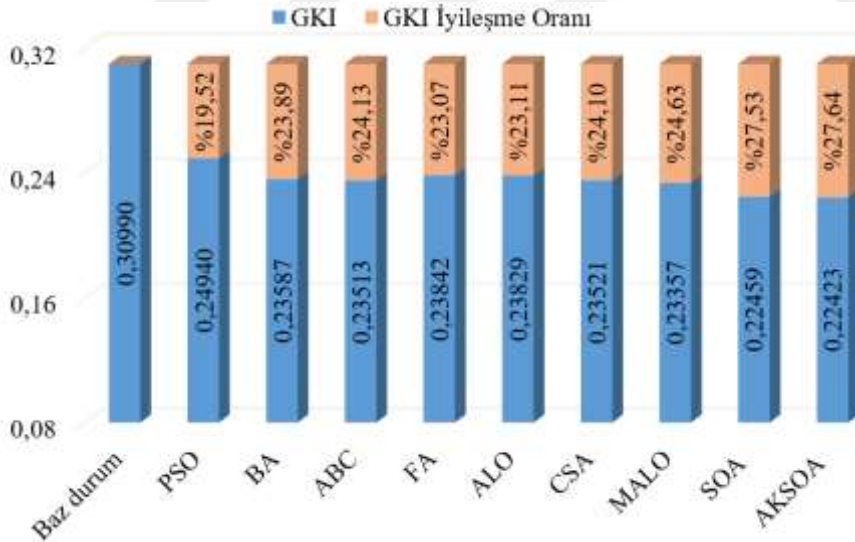
Minimum L-indeks'in elde edildiği analizlere ilişkin her iki algoritmanın 100 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları Şekil 6.12'de görülebilmektedir. Söz konusu yakınsama grafikleri, diğer analizlerde olduğu gibi L-indeks minimizasyonunda da en iyi değerlerin tespit edilme hızlarının birbirlerinden farklı olduğunu ve yakınsama hızı açısından AKSOA algoritmasının SOA algoritmasına nazaran

daha erken iterasyonlarda en iyi çözümü tespit edebildiğini göstermektedir.



Şekil 6.12. Test Sistemi-I için L_{sistem} optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri

AKSOA ve SOA algoritması ile elde edilen L-indeks minimizasyonu sonuçlarının Rajan ve diğerleri (2017) tarafından uygulanan PSO, BA, ABC, CSA, FA, ALO ve MALO algoritmalarıyla karşılaştırılması Şekil 6.13’de sunulmuştur.



Şekil 6.13. AKSOA ve SOA ile elde edilen en iyi sonuçların diğer algoritmalarla karşılaştırması

Önerilen AKSOA algoritması çözümünün, Şekil 6.13’de yer alan algoritmalar arasında AKSOA ve SOA algoritmasından sonra en iyi değeri elde ettiği görülen MALO algoritmasından %4 daha iyi olduğunu göstermektedir.

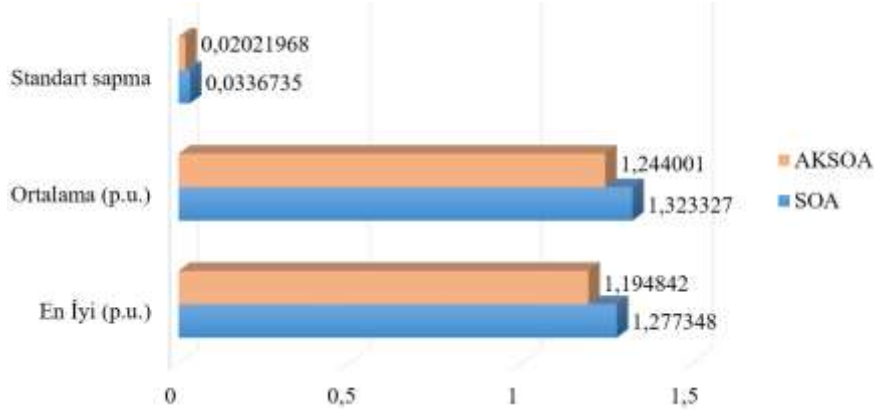
6.2.4. Test Sistemi-II üzerinde $P_{kayıp}$ minimizasyonu

Tek amaçlı ORGD kapsamında Test Sistemi-II olarak isimlendirilen IEEE 118-baralı güç test sistemi; baz durumunda 118-baralı sisteme bağlı tüketiciler tarafından toplam 4242 MW aktif, 1438 MVar reaktif yük çekilmekte olup, buna karşın güç sistemiyle irtibatlı elektrik üretim santralleri ve baralara bağlı şönt ekipmanlar aracılığıyla toplamda 4374,9 MW aktif, 795,7 MVar reaktif güç üretilmektedir. Dolayısıyla başlangıç koşullarında sistemde 132,86 MW aktif, 783,79 MVar reaktif güç kaybı mevcuttur.

ORGD probleminde $P_{kayıp}$ optimizasyonu neticesinde AKSOA ve SOA ile elde edilen en iyi sonuçlar için kontrol değişkenlerinin ayar değerleri Çizelge 6.5’de, gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen fizibil çözümlerin istatistiksel sonuçları ise Şekil 6.14’de verilmiştir.

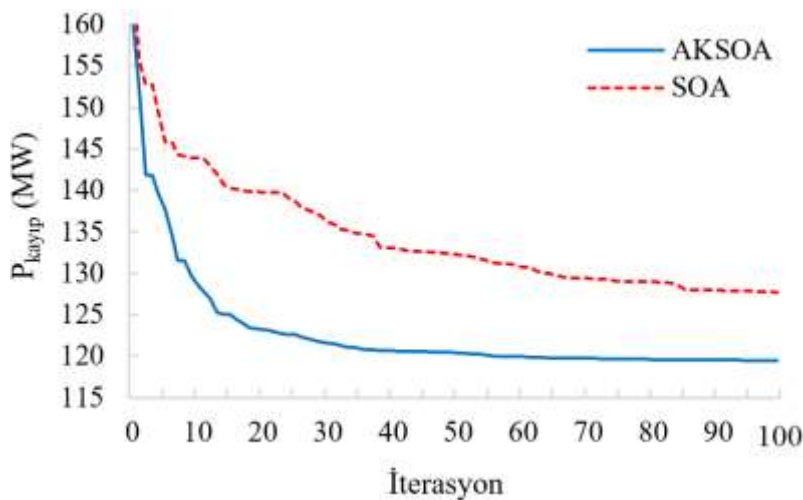
Çizelge 6.5. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ optimizasyonu için elde edilen en iyi sonuçlara ait kontrol parametrelerinin değerleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA	Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA	Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA
1 V_{G1}	0,99045	0,96151	28 V_{G65}	1,05999	1,01986	55 T_8	0,97	1,00
2 V_{G4}	1,02209	1,00003	29 V_{G66}	1,05995	1,00315	56 T_{32}	1,06	0,99
3 V_{G6}	1,01467	0,98367	30 V_{G69}	1,05752	1,00915	57 T_{36}	1,00	0,99
4 V_{G8}	1,01884	1,01613	31 V_{G70}	1,00956	0,98991	58 T_{51}	1,01	0,97
5 V_{G10}	1,05989	1,05961	32 V_{G72}	1,01245	0,98698	59 T_{93}	0,99	0,96
6 V_{G12}	1,01139	0,98190	33 V_{G73}	1,01009	1,00089	60 T_{95}	1,01	0,99
7 V_{G15}	1,00918	0,98653	34 V_{G74}	0,98960	0,96573	61 T_{102}	0,98	1,04
8 V_{G18}	1,01316	0,98489	35 V_{G76}	0,97983	0,95836	62 T_{107}	0,97	0,94
9 V_{G19}	1,00784	0,98439	36 V_{G77}	1,02438	1,01497	63 T_{127}	1,00	0,95
10 V_{G24}	1,02385	1,00871	37 V_{G80}	1,04151	1,04277	64 Q_{C5}	-25,95	-20,73
11 V_{G25}	1,04821	1,04122	38 V_{G85}	1,01564	1,03080	65 Q_{C34}	5,47	4,39
12 V_{G26}	1,05999	0,99239	39 V_{G87}	1,00044	1,05979	66 Q_{C37}	-8,42	-2,55
13 V_{G27}	1,01281	0,99010	40 V_{G89}	1,05506	1,04448	67 Q_{C44}	9,60	5,30
14 V_{G31}	1,00088	0,97732	41 V_{G90}	1,03021	1,02911	68 Q_{C45}	9,04	1,61
15 V_{G32}	1,00500	0,98996	42 V_{G91}	1,03437	1,03254	69 Q_{C46}	4,56	8,35
16 V_{G34}	1,01394	1,01611	43 V_{G92}	1,03505	1,03169	70 Q_{C48}	8,49	9,53
17 V_{G36}	1,00676	1,01310	44 V_{G99}	1,03202	0,99976	71 Q_{C74}	4,84	7,47
18 V_{G40}	1,00353	1,00597	45 V_{G100}	1,03045	1,04159	72 Q_{C79}	19,9	7,45
19 V_{G42}	1,00618	1,00926	46 V_{G103}	1,00855	1,03034	73 Q_{C82}	15,64	10,16
20 V_{G46}	1,03318	1,00570	47 V_{G104}	1,00558	1,02255	74 Q_{C83}	6,83	9,83
21 V_{G49}	1,04477	1,02096	48 V_{G105}	1,00401	1,02084	75 Q_{C105}	15,34	11,23
22 V_{G54}	1,01528	0,99911	49 V_{G107}	1,01079	1,03200	76 Q_{C107}	2,38	5,09
23 V_{G55}	1,01577	0,99650	50 V_{G110}	0,98743	1,00062	77 Q_{C110}	1,70	3,31
24 V_{G56}	1,01548	0,99732	51 V_{G111}	0,99619	0,98757			
25 V_{G59}	1,04859	1,04221	52 V_{G112}	0,97287	1,01774			
26 V_{G61}	1,04888	1,03406	53 V_{G113}	1,02056	1,00629			
27 V_{G62}	1,04620	1,02111	54 V_{G116}	1,05994	0,99797			



Şekil 6.14. $P_{kayıp}$ optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler (Yalçın ve diğerleri, 2019)

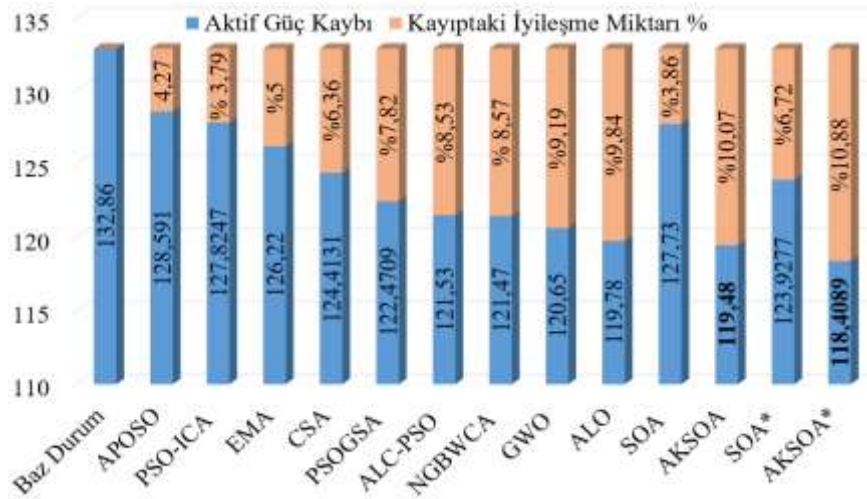
Analizler neticesinde AKSOA algoritmasıyla 119,9842 MW, SOA algoritmasıyla 127,7348 MW kayıp değeri elde edilebilmiştir. AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerler, baz duruma göre %10,07'lik, SOA algoritmasına göre %6,46'lık bir iyileşmeye işaret etmektedir. Uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri bakımından AKSOA algoritmasının SOA algoritmasına göre %5,99 daha düşük değerler elde ettiği görülmektedir. Kontrol değişkenlerinden kademe oranları ile şönt kompanzator çıkışlarının ayırık değişken yerine sürekli değişken olarak tanımlanması halinde AKSOA algoritmasıyla elde edilen 119,4842 MW değeri 118,4089 MW'a kadar, SOA algoritmasıyla ise 127,7348 MW kayıp değeri 123,9277 MW'a kadar düşürülebilmiştir (Yalçın ve diğerleri, 2019). Minimum $P_{kayıp}$ 'ın elde edildiği analizlere ilişkin her iki algoritmanın 100 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları Şekil 6.15'de sunulmuştur.



Şekil 6.15. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ optimizasyonuna ait yakınsama eğrileri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Söz konusu sonuçların elde edilme hızını gösterir Şekil 6.15 incelendiğinde ise; AKSOA algoritmasının kaos ve GRS özellikleri sayesinde çözüm uzayında daha hızlı ve kapsayıcı bir arama yapması sonucu SOA algoritmasına göre daha hızlı bir şekilde ve global minimuma daha yakın bir değere yakınsadığını göstermektedir.

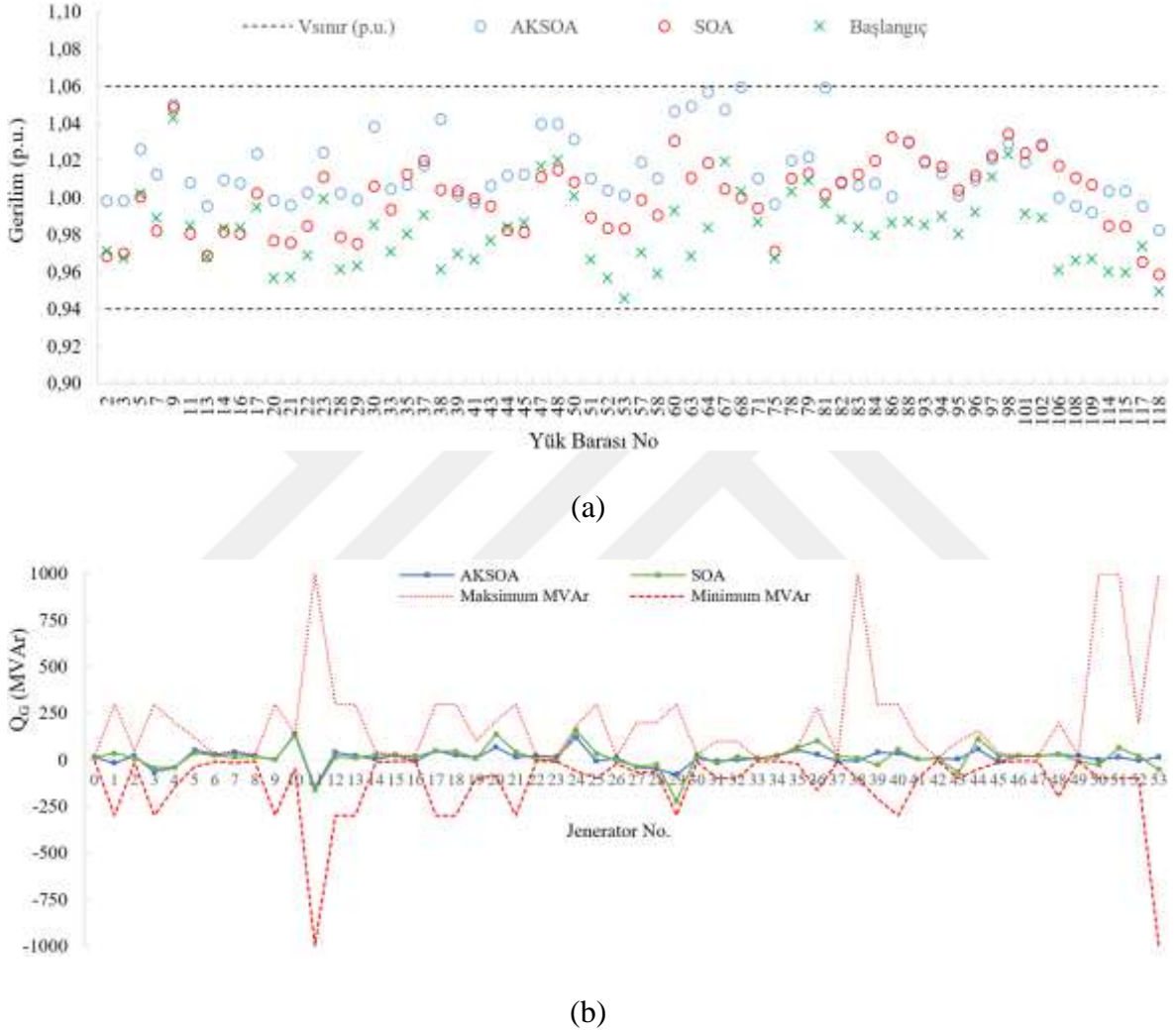
AKSOA ve SOA algoritması ile elde edilen sonuçların literatürde mevcut güncel çalışmalardan; Singh, Mukherjee ve Ghoshal (2015) tarafından önerilen Yaşlı Lider ve Meydan Okuyan Özellikli PSO (ALC-PSO), Sulaiman ve diğerleri (2015) tarafından önerilen Gri Kurt Optimizasyonu (GWO), Mehdinejad, Mohammadi-Ivatloo, Dadashzadeh-Bonab ve Zare (2016) tarafından önerilen Hibrit PSO ve Emperyalist Rekabetçi Algoritması (PSO-ICA), Rajan ve diğerleri (2016) tarafından önerilen Borsa Algoritması (EMA), Heidari, Abbaspour ve Jordehi (2017) tarafından önerilen Gauss Sınırlı Su Çevrimi Algoritması (NGBWCA), Mouassa ve diğerleri (2017) tarafından önerilen ALO, Radosavljevic, Jevtic ve Milovanovic (2018) tarafından önerilen Hibrit PSO Yerçekimi Arama Algoritması (PSOGSA), Aljohani, Ebrahim ve Mohammed (2019) tarafından önerilen Hibrit PSO ve Yapay Fizik Optimizasyonu (APOPSO), Raha, Mandal ve Chakraborty (2019) tarafından önerilen Guguk Kuşu Algoritması (CSA) ile karşılaştırması Şekil 6.16'da görülmektedir.



Şekil 6.16. Test Sistemi-II için $P_{kayıp}$ optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Karşılaştırma grafikleri, AKSOA algoritmasının ORGD problemine yönelik güncel çalışmalarda önerilen diğer algoritmalara göre daha iyi sonuç verdiğini ortaya koymaktadır. Şekil 6.16'da belirtilen algoritmalarla sürekli değişkenli ORGD için en iyi sonuç verdiği

görülen GWO algoritmasından %1,86 daha az güç kaybı değerine ulaşılmıştır. Kontrol değişkenlerinden trafo kademe oranları ile şönt kompanzator çıkışlarının ayrık tanımlandığı analizler için 0,295 MW (%0,25) daha iyidir. Elde edilen sonuçlara ilişkin bağımlı değişkenlerin durumu Şekil 6.17’de sunulmuştur. Buna göre, tüm baraların gerilimlerinin ve jeneratörlerin reaktif güç çıkışlarının limitler dahilinde olduğu görülmektedir.



Şekil 6.17. $P_{kayıp}$ optimizasyonu sonrası bağımlı değişkenlerin durumu (a) Yük barası gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları (Yalçın ve diğerleri, 2019)

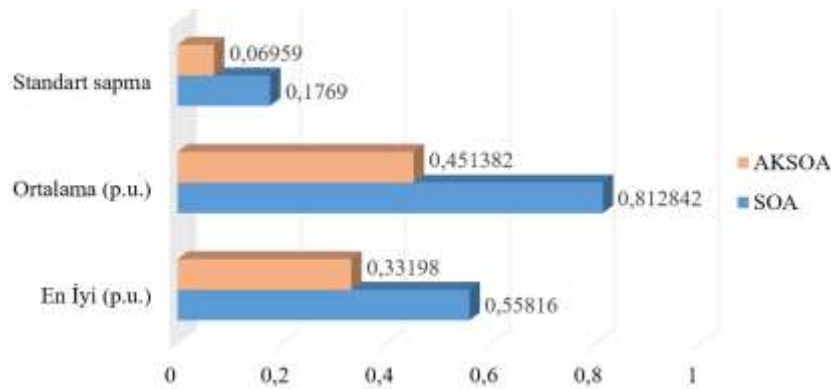
6.2.5. Test Sistemi-II üzerinde TGS minimizasyonu

Test Sistemi-II baz durumunda; yük baralarının toplam gerilim sapması 1,4619 p.u’dur. 100 iterasyon sonucunda AKSOA algoritmasıyla 0,33198 p.u, SOA algoritmasıyla 0,55816 p.u. TGS değerine ulaşılmıştır. AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerler, başlangıç durumuna göre %45,76’lık, SOA algoritmasına göre %40,52’lik daha iyi sonuca işaret

etmektedir. Her iki algoritma için en iyi toplam gerilim sapması değerinin elde edildiği analizlere ait kontrol değişkenlerinin ayar değeri Çizelge 6.6'da, analizler neticesinde elde edilen uygulanabilir çözümlerin istatistiksel verileri ise Şekil 6.18'de sunulmuştur.

Çizelge 6.6. Test Sistemi-II TGS optimizasyonu için elde edilen en iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

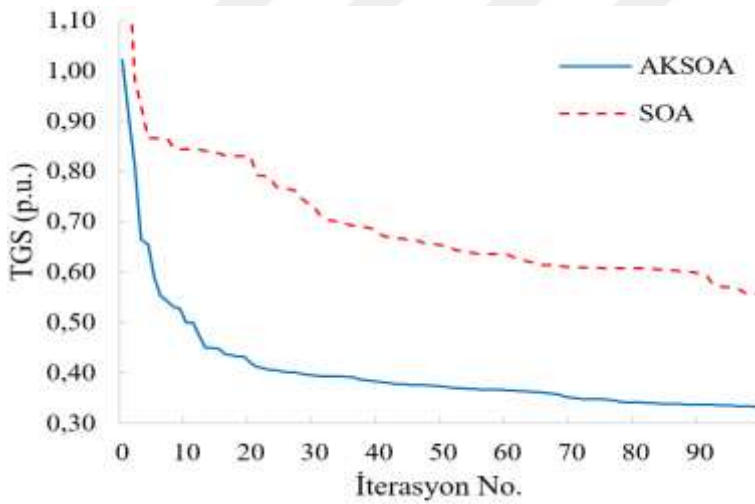
Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA	Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA	Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA
1 V _{G1}	0,98675	0,98989	28 V _{G65}	1,02338	1,02443	55 T ₈	0,94	1,01
2 V _{G4}	1,00846	1,05198	29 V _{G66}	1,01669	0,97804	56 T ₃₂	1,07	0,98
3 V _{G6}	1,00069	1,02708	30 V _{G69}	1,06000	1,05999	57 T ₃₆	1,00	0,99
4 V _{G8}	0,97836	0,99467	31 V _{G70}	1,00351	0,99215	58 T ₅₁	0,97	0,97
5 V _{G10}	1,00449	1,00483	32 V _{G72}	1,05289	0,99500	59 T ₉₃	0,97	1,04
6 V _{G12}	1,01224	1,01392	33 V _{G73}	0,98107	0,97326	60 T ₉₅	0,98	1,00
7 V _{G15}	1,00332	0,99379	34 V _{G74}	0,98392	0,98102	61 T ₁₀₂	1,03	1,07
8 V _{G18}	1,00845	0,98942	35 V _{G76}	0,96837	0,97514	62 T ₁₀₇	0,95	0,93
9 V _{G19}	1,00299	0,99087	36 V _{G77}	1,00793	1,02184	63 T ₁₂₇	0,96	0,94
10 V _{G24}	1,06000	1,03809	37 V _{G80}	1,02149	1,04296	64 Q _{C5}	-26,40	-17,6
11 V _{G25}	0,98354	1,01461	38 V _{G85}	1,01056	0,98984	65 Q _{C34}	3,34	8,73
12 V _{G26}	0,96235	0,99523	39 V _{G87}	1,05640	1,04214	66 Q _{C37}	-15,59	-17,22
13 V _{G27}	1,00430	0,99936	40 V _{G89}	1,01446	0,99754	67 Q _{C44}	9,99	4,24
14 V _{G31}	1,00452	1,00430	41 V _{G90}	0,95651	1,06000	68 Q _{C45}	9,94	6,02
15 V _{G32}	1,00594	1,00358	42 V _{G91}	0,99226	1,01589	69 Q _{C46}	7,41	7,67
16 V _{G34}	1,01325	1,01080	43 V _{G92}	1,00559	0,99969	70 Q _{C48}	0,01	8,57
17 V _{G36}	1,00886	1,00943	44 V _{G99}	1,05480	1,00447	71 Q _{C74}	7,89	11,77
18 V _{G40}	1,00204	1,01697	45 V _{G100}	1,04179	1,03302	72 Q _{C79}	4,27	2,52
19 V _{G42}	1,01993	0,97842	46 V _{G103}	1,03094	1,01604	73 Q _{C82}	19,32	9,01
20 V _{G46}	1,03404	1,04466	47 V _{G104}	1,01592	1,00944	74 Q _{C83}	8,50	8,43
21 V _{G49}	1,00387	1,00960	48 V _{G105}	1,01115	1,00740	75 Q _{C105}	15,4	7,08
22 V _{G54}	1,02220	1,02139	49 V _{G107}	0,99912	1,00829	76 Q _{C107}	3,14	2,57
23 V _{G55}	1,01493	1,00456	50 V _{G110}	0,98883	1,01119	77 Q _{C110}	0,43	0,66
24 V _{G56}	1,01564	1,00995	51 V _{G111}	0,95795	0,99239			
25 V _{G59}	1,02570	0,96687	52 V _{G112}	1,01886	1,05014			
26 V _{G61}	1,00189	0,97158	53 V _{G113}	1,02539	0,99224			
27 V _{G62}	0,99466	0,96103	54 V _{G116}	0,99010	0,99370			



Şekil 6.18. TGS optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler (Yalçın ve diğerleri, 2019)

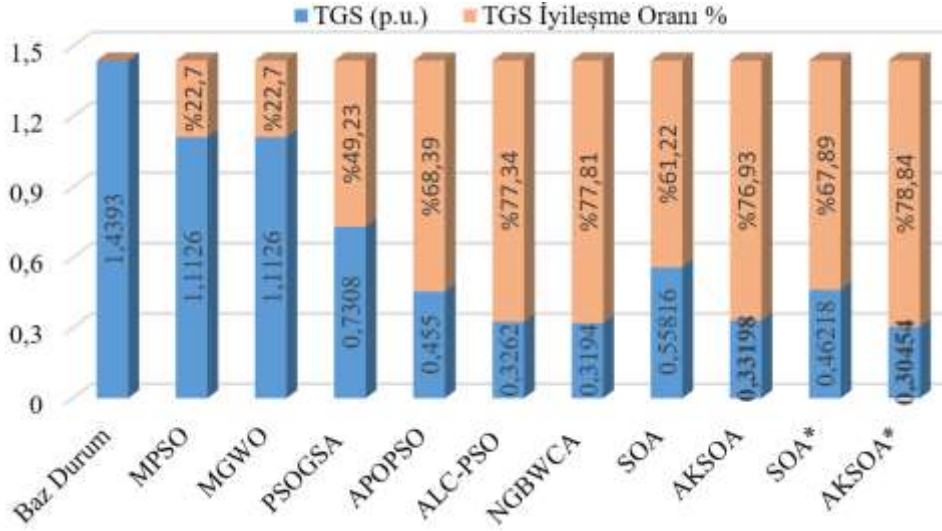
Şekil 6.18 incelendiğinde, AKSOA algoritmasının SOA algoritmasına göre uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri bakımından %44,47 daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Bu bağlamda Şekil 6.18, AKSOA algoritmasıyla elde edilen sonuçların istatistiksel açıdan da SOA algoritmasına göre çok daha hassas ve iyi sonuç verdiğini göstermektedir. Kontrol değişkenlerinden kademe oranları ile şönt kompanzator çıkışlarının ayırık değişken yerine sürekli değişken olarak tanımlanması halinde ise; AKSOA algoritmasıyla elde edilen 0,33198 p.u. değeri 0,30454 p.u.'ya kadar düşürülebilmektedir. SOA algoritmasıyla yapılan analizlerin aynı tanımlama şekliyle tekrarlanması halinde ise; SOA algoritmasıyla elde edilen 0,55816 p.u. değeri 0,46218 p.u. değerine kadar indirilebilmiştir (Yalçın ve diğerleri, 2019).

Minimum TGS'nin elde edildiği analizlere ilişkin her iki algoritmanın 100 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları Şekil 6.19'da verilmiş olup, global minimuma daha yakın çözüme çok daha hızlı bir şekilde yakınsayan algoritmanın AKSOA algoritması olduğu açıkça görülmektedir.



Şekil 6.19. Test Sistemi-II için TGS optimizasyonuna ait algoritmaların yakınsama performansı (Yalçın ve diğerleri, 2019)

AKSOA ve SOA algoritması ile elde edilen sonuçların literatürde mevcut güncel çalışmalardan; Singh ve diğerleri (2015) tarafından önerilen ALC-PSO, Heidari ve diğerleri (2017) tarafından önerilen NGBWCA, Nuaekaew, Artrit, Pholdee ve Bureerat (2017) tarafından önerilen çok amaçlı PSO (MPSO) ve çok amaçlı GWO (MGWO) algoritmasıyla, Radosavljevic ve diğerleri (2018) tarafından önerilen PSO GSA, Aljohani ve diğerleri (2019) tarafından önerilen APOPSO algoritmasıyla karşılaştırması Şekil 6.20'de verilmiştir.



Şekil 6.20. Test Sistemi-II için TGS optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Karşılaştırma grafikleri incelendiğinde; AKSOA algoritmasının NGBWCA hariç diğer bütün algoritmalarından daha iyi sonuç bulduğu, NGBWCA algoritmasının önerildiği çalışmada ise tüm kontrol değişkenlerinin sürekli karakteristikli olarak tanımlandığı, kontrol değişkenlerinin tamamının sürekli değişken olarak tanımlandığında AKSOA algoritmasının NGBWCA algoritmasından %4,65 daha iyi sonuç verdiği, diğer taraftan AKSOA algoritmasından sonra grafikte belirtilen algoritmalarından kontrol değişkenleri ayrık olarak tanımlanan en iyi algoritma olan APOPSO algoritması arasında AKSOA lehine %27,04'lük bir fark bulunduğu anlaşılmıştır.

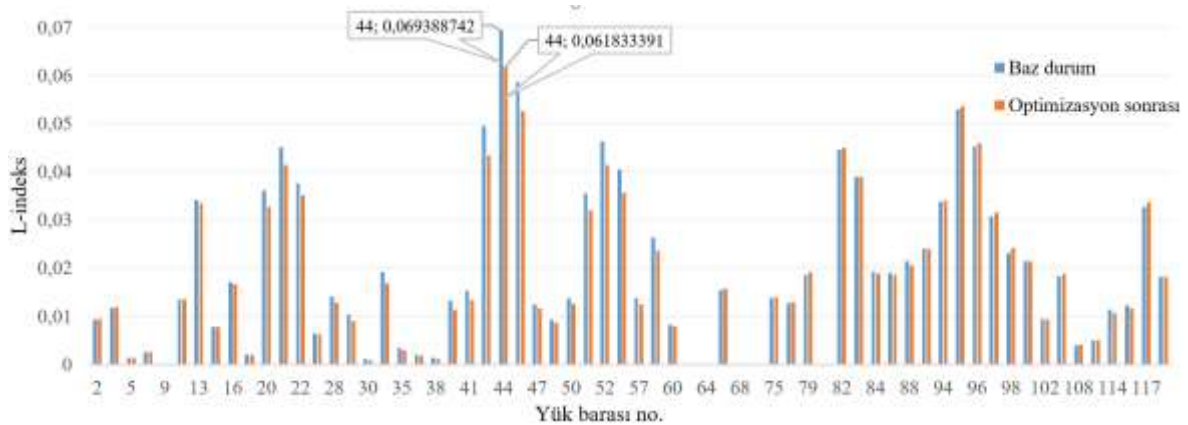
6.2.6. Test Sistemi-II gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonu

Test Sistemi-II baz durumunda; gerilim kararlılık indeksi 0,069389'dir. Söz konusu kararlılık indeksi değeri, 100 iterasyon sonucunda AKSOA algoritmasıyla 0,06183, SOA algoritmasıyla 0,06298 değerine indirilebilmiştir. Bu değerler, AKSOA algoritmasıyla baz durumuna göre %10,9'luk, SOA algoritmasına göre %1,8'lik iyileşmeyi ifade eder.

Söz konusu analizler sonucunda kontrol değişkenlerinin optimum ayar değerleri Çizelge 6.7'de, optimizasyon öncesi ve sonrasında yük baralarının gerilim kararlılık indeksleri ise Şekil 6.21'de sunulmuştur.

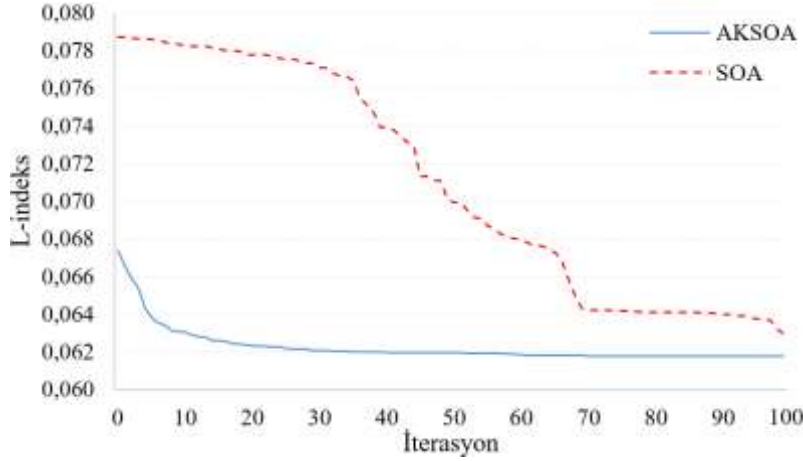
Çizelge 6.7. Test Sistemi-II L-indeksi optimizasyonu için elde edilen en iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri

Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA	Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA	Kontrol Değişkeni	AKSOA	SOA
1 V _{G1}	0,955735	0,960355	28 V _{G65}	1,01233	1,03467	55 T ₈	1,05	1,01
2 V _{G4}	1,01616	0,978763	29 V _{G66}	1,02952	1,0483	56 T ₃₂	1	1
3 V _{G6}	0,975639	0,991915	30 V _{G69}	1,04016	1,04891	57 T ₃₆	0,91	0,99
4 V _{G8}	1,01019	1,04897	31 V _{G70}	0,972649	1,01977	58 T ₅₁	0,93	0,91
5 V _{G10}	1,02978	1,03404	32 V _{G72}	0,987385	1,06	59 T ₉₃	1,1	0,98
6 V _{G12}	0,977206	0,990507	33 V _{G73}	0,950996	1,02966	60 T ₉₅	0,95	1,06
7 V _{G15}	1,02754	0,966207	34 V _{G74}	0,952943	0,987285	61 T ₁₀₂	1,07	1,02
8 V _{G18}	1,03959	0,956982	35 V _{G76}	0,948852	0,961952	62 T ₁₀₇	1	0,97
9 V _{G19}	1,02871	0,96218	36 V _{G77}	0,99748	0,996418	63 T ₁₂₇	0,94	0,92
10 V _{G24}	0,985467	1,05534	37 V _{G80}	1,01501	1,02393	64 Q _{C5}	-37,81	-0,54
11 V _{G25}	1,04087	1,00503	38 V _{G85}	1,00376	0,978981	65 Q _{C34}	13,87	10,5
12 V _{G26}	1,0252	0,964982	39 V _{G87}	1,01246	1,00405	66 Q _{C37}	-22,72	-1,6
13 V _{G27}	0,973037	0,99289	40 V _{G89}	1,03047	0,995163	67 Q _{C44}	10	9,99
14 V _{G31}	1,05786	0,996413	41 V _{G90}	1,02609	1,02329	68 Q _{C45}	10	10
15 V _{G32}	1,00795	0,994943	42 V _{G91}	1,05625	1,05749	69 Q _{C46}	0,02	7,86
16 V _{G34}	1,05797	1,02633	43 V _{G92}	1,01457	0,9973	70 Q _{C48}	6,81	13,9
17 V _{G36}	1,05584	1,02214	44 V _{G99}	0,996893	0,957343	71 Q _{C74}	3,71	11,4
18 V _{G40}	1,04933	0,992622	45 V _{G100}	0,996397	1,01145	72 Q _{C79}	1,48	18,97
19 V _{G42}	1,01643	1,05812	46 V _{G103}	0,971263	1,00047	73 Q _{C82}	10,82	19,65
20 V _{G46}	1,06	1,06	47 V _{G104}	0,950643	0,979293	74 Q _{C83}	7,41	9,95
21 V _{G49}	1,06	1,05966	48 V _{G105}	0,948923	0,973555	75 Q _{C105}	0,41	2,11
22 V _{G54}	1,02319	0,99327	49 V _{G107}	0,940155	0,95897	76 Q _{C107}	3,2	4,86
23 V _{G55}	1,00555	0,98862	50 V _{G110}	0,960903	0,978602	77 Q _{C110}	5,96	4,29
24 V _{G56}	1,01199	0,991231	51 V _{G111}	0,942998	1,01566			
25 V _{G59}	0,943303	1,00009	52 V _{G112}	1,00225	0,961293			
26 V _{G61}	1,01497	1,00638	53 V _{G113}	1,05744	0,960409			
27 V _{G62}	1,00589	1,00812	54 V _{G116}	0,94595	0,979091			

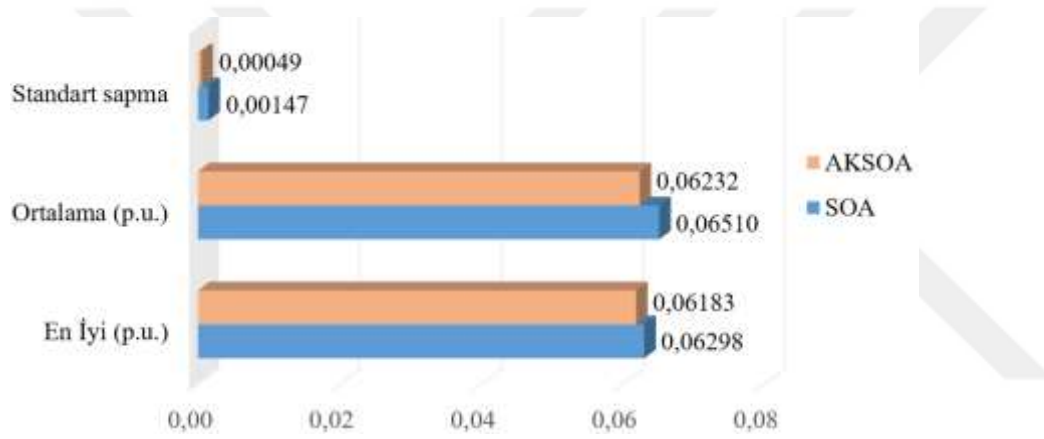


Şekil 6.21. Gerilim kararlılığı iyileştirmesi optimizasyonu kapsamında yük baralarının statik gerilim indeksleri

En iyi sonuçların elde edildiği analize ilişkin her iki algoritmanın 100 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları Şekil 6.22’de, elde edilen fizibil çözümlerin istatistiksel sonuçları ise Şekil 6.23’de verilmiştir.



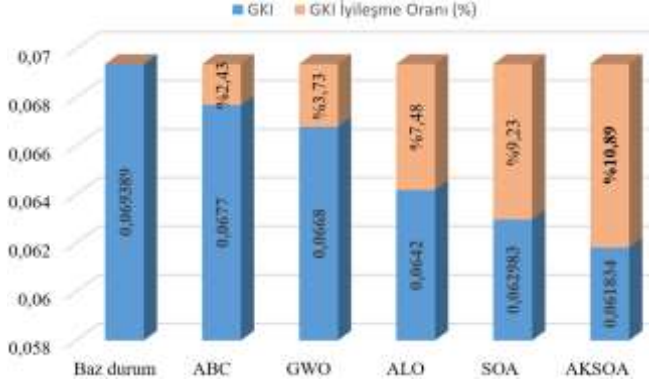
Şekil 6.22. Test Sistemi-II L-indeks optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi



Şekil 6.23. L-indeksi optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler

Gerek yakınsama eğrileri gerekse istatistiksel veriler incelendiğinde; uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri açısından önerilen algoritmanın klasik SOA algoritmasına göre %4,27 daha iyi değer elde edilebildiği ve yakınsama hızının SOA algoritmasına göre daha iyi olduğu anlaşılmıştır.

Elde edilen sonuçların Mouassa ve diğerleri (2017) tarafından uygulanan ABC, GWO, ALO algoritmalarıyla karşılaştırılması Şekil 6.24’de sunulmuştur. Karşılaştırma tabloları, AKSOA algoritmasının yalnızca SOA algoritmasından değil, Mouassa ve diğerleri (2017) tarafından uygulanan ABC, GWO, ALO algoritmalarının sonuçlarından da iyi olduğu, önerilen algoritmaya en yakın çözüm sunan ALO algoritmasından %3,67 oranında daha iyi sonuç elde edildiğini göstermiştir.



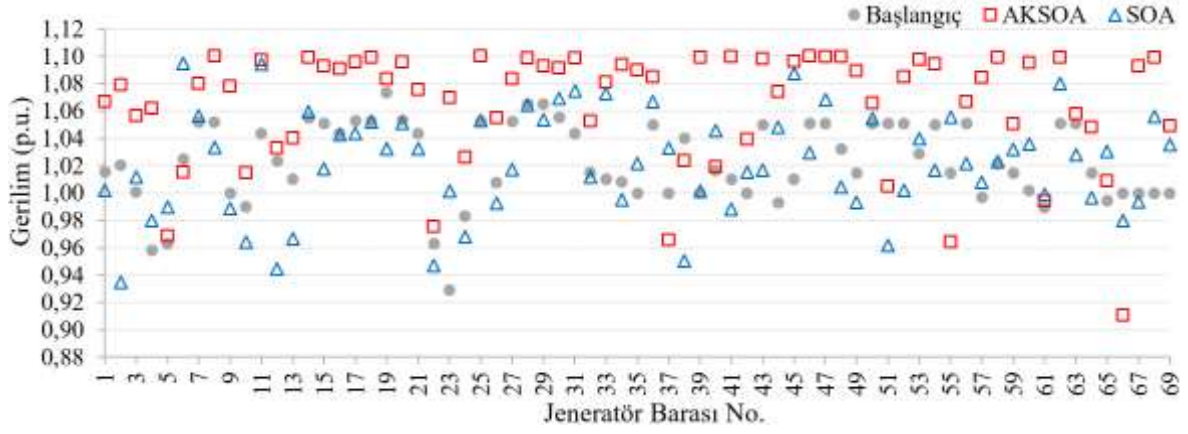
Şekil 6.24. Test Sistemi-II için gerilim kararlılığı optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması

6.2.7. Test Sistemi-III üzerinde $P_{\text{kayıp}}$ minimizasyonu

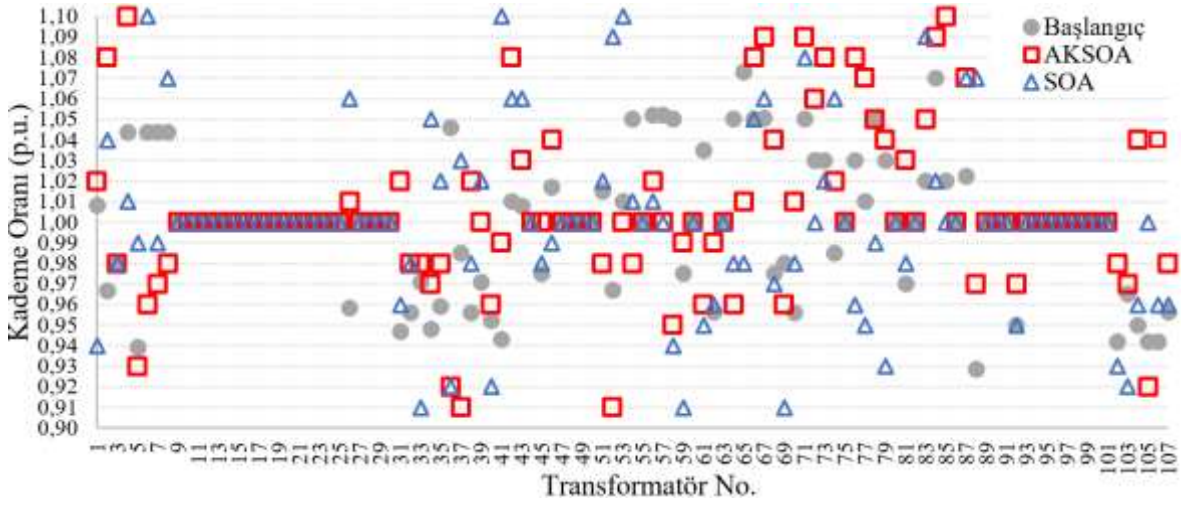
Test Sistemi-III olarak IEEE 300-baralı güç sistemi; baz durumda tüketiciler tarafından toplam 23525,8 MW aktif, 7788 MVAR reaktif yük çekilmekte olup, buna karşın güç sistemiyle irtibatlı elektrik üretim santralleri ve baralara bağlı şönt ekipmanlar aracılığıyla toplamda 23935,4 MW aktif, 7983,7 MVAR reaktif güç üretilmektedir. Dolayısıyla başlangıç koşullarında sistemde 408,32 MW aktif, 5504,18 MVAR reaktif güç kaybı mevcuttur.

Aktif güç kaybı optimizasyonu neticesinde söz konusu baz kayıp değeri AKSOA algoritmasıyla 367,1255 MW değerine indirilebilmiştir (Yalçın ve diğerleri, 2019). SOA algoritmasıyla uygulanabilir çözüm bulmakta zorlanılmış ve minimum 409,964 MW kayıp değeri elde edilebilmiştir. Dolayısıyla, AKSOA algoritmasıyla baz duruma göre %10,09'luk, SOA algoritmasına göre ise %10,45'lik bir iyileşme sağlanmıştır. AKSOA ve SOA algoritmalarıyla elde edilen en iyi sonuçlar için kontrol değişkenlerinin durumu Şekil 6.25'de görülmektedir.

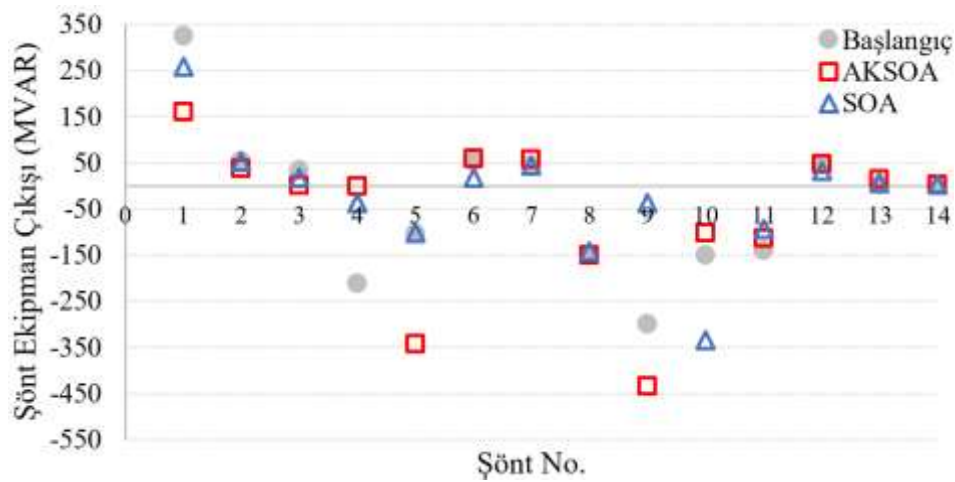
AKSOA ve SOA algoritması ile elde edilen sonuçların; 2014 yılında optimum yük akışı problemlerinin çözümü için gerçekleştirilen optimizasyon yarışması kapsamında Erlich, Rueda, Wildenhues, Shewarega (2014) çalışmasında önerilen Ortalama Varyans Optimizasyon Algoritması (MVMO), Diferansiyel Gelişim Parçacık Sürü Optimizasyonu (DEEPSO) algoritmalarının yanı sıra Mouassa ve diğerleri (2017) tarafından önerilen ALO algoritmasıyla karşılaştırması Şekil 6.26'da sunulmuştur.



(a)



(b)



(c)

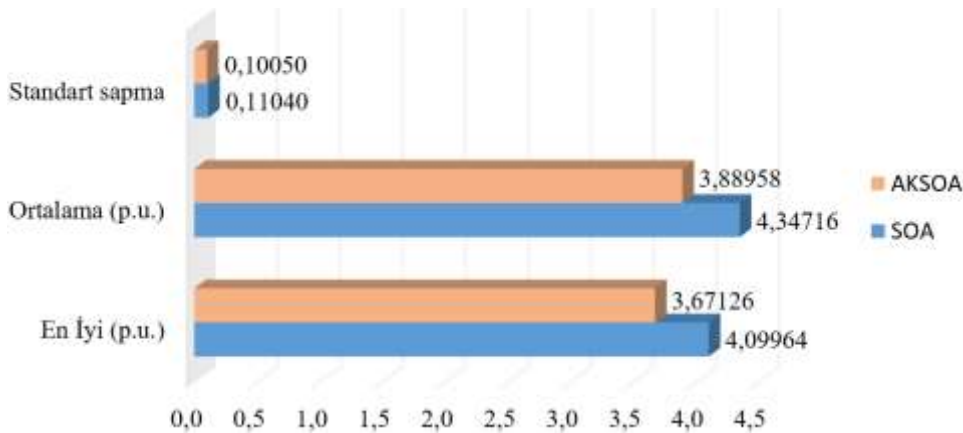
Şekil 6.25. En iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri a) Jeneratör barası gerilim ayar değerleri b) Kademesi değiştirilebilir transformatörlerin kademe oranları c) VAR kompanzator ayar değerleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)



Şekil 6.26. Test Sistemi-III için $P_{\text{kayıp}}$ optimizasyonuna ait sonuçların diğer güncel çalışmalarla karşılaştırması (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Daha büyük ve zorluk seviyesi çok daha yüksek güç sistemleri üzerinde AKSOA algoritmasının diğer algoritmalara nazaran üstünlüğü dikkat çekmektedir. Aktif güç kaybı optimizasyonunda AKSOA algoritmasının kullanılması durumunda 408,3155 MW olan aktif güç kaybının %10,09 iyileştirildiği görülmektedir. Bunun yanı sıra SOA algoritmasıyla uygulanabilir çözüm bulunmasında zorlanılmıştır. Nitekim, Şekil 6.21’de belirtilen algoritmalar içerisinde en kötü performansı klasik SOA algoritması göstermiştir. Bu algoritmalar içerisinde AKSOA algoritmasından sonra en iyi çözümü sunan ALO algoritması arasında %4,62’lik AKSOA algoritması lehine bir fark bulunmaktadır.

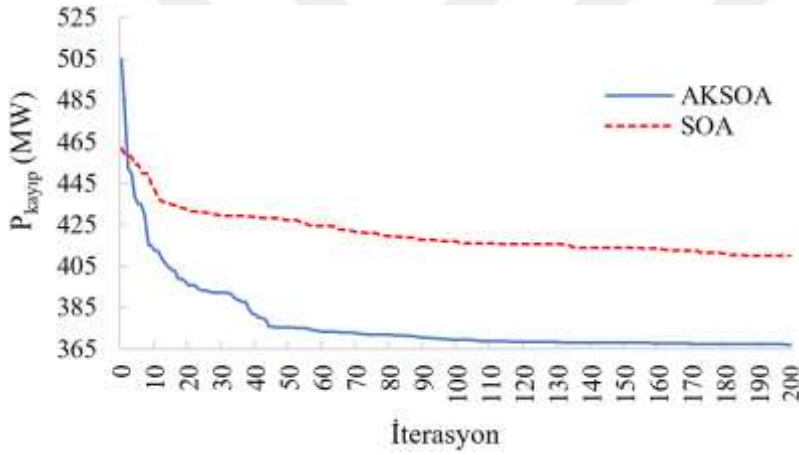
Gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen uygulanabilir çözümlerin istatistiksel sonuçları Şekil 6.27’de verilmiştir.



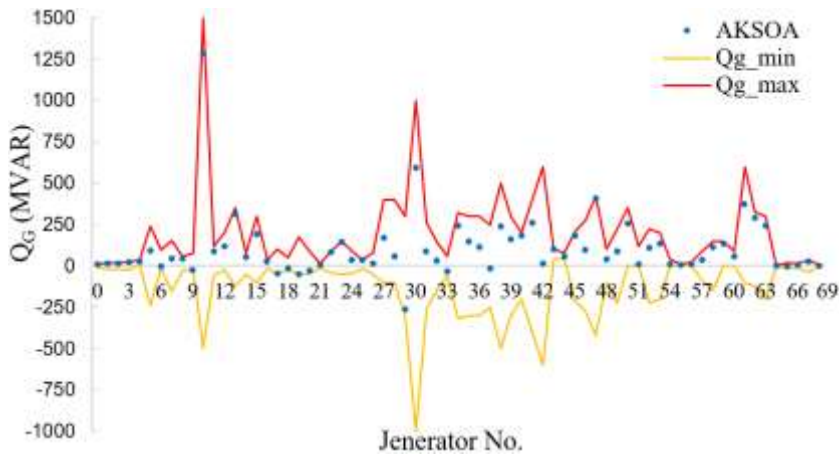
Şekil 6.27. $P_{\text{kayıp}}$ optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler (Yalçın ve diğerleri, 2019)

Şekil 6.27'ye göre; uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri açısından AKSOA algoritmasının SOA algoritmasından %10,53, standart sapma değeri açısından %8,97 daha iyi sonuç verdiği anlaşılmaktadır. Dolayısıyla, elde edilen sonuçların hem en iyi, hem ortalama, hem de standart sapma değerleri açısından bakıldığında, klasik SOA algoritması üzerinde yapılan değişiklik ve ilavelerin algoritmanın çözüm hassasiyetini önemli ölçüde iyileştirdiğini göstermektedir.

En iyi değerlerin elde edildiği analize ait her iki algoritmanın 200 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları Şekil 6.28'de, bağımlı değişkenlerin durumu ise Şekil 6.29'da verilmiştir. Yakınsama performansı açısından AKSOA algoritmasının SOA algoritmasına göre bariz üstünlüğünün olduğu açıktır.

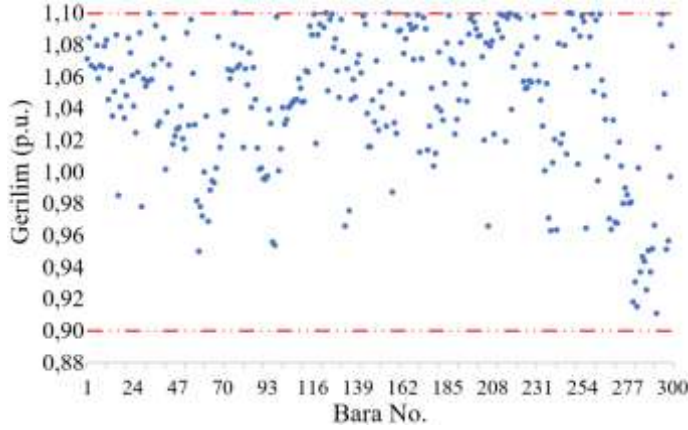


Şekil 6.28. Test sistemi III aktif güç kaybı optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi (Yalçın ve diğerleri, 2019)



(a)

Şekil 6.29. Bağımlı değişkenlerin durumu (a) Bara gerilimleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

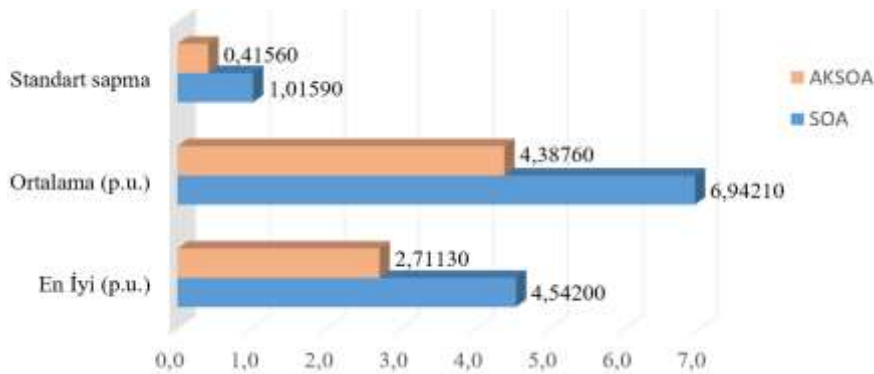


(b)

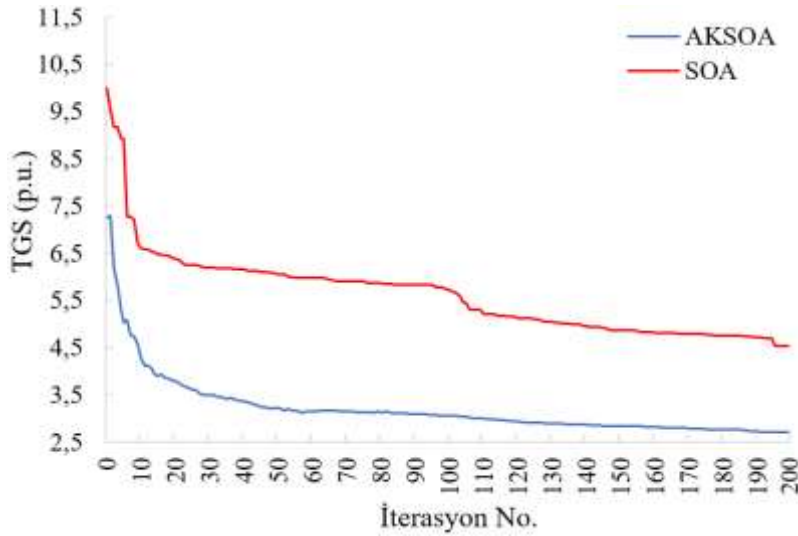
Şekil 6.29. (devam) Bağımlı değişkenlerin durumu (a) Bara gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları (Yalçın ve diğerleri, 2019)

6.2.8. Test Sistemi-III üzerinde TGS minimizasyonu

Tek amaçlı ORGD optimizasyonu kapsamında Test Sistemi-III baz durumunda; yük baralarının toplam gerilim sapması 5,4286 p.u'dur. Söz konusu baz değer, 200 iterasyon sonucunda AKSOA algoritmasıyla 2,7113 p.u, SOA algoritmasıyla 4,5420 p.u. TGS değerine indirilebilmiştir. AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerler, başlangıç durumuna göre %49,94'lük, SOA algoritmasına göre %59,69'luk iyileşmeye işaret etmektedir. TGS minimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA algoritmalarıyla gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen en iyi sonuçlar ve uygulanabilir çözümlerin istatiki verileri Şekil 6.30'de, en iyi değerlerin elde edildiği analize ait her iki algoritmanın 200 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları ise Şekil 6.31'da sunulmuştur.

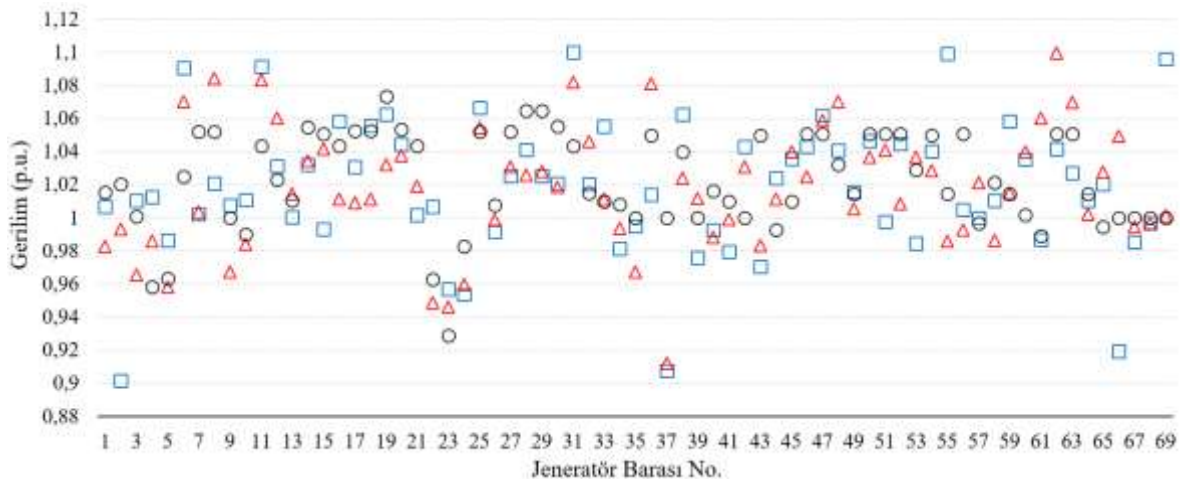


Şekil 6.30. TGS optimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler



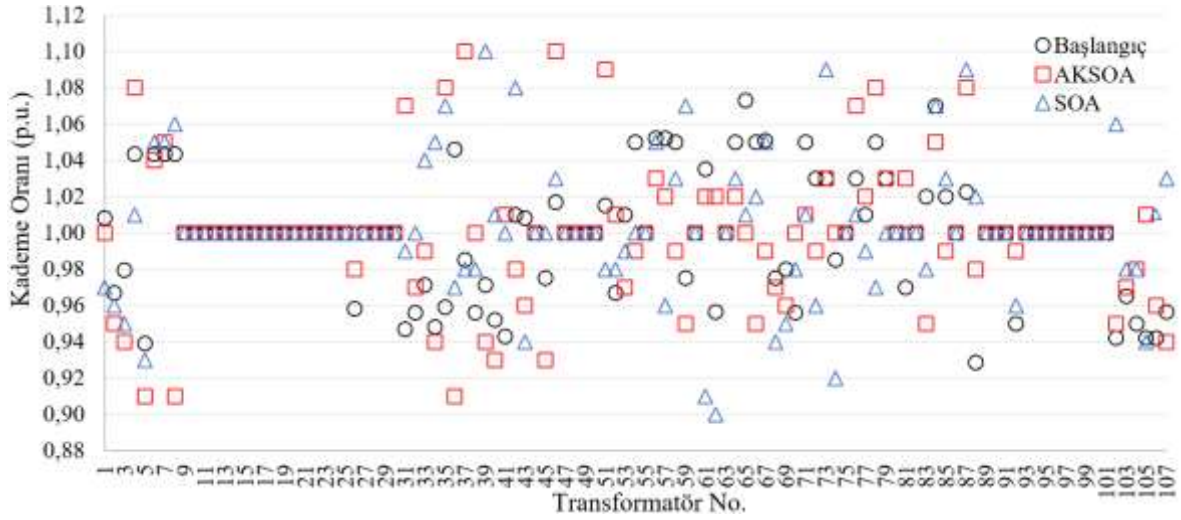
Şekil 6.31. Test sistemi III TGS optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi

Önerilen algoritma ve SOA algoritmasından elde edilen sonuçların istatistiksel verileri ile algoritmaların yakınsama performansları incelendiğinde; önerilen algoritmanın klasik SOA algoritmasına göre yalnızca en iyi değer elde etme açısından değil, aynı zamanda uygulanabilir sonuçların ortalama ve standart sapma değeri açısından ve bu değerlere ulaşmadaki hızı açısından çok daha tercih edilebilir olduğunu göstermektedir. En iyi TGS değerlerinin elde edildiği analize ilişkin kontrol parametrelerinin durumu Şekil 6.32’da görülmektedir.

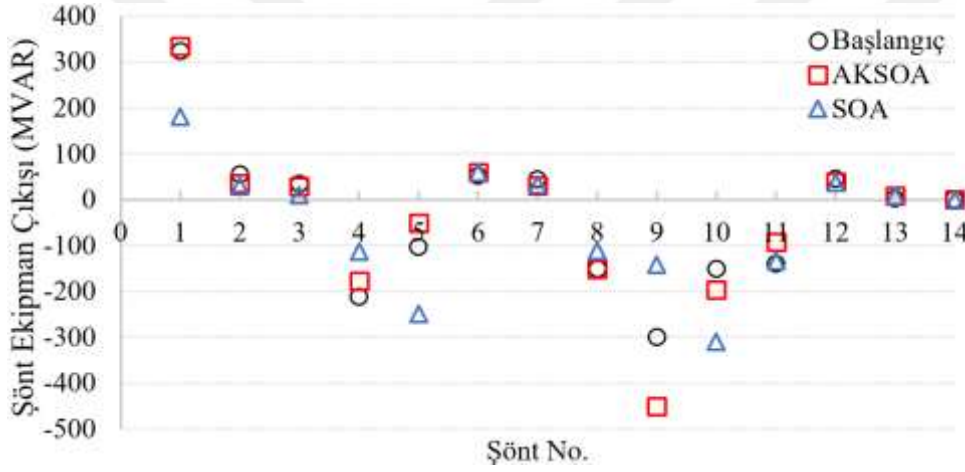


(a)

Şekil 6.32. En iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri a) Jeneratör barası gerilim ayar değerleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)



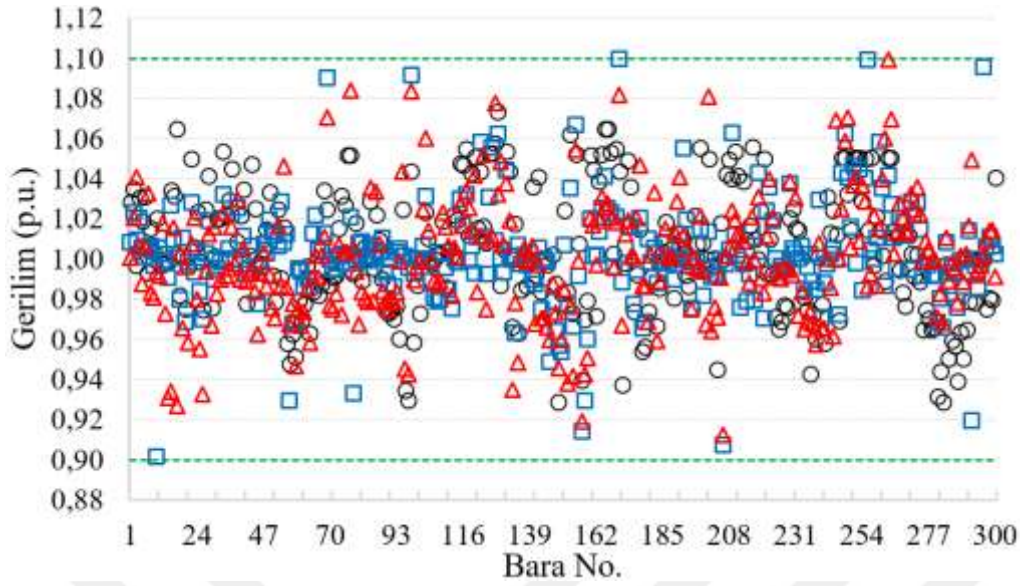
(b)



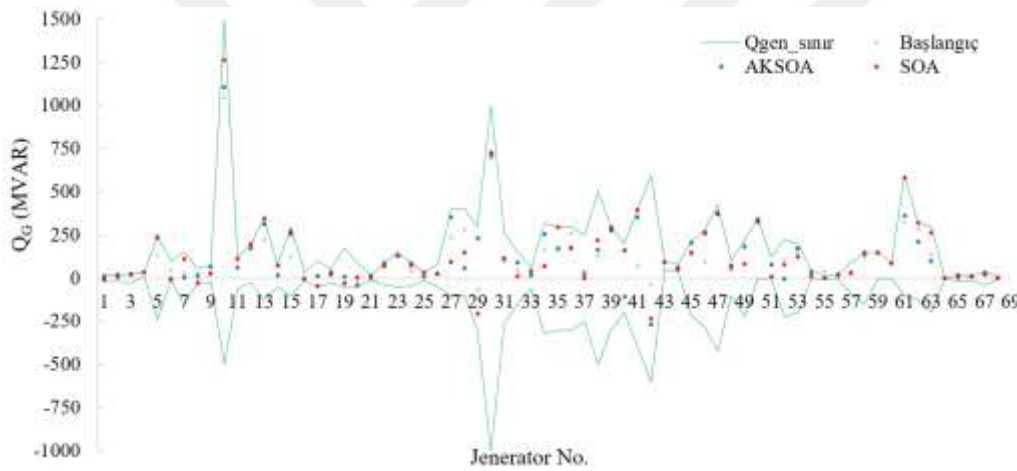
(c)

Şekil 6.32. (devam) En iyi sonuçlara ait kontrol değişkenlerinin ayar değerleri a) Jeneratör barası gerilim ayar değerleri b) Kademesi değiştirilebilir transformatörlerin kademe oranları c) VAR kompanzator ayar değerleri (Yalçın ve diğerleri, 2019)

En iyi TGS değerlerinin elde edildiği analize ilişkin bağımlı değişkenlerin durumu Şekil 6.33'de görülmektedir.



(a)

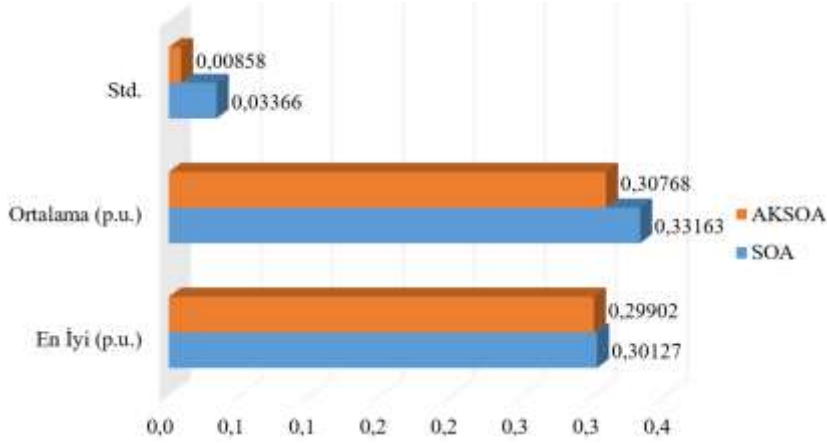


(b)

Şekil 6.33. Bağımlı değişkenlerin durumu (a) Bara gerilimleri (b) Jeneratörlerin reaktif güç çıkışları

6.2.9. Test Sistemi-III gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonu

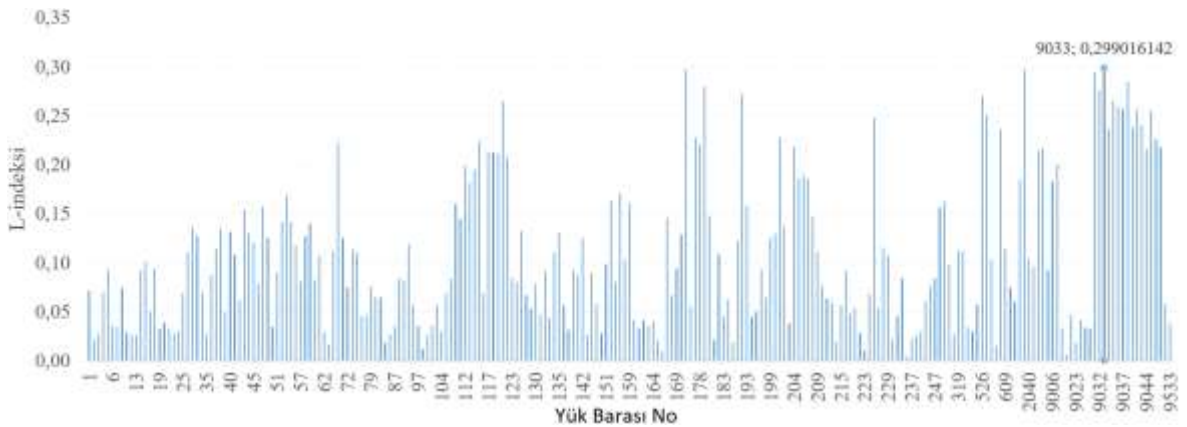
Test Sistemi-III baz durumunda L-indeksi 0,41352 olup, indeksi en yüksek bara 9033 no.lu (282. Bara) baradır. 200 iterasyon sonucunda AKSOA algoritmasıyla elde edilen en iyi L-indeksi değeri 0,29902, SOA algoritmasıyla elde edilen en iyi L-indeksi değeri ise 0,30127'dir. AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerler, başlangıç durumuna göre %27,69'luk, klasik SOA algoritmasına göre ise %0,25'lik bir iyileşmeyi ifade eder. Gerilim kararlılığının iyileştirilmesi kapsamında AKSOA ve SOA algoritmalarıyla gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen sonuçların istatistiksel verileri Şekil 6.34'de sunulmuştur.



Şekil 6.34. L-indeksi minimizasyonu kapsamında AKSOA ve SOA ile elde edilen analizlere ait istatistiksel veriler

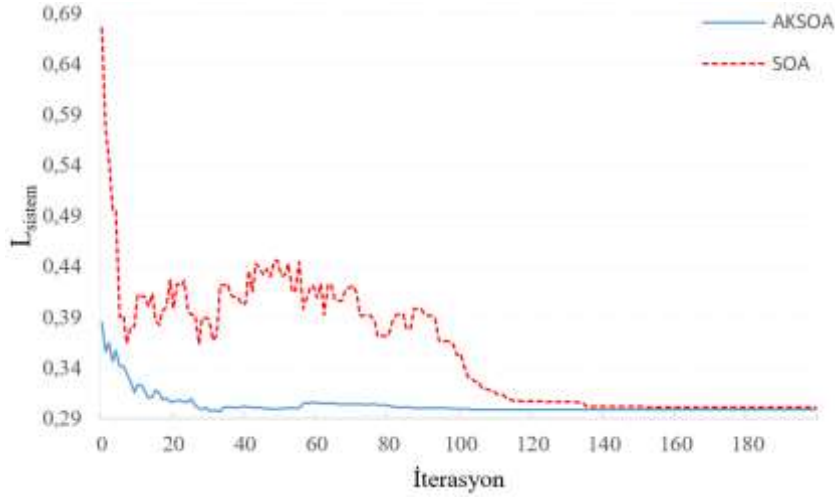
Şekil 6.34'e göre; minimum L-indeksi değeri açısından AKSOA ile SOA algoritmasının birbirine yakın performans gösterdiği görülse de analizler neticesinde elde edilen sonuçların ortalama değeri açısından AKSOA algoritmasıyla SOA algoritmasına göre %7,22 daha iyi sonuç elde edilebildiği anlaşılmaktadır.

Optimizasyon sonrası gerilim kararlılığı açısından en riskli baranın yine 9033 numaralı bara (282. Bara) olduğu anlaşılmıştır. Yük baralarının L-indeksleri Şekil 6.35'de sunulmuştur.



Şekil 6.35. Yük baralarının L-indeksi

En iyi değerlerin elde edildiği analize ait her iki algoritmanın 200 iterasyon süresince elde ettiği amaç fonksiyonu değerlerini gösterir yakınsama performansları Şekil 6.36'da sunulmuştur.



Şekil 6.36. Test sistemi III gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonuna ait yakınsama eğrisi

6.3. Çok Amaçlı Optimum Reaktif Güç Dağıtım Optimizasyonu

Çok amaçlı ORGD optimizasyonu kapsamında IEEE 30 ve IEEE 57 baralı güç sistemleri olmak üzere iki test sistemi üzerinde gerçekleştirilen analizler şu şekildedir:

- IEEE 30 baralı güç sistemi (Test Sistemi-I)
 - $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu
 - $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonu
- IEEE 57 baralı güç sistemi (Test Sistemi-II)
 - $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu
 - $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonu

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan algoritmalarından, mümkün mertebe pareto optimum cephe üzerinde veya yakınında ve pareto optimum cepheyi kapsayacak şekilde dağılan çözümler üretilmesi istenir. Bu minvalde, çok amaçlı optimizasyon algoritmalarının pareto optimum cepheye yakınlığıyla ilişkili ve/veya pareto cephedeki çözümlerin dağılımıyla ilişkili çeşitli performans ölçütleri geliştirilmiştir. Bu tez çalışmasında çok amaçlı optimizasyon algoritmalarının performansları; literatürde sıklıkla kullanılan metriklerden birisi olan ve Zitzler ve Thiele (1999) tarafından geliştirilmiş hipervolüm göstergesi ile elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin birbirlerine göre baskınlık durumları dikkate alınarak karşılaştırılmıştır. Hipervolüm göstergesinin tercih edilmesinin en önemli nedeni, bu göstergenin hem elde edilen çözümlerin pareto cephesine yakınlığı ile

ilgili, hem de çözümlerin dağılımı ile ilgili bilgi verebilmesidir. Hipervolüm göstergesine göre bir algoritmanın diğerine göre daha başarılı sayılabilmesi için, pareto cephesi çözümlerin oluşturduğu hipervolüm değerinin diğerinden daha yüksek olması gereklidir. Çok amaçlı ORGD probleminin pareto optimum cephesi bilinmemesi nedeniyle hipervolüm hesabında gerekli nadir amaç vektörü yada referans nokta, algoritmaların 50 kez koşturulması sonucu elde edilen amaç fonksiyonu değerlerinden elde edilmiştir.

6.3.1. Test Sistemi-I üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu

Çok amaçlı ORGD probleminin optimizasyonuna ilişkin analizlerin ilki Test Sistemi-I olarak adlandırılan IEEE 30 baralı güç sistemi üzerinde gerçekleştirilmiştir. Test Sistemi-I baz durumunda 5,6914 MW aktif güç kaybı, 1,0789 p.u. TGS değerine sahiptir. Analizler için organizma sayısı 30, maksimum iterasyon sayısı olarak 100 alınmıştır. Her iki algoritmanın 50 kez koşturulması neticesinde elde edilen pareto cephesi çözümlerin hipervolüm değerleri ile ÇAAKSOA ve MOSOS algoritmasından elde edilen EİÜÇ'lerin birbirlerini baskılama sayısı Çizelge 6.8'de sunulmuştur.

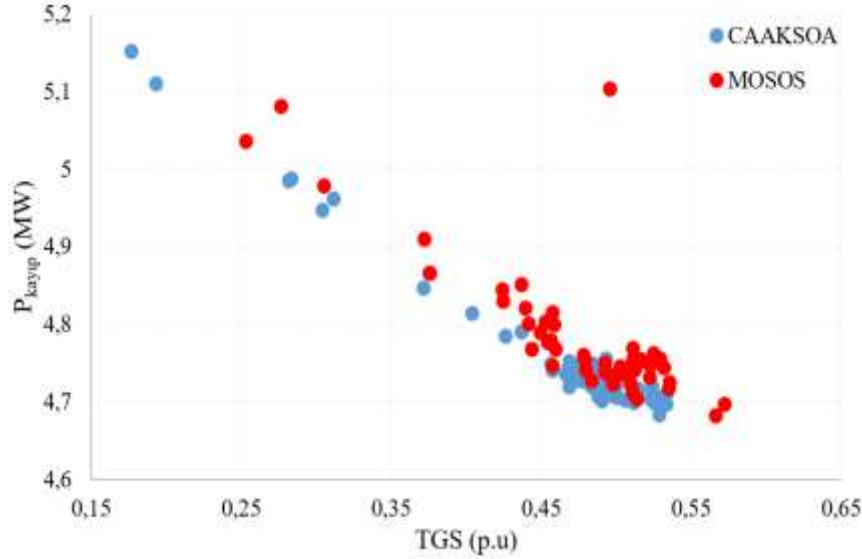
Çizelge 6.8. Test Sistemi-I $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu kapsamında ÇAAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri

Performans ölçütü	MOSOS	ÇAAKSOA
Maksimum hipervolüm	1,9372	1,9425
Ortalama hipervolüm	1,8491	1,8830
Bireylerin toplam baskınlanma sayısı	808	194

Her bir analiz tekrarı neticesinde elde edilen pareto cephesi çözümlerin hipervolüm değerlerine göre; ortalama değer açısından ÇAAKSOA algoritmasının MOSOS algoritmasından %1,83, maksimum değer açısından ise %0,27 daha iyi olduğu görülmüştür. Her bir koşturma sonucu elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin iki boyutlu düzlemdeki gösterimi Şekil 6.37'de sunulmuştur.

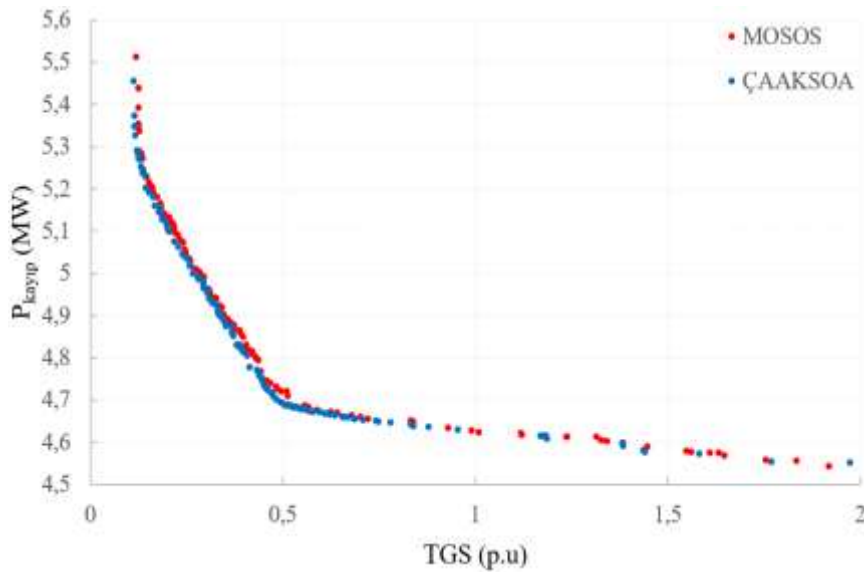
Çizelge 6.8 ve Şekil 6.37'ye göre, hem ÇAAKSOA hem de MOSOS algoritmasından elde edilen EİÜÇ'lerin tamamının hem kayıp hem de TGS değeri açısından baz duruma göre daha iyi olduğu, her iki algoritmayla elde edilen pareto cephesi çözümlerin tamamının uygulanabilir çözüm olduğu, MOSOS algoritmasıyla elde edilen 50 EİÜÇ'nin ÇAAKSOA

çözümleri tarafından toplam 808 kez domine edilirken ÇAAKSOA ile elde edilen 50 EİUÇ'nin MOSOS çözümleri tarafından toplam 194 kez domine edilebildiği görülmüştür.



Şekil 6.37. Test Sistemi I üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler

Tüm koşturmalar neticesinde ÇAAKSOA ve MOSOS algoritmaları ile üretilen pareto cephesi çözümlerin BÇS ile sınıflandırılması sonucu elde edilen domine edilmemiş pareto cephesi çözümleri Şekil 6.38'de sunulmuştur.



Şekil 6.38. Test Sistemi I üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS-indeksi minimizasyonu kapsamında elde edilen pareto cephesi çözümleri

Şekil 6.38’de verilen pareto cephesi çözümlerin, Singh ve Srivastava (2016) tarafından analiz edilen Çok Amaçlı PSO (MOPSO), Çok Amaçlı DE (MODE) ve Tekrarlanan MODE (RMODE) algoritmalarıyla elde edilen çözümler ile karşılaştırması Çizelge 6.9’da verilmiştir.

Çizelge 6.9. ÇAAKSOA ve MOSOS ile $P_{\text{kayıp}}$ & TGS optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık sonuçlar için kontrol değişkenlerinin ayar değerleri

Kontrol Değişkeni	Başlangıç Değeri	MOPSO	MODE	RMODE	ÇAAKSOA	MOSOS
V_{G1}	1,05	1.04177	1,06	1.06044	1,058014	1,055722
V_{G2}	1,04	1.03466	1,04777	1.04882	1,049064	1,045293
V_{G5}	1,01	1.01077	1.02233	1.02221	1,018701	1,018609
V_{G8}	1,01	1.0042	1.02083	1.02089	1,023085	1,018988
V_{G11}	1,05	1.03182	1.06205	1.04178	1,035617	1,042661
V_{G13}	1,05	1.01896	1.02585	1.03652	1,012031	1,025379
T_{6-9}	1,078	1.05146	1.06758	1.04059	1,06	1,06
T_{6-10}	1,069	0.96889	0.9507	0.95354	0,95	0,93
T_{4-12}	1,032	1.02429	1.01394	1.03667	1,01	1,01
T_{28-27}	1,068	0.98039	0.98076	0.9873	0,98	0,97
Q_{C-10}	0	5	2,581	1,965	4,77	0,71
Q_{C-12}	0	2,021	4,325	0,023	3,37	2,23
Q_{C-15}	0	2,121	0,418	2,548	4,55	3,35
Q_{C-17}	0	2,012	2,739	2,409	4,04	1,64
Q_{C-20}	0	2,776	2,881	4,958	4,64	4,44
Q_{C-21}	0	2,915	3,295	3,886	4,43	4,87
Q_{C-23}	0	2,135	4,952	4,649	3,1	2,29
Q_{C-24}	0,043	3,911	4,976	4,704	5	4,02
Q_{C-29}	0	1,471	1,937	3,003	2,16	1,96
$P_{\text{kayıp}}$, MW	5,6914	5,22687	5,1088	5,09737	5,068884	5,097252
TGS, p.u.	1,0789	0,14359	0,23465	0,22855	0,225481	0,220146

Çizelge 6.9’a göre, ÇAAKSOA algoritmasıyla Singh ve Srivastava (2016) tarafından önerilen RMODE algoritmasıyla elde edilen çözümden hem aktif güç kaybı hem de TGS değeri açısından daha iyi olduğu anlaşılmaktadır.

6.3.2. Test Sistemi-I üzerinde $P_{\text{kayıp}}$ & L-indeksi optimizasyonu

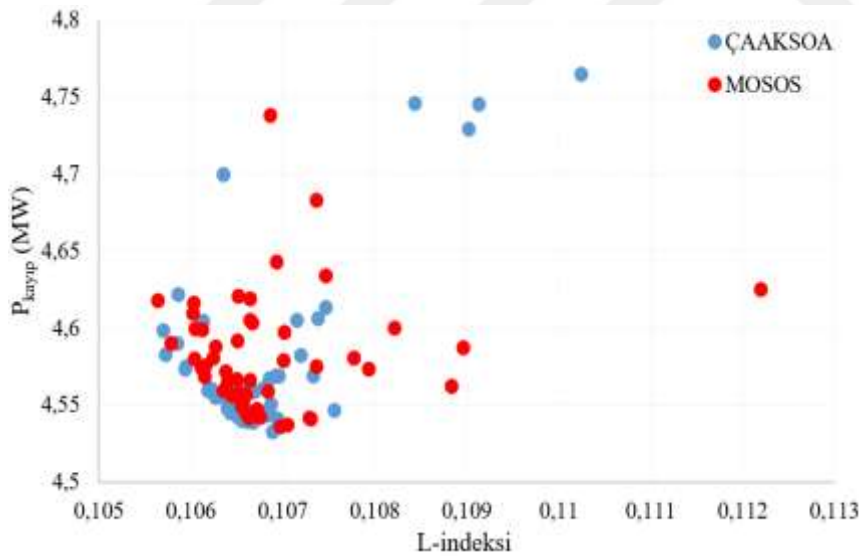
Test Sistemi-I üzerinde çok amaçlı ORGD kapsamında gerçekleştirilen ikinci analiz $P_{\text{kayıp}}$ ile L-indeksinin birlikte optimizasyonudur. IEEE 30 baralı güç sistemi üzerinde gerçekleştirilen analizler için organizma sayısı 30, maksimum iterasyon sayısı 100 alınmıştır. Test Sistemi-I baz durumunda 5,6914 MW aktif güç kaybı, 0,1765 L-indeks

değerine sahiptir. Her iki algoritmanın 50 kez koşturulması neticesinde elde edilen pareto cephesi çözümlerin hipervolüm değerleri ile ÇAAKSOA ve MOSOS algoritmasından elde edilen EİÜÇ'lerin birbirlerini baskılama sayısı Çizelge 6.10'da, her bir koşturma sonucu elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin iki boyutlu düzlemdeki gösterimi ise Şekil 6.39'da sunulmuştur.

Çizelge 6.10. Test Sistemi-I $P_{\text{kayıp}}$ & L-indeksi optimizasyonu kapsamında ÇAAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri

Performans ölçütü	MOSOS	ÇAAKSOA
Maksimum hipervolüm	0,00601	0,00618
Ortalama hipervolüm	0,00527	0,00543
Bireylerin toplam baskınlanma sayısı	1317	1087

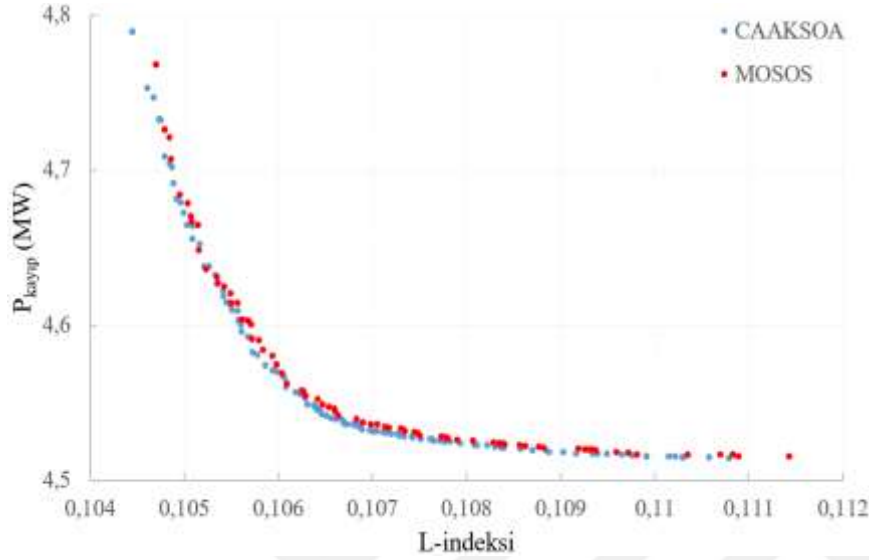
Her bir analiz tekrarı neticesinde elde edilen pareto cephesi çözümlerin hipervolüm değerlerine göre; ortalama değer açısından ÇAAKSOA algoritmasının MOSOS algoritmasından %3,04, maksimum değer açısından ise %2,73 daha iyi olduğu görülmüştür.



Şekil 6.39. Test Sistemi I üzerinde $P_{\text{kayıp}}$ & L-indeksi minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler

Çizelge 6.10 ve Şekil 6.39'a göre, hem ÇAAKSOA hem de MOSOS algoritmasından elde edilen EİÜÇ'lerin tamamının hem kayıp hem de L-indeksi değeri açısından baz duruma göre daha iyi olduğu, MOSOS algoritmasıyla elde edilen 50 EİÜÇ'nin ÇAAKSOA çözümleri tarafından toplam 1317 kez domine edilirken ÇAAKSOA ile elde edilen 50 EİÜÇ'nin MOSOS çözümleri tarafından toplam 1087 kez domine edilebildiği görülmüştür.

Tüm koşturmalar neticesinde ÇAAKSOA ve MOSOS algoritmaları ile üretilen pareto cephesi çözümlerin BÇS ile sınıflandırılması sonucu elde edilen domine edilmemiş pareto cephesi çözümleri Şekil 6.40'da görülmektedir.



Şekil 6.40. Test Sistemi I üzerinde $P_{kayıp}$ & L-indeksi minimizasyonu kapsamında elde edilen pareto cephesi çözümleri

ÇAAKSOA ve MOSOS algoritması ile elde edilen sonuçların literatürdeki güncel çalışmalarda elde edilen sonuçlarla karşılaştırması Çizelge 6.11'de sunulmuştur.

Çizelge 6.11. ÇAAKSOA ve MOSOS ile $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık sonuçların literatürdeki çalışmalarla karşılaştırması

Yöntem	$P_{kayıp}$	L-indeksi
MOPSO(Chen ve diğerleri, 2014)	5,30800	0,12191
MOIPSO (Chen ve diğerleri, 2014)	5,27900	0,11904
MOCIPSO (Chen ve diğerleri, 2014)	5,23200	0,11821
NSGA (Ghasemi ve diğerleri, 2014)	5,10200	0,12110
MOPSO (Ghasemi ve diğerleri, 2014)	4,93820	0,12030
MOHBMO (Ghasemi ve diğerleri, 2014)	4,91020	0,12000
DE (Christy ve diğerleri, 2016)	4,85000	0,13100
CPEVHBMO (Ghasemi ve diğerleri, 2014)	4,82352	0,11341
ABPPO (Christy ve diğerleri, 2016)	4,53600	0,11491
MOSOS	4,55709	0,10637
ÇAAKSOA	4,51744	0,10941

Çizelge 6.11'de verilen sonuçlar içerisinde en baskın çözüm olan ABPPO algoritmasından ÇAAKSOA ile elde edilen EİÜÇ'nin hem aktif güç kaybı hem de L-indeksi değeri açısından

çok daha iyi olduğu görülmektedir. Söz konusu bulanık EİUÇ'lere ait kontrol değişkenlerinin optimum ayar değerleri Çizelge 6.12'de sunulmuştur.

Çizelge 6.12. Test Sistemi-I P_{kayıp} & L-indeksi optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık sonuçlar için kontrol değişkenlerinin ayar değerleri

Kontrol Değişkeni	Alt Sınır	Üst Sınır	Başlangıç Değeri	ÇAAKSOA	MOSOS
V _{G1}	0,95	1,10	1,05	1,099956	1,099999
V _{G2}	0,95	1,10	1,04	1,093975	1,095754
V _{G5}	0,95	1,10	1,01	1,074188	1,077146
V _{G8}	0,95	1,10	1,01	1,076353	1,081122
V _{G11}	0,95	1,10	1,05	1,099991	1,0994
V _{G13}	0,95	1,10	1,05	1,099995	1,1
T ₆₋₉	0,90	1,10	1,078	1,04	1,01
T ₆₋₁₀	0,90	1,10	1,069	0,9	0,92
T ₄₋₁₂	0,90	1,10	1,032	0,98	0,98
T ₂₈₋₂₇	0,90	1,10	1,068	0,97	0,97
Q _{C-10}	0	0,05	0	4,88	5
Q _{C-12}	0	0,05	0	5	4,59
Q _{C-15}	0	0,05	0	4,63	3,47
Q _{C-17}	0	0,05	0	4,91	4,95
Q _{C-20}	0	0,05	0	4,28	4,97
Q _{C-21}	0	0,05	0	4,99	4,86
Q _{C-23}	0	0,05	0	2,87	3,96
Q _{C-24}	0	0,05	0,043	5	2,82
Q _{C-29}	0	0,05	0	1,53	0
P _{kayıp} , MW	-	-	5,6914	4,517441	4,55709
L-indeksi	-	-	0,1765	0,109412	0,106359

6.3.3. Test Sistemi-II üzerinde P_{kayıp} & TGS optimizasyonu

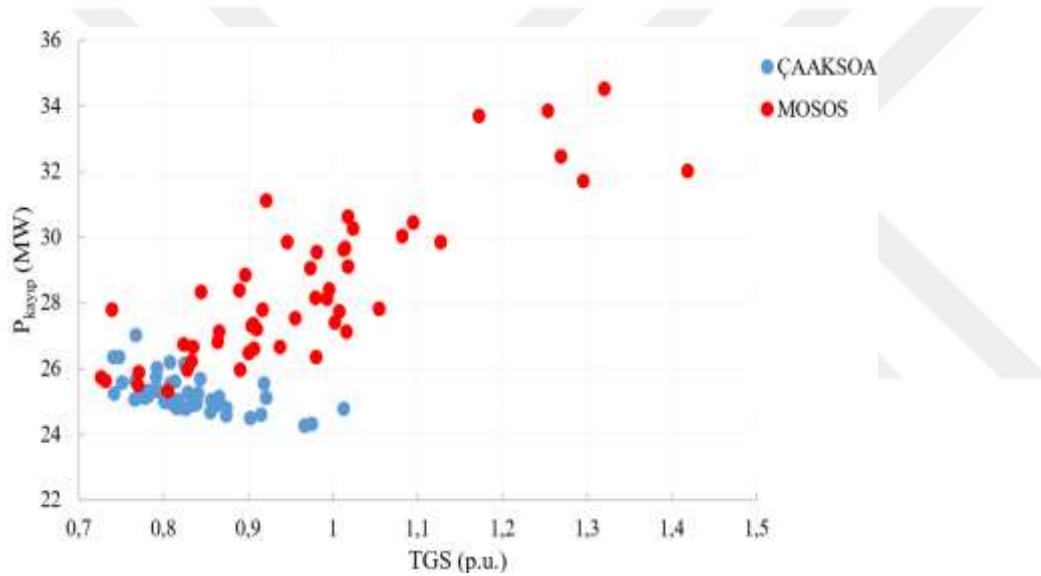
IEEE 57 baralı güç sisteminde P_{kayıp} & TGS optimizasyonu için organizma sayısı 30, maksimum iterasyon sayısı 100 alınmıştır. Söz konusu test sistemi baz durumunda 27,8637 MW aktif güç kaybı, 1,2335 p.u. toplam gerilim saptması değerine sahiptir.

Her iki algoritmanın 50 kez koşturulması neticesinde elde edilen pareto cephesi çözümlerin hipervolum değerleri ile ÇAAKSOA ve MOSOS algoritmasından elde edilen EİUÇ'lerin birbirlerini baskılama sayısı Çizelge 6.8'de, her bir koşturma sonucu elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin iki boyutlu düzlemdeki gösterimi ise Şekil 6.37'de sunulmuştur.

Her iki algoritma ile her bir kořturma neticesinde hesaplanan hipervolümlerin istatistiksel deęerleri ile AAKSOA ve MOSOS algoritmasından elde edilen EİUÇ'lerin birbirlerini baskılama sayısı izelge 6.13'de, her bir kořturma sonucu elde edilen en iyi uzlařık çözümlerin iki boyutlu düzlemdaki gösterimi ise Őekil 6.41'de sunulmuřtur.

izelge 6.13. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonu kapsamında AAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri

Performans ölçütü	MOSOS	AAKSOA
Maksimum hipervolüm	6,43433	6,96262
Ortalama hipervolüm	3,40225	6,16841
Bireylerin toplam baskılanma sayısı	3008	366

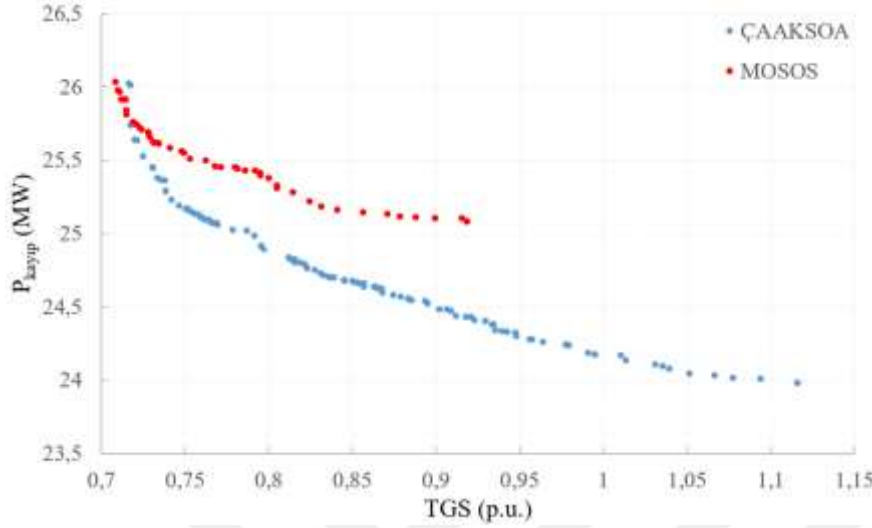


Őekil 6.41. Test Sistemi II üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlařık çözümler

izelge 6.13 ve Őekil 6.41 incelendięinde; AAKSOA algoritmasıyla elde edilen en iyi uzlařık çözümlerin tamamının baz durum deęerine göre baskın olduęu, 50 analiz neticesinde elde edilen hipervolümlerden maksimum deęer aısından MOSOS algoritmasından %8,21 daha iyi olduęu, AAKSOA ile elde edilen EİUÇ'lerin MOSOS algoritmasıyla elde edilen bir çok EİUÇ'yi baskıladıęı görölmektedir. Dolayısıyla MOSOS algoritmasına göre AAKSOA algoritmasının daha iyi uzlařık çözümler sunduęu anlařılmaktadır.

Tüm kořturmalar neticesinde AAKSOA ve MOSOS algoritmaları ile üretilen pareto cephesi çözümlerin BS ile sınıflandırılması sonucu elde edilen domine edilmemiş pareto cephesi çözümleri Őekil 6.42'de, AAKSOA ve MOSOS algoritması ile elde edilen

EİÜÇ'lerin literatürdeki güncel çalışmalarda elde edilen sonuçlarla karşılaştırması Çizelge 6.14'de verilmiştir.



Şekil 6.42. Test Sistemi II üzerinde $P_{kayıp}$ & TGS minimizasyonu kapsamında elde edilen pareto cephesi çözümleri

Çizelge 6.14. $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin literatürdeki çalışmalarla karşılaştırması

Yöntem	$P_{kayıp}$ (MW)	TGS (p.u.)
BBO (Christy ve diğerleri, 2016)	25,543	1,83635
DE (Christy ve diğerleri, 2016)	25,601	1,75562
ABPPO (Christy ve diğerleri, 2016)	25,039	1,65001
OMOPSO (Ghasemi ve diğerleri, 2015)	25,6567	0,9273
NSGA-II (Ghasemi ve diğerleri, 2015)	25,5318	0,92897
MGBICA (Ghasemi ve diğerleri, 2015)	25,3664	0,83711
GBICA (Ghasemi ve diğerleri, 2015)	25,3628	0,85359
MOSOS	25,3099	0,80498
ÇAAKSOA	25,02545	0,801194

Çizelge 6.14'e göre; ÇAAKSOA algoritmasının baz duruma göre hem aktif güç kaybı değeri açısından %10,19, TGS değeri açısından %35,05 daha iyi olduğu, MOSOS algoritmasına göre ise aktif güç kaybı değeri açısından %1,12, TGS değeri açısından %0,47 daha iyi olduğu, ayrıca ÇAAKSOA ile elde edilen EİÜÇ'nin söz konusu çizelgedeki algoritmaların tamamını baskıladığı anlaşılmaktadır.

Çizelge 6.14'de verilen ÇAAKSOA ve MOSOS EİÜÇ'lerinin elde edildiği kontrol değişkenlerinin ayar değerleri Çizelge 6.15'de verilmiştir.

Çizelge 6.15. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ & TGS optimizasyonunda elde edilen en iyi uzlaşık sonuçlar için kontrol değişkenlerinin ayar değerleri

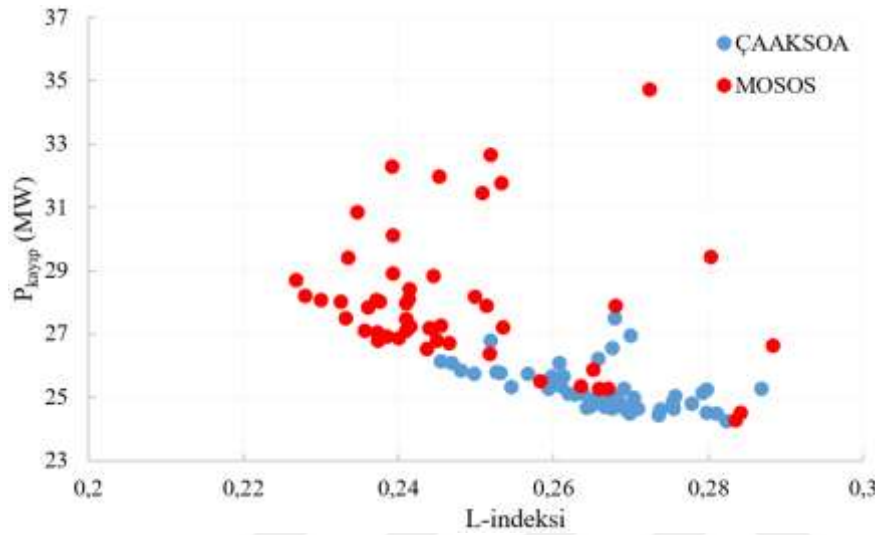
Kontrol değişkeni	Baz durum	ÇAAKSOA	MOSOS
V_{G1}	1,0400	1,054617	1,070159
V_{G2}	1,0100	1,046695	1,061427
V_{G3}	0,9850	1,028728	1,028975
V_{G6}	0,9800	1,018902	1,001260
V_{G8}	1,0050	1,039312	1,016049
V_{G9}	0,9800	1,021108	1,006925
V_{G12}	1,0150	1,01843	1,027985
T_{4-18}	0,97	0,9	1,04
T_{4-18}	0,9780	1,04	0,97
T_{21-20}	1,0430	0,99	0,98
T_{24-26}	1,0430	1,03	1,03
T_{7-29}	0,9670	0,97	0,94
T_{34-32}	0,9750	0,91	0,91
T_{11-41}	0,9550	0,9	0,9
T_{15-45}	0,9550	0,97	0,97
T_{14-46}	0,90	0,96	0,96
T_{10-51}	0,93	0,98	0,99
T_{13-49}	0,8950	0,93	0,93
T_{11-43}	0,9580	0,96	0,96
T_{40-56}	0,9580	1,01	1
T_{39-57}	0,98	0,94	0,93
T_{9-55}	0,94	0,99	0,98
Q_{C18}	10	0,52	7,08
Q_{C25}	5,90	5,82	5,87
Q_{C53}	6,30	6,28	6,18
$P_{kayıp}$	27,8637	25,02545	25,3099
TGS	1,2335	0,801194	0,80498

6.3.4. Test Sistemi-II üzerinde $P_{kayıp}$ & L-indeks optimizasyonu

Söz konusu test sistemi baz durumunda 27,8637 MW aktif güç kaybı, 0,3099 gerilim kararlılığı indeksine sahiptir. IEEE 57 baralı güç sisteminde $P_{kayıp}$ & L-indeks optimizasyonu kapsamında her iki algoritmanın 50 kez koşturulması neticesinde elde edilen pareto cephesi çözümlerin hipervolum değerleri ile ÇAAKSOA ve MOSOS algoritmasından elde edilen EİÜÇ'lerin birbirlerini baskılama sayısı Çizelge 6.16'da, her bir koşturma sonucu elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin iki boyutlu düzlemdeki gösterimi ise Şekil 6.43'de sunulmuştur.

Çizelge 6.16. Test Sistemi-II $P_{kayıp}$ & L-indeksi optimizasyonu kapsamında ÇAAKSOA ve MOSOS ile elde edilen pareto çözümlerin performans ölçütleri

Performans ölçütü	MOSOS	ÇAAKSOA
Maksimum hipervolüm	0,65322	0,67666
Ortalama hipervolüm	0,48848	0,60055
Bireylerin toplam baskınlanma sayısı	700	378



Şekil 6.43. $P_{kayıp}$ & L-indeksi minimizasyonu kapsamında elde edilen en iyi uzlaşık çözümler

Çizelge 6.16 ve Şekil 6.43 incelendiğinde; ÇAAKSOA algoritmasıyla elde edilen en iyi uzlaşık çözümlerin tamamının baz durum değerine göre baskın olduğu, 50 analiz neticesinde elde edilen hipervolümlerin en yükseği açısından MOSOS algoritmasından %3,59, ortalana değeri açısından %22,94 daha iyi olduğu, MOSOS algoritmasıyla elde edilen EİÜÇ'lerin ÇAAKSOA tarafından daha fazla baskılandığı görülmektedir. Bu sonuçlar doğrultusunda MOSOS algoritmasına göre ÇAAKSOA algoritmasının daha iyi çözüm sunduğu anlaşılmaktadır.



7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, öncelikle elektrik enerjisinde vazgeçilmez bir olgu olan reaktif gücün güç sistemindeki önemi ve etkileri izah edildikten sonra, güç sistemlerinin güvenli, kaliteli ve ekonomik olarak planlanması ve işletilmesi için önemli bir araç olan optimum reaktif güç dağıtımını (ORGD) problemi üzerinde durulmuştur. Bu kapsamda, tek ve çok amaçlı ORGD probleminin genel anlamda hangi amaç fonksiyonlarını içerdiği, problemin kısıtları, bu kısıtların sağlanması için uygulana gelen temel yöntemler açıklanmış, akabinde ORGD probleminin belirlenen amaç fonksiyonlarını minimize/maksimize etmek için bugüne kadar literatüre kazandırılmış önemli algoritmalara değinilmiştir.

Bu algoritmaların önemli bir kısmında, algoritmaların performansını önemli ölçüde etkileyen ve kullanıcılar tarafından belirlenmesi gereken parametreler içermesinin yarattığı sorunlara çözüm olarak 2014 yılında ilk olarak önerilen SOA algoritmasının kullanıcılarına sağladığı kolaylıklar ve beraberinde getirdiği bir dizi sorunlar açıklanmıştır. SOA algoritmasıyla sürekli değişkenli problemlere bilindik bir çok algoritmadan daha iyi çözümler elde edildiği görülse de, çok fazla yerel optimum noktaları olan, çok kısıtlı, doğrusal olmayan problemlerde yerel optimum noktalara takılıp kalma ya da global minimuma yakın noktalara çok geç yakınsama gibi bir dizi problemlerinin olduğu çeşitli araştırmacıların yaptığı çalışmalarla ortaya konmuştur.

Algoritmaların çözüm uzayındaki arama kabiliyetleri önemli olduğu kadar, kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde kısıtların sağlanması için tercih edilecek yöntemin de önemli olduğu, aksi taktirde optimuma en yakın çözümü bulma için kullanıcıların harcayacağı çaba ve zamanın artacağı, algoritmaların çözüm performansını olumsuz etkileyebildiğine değinildikten sonra sıklıkla uygulana gelen statik ceza fonksiyonunun kullanımının kullanıcılar ve algoritmalara olan olumsuz etkileri ortaya konmuştur. Özellikle problem karmaşıklıkça, kısıtların boyutu ve karakteristiklerinin birbirinden farklı olması durumunda ceza katsayılarının belirlenmesinde karşılaşılan zorluklar ve sıkıntılar izah edilmiştir.

Bu tez çalışması kapsamında öncelikle statik ceza fonksiyonu yöntemi kullanan klasik SOA algoritması ile çeşitli zorluk seviyesindeki güç sistemleri için ORGD problemine çözüm

aranmış ve nispeten daha az sayıda bara içeren güç sistemleri için ORGD probleminin çözümünde tatminkar ve literatürde mevcut bir çok algoritmadan daha başarılı sonuçlar elde edildiği yapılan analizlerle ortaya konmuştur. Ancak güç sistemleri büyüdükçe, kısıt sayısı arttıkça SOA algoritmasıyla uygulanabilir çözüm bulmanın zorlaştığı, yerel optimum noktalara takılıp kaldığı veya global optimuma yakın noktayı bulma süresinin çok uzadığı tespit edilmiştir.

Bu doğrultuda; hem konvansiyonel SOA algoritmasının avantajlarından mümkün mertebe istifade etmek, hem de tespit edilen sorunlara çözüm bulmak amacıyla; bazı algoritmalarda uygulanarak çözüme aday bireylerin çözüm uzayında daha etkili bir şekilde dağılmasına yardımcı olduğu bilinen kaos, SOA algoritmasının çeşitli merhalelerine entegre edilmiş ve konvansiyonel SOA algoritması kaotikleştirilmiştir.

SOA algoritmasının mutualizm ve kommensalizm fazında organizmaların yeni durumları ekosistemdeki en iyi organizmaya göre belirlendiğinden, ekosistem içerisindeki organizmaların birbirine olan üstünlüklerinin iyi değerlendirilmesi gerektiği vurgulanmış ve bu doğrultuda SOA algoritmasına yapılan modifikasyonların yanı sıra organizmaları hem amaç fonksiyonu hem de toplam kısıt aşım miktarına göre değerlendiren Global Rekabetçi Sıralama metodu, kaotikleştirilen SOA algoritmasına adapte edilmiştir. Bu değişiklikler ve ilave özellikler sonucunda; SOA algoritması temel alınarak Adaptif Kaotik Simbiyotik Organizmalar Arama (AKSOA) algoritması adında yeni bir algoritma geliştirilmiştir.

Bunun yanı sıra, bu tezin yazıldığı tarih itibariyle SOA temelli literatüre kazandırılan sayılı algoritmalarından hiçbirisinin çok amaçlı ORGD probleminde uygulanmadığı tespit edilmiş olup, literatüre 2016 yılında kazandırılan SOA temelli MOSOS algoritması tanıtılarak ORGD probleminin çözümüne ilişkin prosedürler izah edilmiştir.

Akabinde tek amaçlı ORGD için önerilen AKSOA algoritması temel alınarak çok amaçlı ORGD probleminin optimizasyonu için ÇAAKSOA adı verilen yeni bir algoritma oluşturulmuştur.

Tek amaçlı ORGD optimizasyonu için geliştirilen AKSOA algoritması ile SOA algoritması; IEEE tarafından geliştirilen 57, 118 ve 300 baralı güç sistemlerindeki ORGD

problemine uygulanmıştır. Tek amaçlı ORGD optimizasyonu kapsamında, her bir güç sisteminde aktif güç kaybı minimizasyonu, toplam gerilim saptması minimizasyonu ve gerilim kararlılığının iyileştirilmesi olmak üzere 3 ayrı amaç fonksiyonunun optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.

Çok amaçlı ORGD optimizasyonu kapsamında geliştirilen ÇAAKSOA algoritması ile MOSOS algoritması ise; aktif güç kaybı ve toplam gerilim saptmasının birlikte minimizasyonu ile aktif güç kaybı ve gerilim kararlılığının birlikte iyileştirilmesi senaryoları IEEE 30 ve IEEE 57 baralı güç sistemleri üzerinde test edilerek performansları hipervolüm ve birbirlerini baskılama durumlarına göre irdelenmiştir.

IEEE 57-baralı güç sisteminde aktif güç kaybı optimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 27,8637 MW olan kayıp değerinin AKSOA algoritmasıyla 23,8284 MW'a düşürüldüğü, bu sonuçlarla hat kaybının başlangıç durumuna göre 4,0353 MW, SOA algoritmasına göre 38,6 KW iyileştirildiği, analizlerde elde edilen sonuçların ortalama değeri açısından bakıldığında AKSOA algoritmasının kullanıcılarına SOA algoritmasından %8,78 daha iyi çözüm sunduğu, en iyi çözümü elde etme süresi bakımından ise AKSOA algoritması yaklaşık 20. iterasyonda global optimuma en yakın çözümü bulurken SOA algoritmasının yaklaşık 60. iterasyonda en iyi çözümü bulabildiği, literatürdeki benzer çalışmalarla mukayese edildiğinde BA, ABC, FA, PSO, CSA, ALO ve MALO gibi algoritmalarından daha iyi sonuç elde edildiği tespit edilmiştir.

IEEE 57-baralı güç sisteminde toplam gerilim saptması minimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 1,2335 p.u. olan TGS değerinin AKSOA algoritmasıyla 0,66899 p.u., SOA algoritmasıyla 0.6982 p.u. değerine düşürüldüğü, bu sonuçlarla başlangıç durumuna göre %45,76'lık, SOA algoritmasına göre %4,18'lik bir iyileşme sağlandığı, analizlerde elde edilen sonuçların ortalama değeri açısından bakıldığında AKSOA algoritmasının kullanıcılarına SOA algoritmasından %24,26 daha iyi çözüm sunduğu, en iyi çözümü elde etme süresi bakımından ise AKSOA algoritmasının SOA algoritmasından 20 iterasyon önce ve %4,18 daha iyi bir sonucu bulabildiği, elde edilen sonuçların BA, ABC, FA, PSO, CSA, ALO ve MALO gibi algoritmalarından daha iyi olduğu görülmüştür.

IEEE 57-baralı güç sisteminde gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 0,3099 olan gerilim kararlılık indeksinin (GKI) AKSOA

algoritmasıyla 0,22423, SOA algoritmasıyla 0,22459 değerine düşürüldüğü, bu sonuçlarla başlangıç durumuna göre %27,64'lük, SOA algoritmasına göre 0,00036 değerinde bir iyileşme sağlandığı, AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerlerin BA, ABC, FA, PSO, CSA, ALO ve MALO gibi algoritmalar içerisinde en iyi çözüm sunan MALO algoritmasından %4 daha iyi olduğu görülmüştür.

IEEE 118-baralı güç sisteminde aktif güç kaybı optimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 132,86 MW olan kayıp değerinin AKSOA algoritmasıyla 119,98 MW'a, SOA algoritmasıyla 127,73 MW'a düşürüldüğü, bu sonuçlarla hat kaybının SOA algoritmasına göre %6,5 iyileştirildiği, analizlerde elde edilen uygulanabilir (fizibil) çözümlerin ortalama değeri açısından bakıldığında AKSOA algoritmasının kullanıcılarına SOA algoritmasından %6 daha iyi çözüm sunduğu, en iyi çözümü elde etme süresi bakımından AKSOA algoritmasının çok daha erken iterasyonlarda en iyi çözümü bulabildiği, ayrıca AKSOA algoritmasıyla elde edilen kayıp değerinin hibrit ALC-PSO, GWO, hibrit PSO-ICA, EMA, NGBWCA, ALO, hibrit PSO-GSA, APOPSO ve CSA gibi algoritmaların önerildiği güncel çalışmalardan daha iyi olduğu anlaşılmıştır.

IEEE 118-baralı güç sisteminde toplam gerilim sapsması minimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 1,4619 p.u. olan TGS değerinin AKSOA algoritmasıyla 0,33198 p.u, SOA algoritmasıyla 0,55816 p.u. değerine düşürüldüğü, bu sonuçlarla başlangıç durumuna göre %77,29'luk, SOA algoritmasına göre %40,52'lik bir iyileşme sağlandığı, analizlerde elde edilen uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri açısından önerilen algoritmanın SOA algoritmasından %44,47 daha iyi çözüm sunduğu, en iyi çözümün elde edildiği iterasyon sayısı bakımından AKSOA algoritmasının SOA algoritmasından bariz bir üstünlüğünün bulunduğu, elde edilen sonuçların literatürdeki ALC-PSO, NGBWCA, MPSO ve MGWO, PSO-GSA, APOPSO gibi algoritmalarla elde edilen sonuçlardan daha iyi olduğu görülmüştür.

IEEE 118-baralı güç sisteminde gerilim kararlılığının iyileştirilmesi optimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 0,069389 olan gerilim kararlılık indeksinin AKSOA algoritmasıyla 0,06183, SOA algoritmasıyla 0,06298 değerine düşürüldüğü, bu sonuçlarla baz durumuna göre %10,9'luk, SOA algoritmasına göre %1,8'lik bir iyileşme sağlandığı, ayrıca AKSOA algoritmasıyla elde edilen bu değerlerin ABC, GWO, ALO algoritmalarıyla elde edilen değerlerden çok daha iyi olduğu görülmüştür.

IEEE 300-baralı güç sisteminde aktif güç kaybı optimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 408,32 MW olan kayıp değerinin AKSOA algoritmasıyla 367,13 MW'a indirilirken, SOA algoritmasıyla uygulanabilir çözüm bulmakta zorlanıldığı ve baz durumdaki güç kaybından daha iyi bir değer elde edilemediği, önerilen algoritmayla SOA algoritmasına göre kaybın %10,45 iyileştirilebildiği, uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri açısından AKSOA algoritmasının SOA algoritmasından %10,53, standart sapma değeri açısından %8,97 daha iyi sonuç verdiği, en iyi çözümü elde etme süresi bakımından AKSOA algoritmasının çok daha erken iterasyonlarda en iyi çözümü bulabildiği, ayrıca AKSOA algoritmasıyla elde edilen kayıp değerinin MVMO, DEEPSO, ALO gibi algoritmaların önerildiği güncel çalışmalardan en az %4,62 daha iyi olduğu anlaşılmıştır.

IEEE 300-baralı güç sisteminde toplam gerilim sapması minimizasyonuna ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda 5,4286 p.u olan TGS değerinin AKSOA algoritmasıyla 2,7113 p.u, SOA algoritmasıyla 4,5420 p.u. değerine düşürüldüğü, bu sonuçlarla başlangıç durumuna göre %49,94'lük, SOA algoritmasına göre %59,69'luk bir iyileşme sağlandığı, önerilen algoritmanın klasik SOA algoritmasına göre yalnızca en iyi değer elde etme açısından değil, aynı zamanda uygulanabilir sonuçların ortalama ve standart sapma değeri açısından ve bu değerlere ulaşmadaki hızı açısından SOA algoritmasına göre çok daha tercih edilebilir olduğu tespit edilmiştir.

IEEE 300-baralı güç sisteminde gerilim kararlılığının iyileştirilmesine ilişkin yapılan analizlerde; baz durumda L-indeksi 0,41352 iken bu değer 200 iterasyon sonucunda AKSOA algoritmasıyla 0,29902'ye indirilebildiği, elde edilen uygulanabilir çözümlerin ortalama değeri açısından AKSOA algoritmasıyla SOA algoritmasına göre %7,22 daha iyi sonuç elde edilebildiği, en iyi değere yakınsama hızları açısından AKSOA algoritmasının SOA algoritmasının 60 iterasyon öncesinden global optimuma daha yakın bir değere yakınsayabildiği anlaşılmıştır.

Dolayısıyla, farklı zorluk seviyesindeki güç sistemleri üzerinde gerçekleştirilen üç ayrı amaç fonksiyonu optimizasyonu neticesinde elde edilen sonuçlar, bu sonuçların elde edilme süresi, uygulanabilir çözüm bulma kabiliyetleri birlikte değerlendirildiğinde; AKSOA algoritmasının yalnızca klasik SOA algoritmasından değil literatürdeki ilgili çalışmalarda önerilen algoritmaların birçoğundan daha iyi olduğunu ortaya koymuştur.

Çok amaçlı ORGD optimizasyonu kapsamında ise çoğu senaryoda ÇAAKSOA algoritmasının MOSOS algoritmasından her iki amaç fonksiyonu değeri açısından daha iyi uzlaşık çözüm elde edebildiği, ayrıca literatürdeki güncel algoritmalarından daha iyi veyahut baskınlanamayan çözüm elde edebildiği görülmüştür.

Unutulmamalıdır ki, güç kaybındaki 1 MW'lık iyileşme 24 saat 365 gün üzerinden değerlendirildiğinde ülkeler için önemli bir ekonomik değer ifade eder. Örneğin ülkemiz için 2017 yılı toplam güç kaybının 34.662,1 GWh olduğu düşünüldüğünde ve yalnızca iletim sistemi kayıplarında (5.503,3 GWh) %1 seviyesinde bir iyileşme sağlandığı varsayıldığında bile; 2017 yılı ortalama Piyasa Takas Fiyatı üzerinden tasarruf edilecek bedel yaklaşık 9.016.826 TL, 2017 yılı ortalama Sistem Marjinal Fiyatı üzerinden hesaplandığında ise tasarruf edilecek bedel yaklaşık 8.468.312,941 TL'ye tekabül etmektedir.

Bu rakamlar, ülkelerin iletim ve dağıtım sistemlerini işleten operatörlerin ORGD probleminde karar mekanizmalarını mümkün merteye insan faktöründen arındırması ve ORGD problemini sistematik bir yaklaşımla ele alarak optimum çözümü sunabilen algoritmalarla çözümlenmesi gerektiğini daha net ortaya koymaktadır.

Bu çerçevede, geliştirilen her iki algoritmanın gelecekte diğer araştırmacıların hem ORGD hem de diğer kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanabileceği önemli bir alternatif metot olacağı, MOSOS algoritmasının ORGD problemine ilk defa uygulanıyor oluşu, özellikle IEEE 300-baralı güç sistemindeki aktif güç kaybı, TGS ve gerilim kararlılığı indeksi minimizasyonu ile ilgili daha sınırlı çalışmanın bulunduğu nazarı dikkate alındığında, bu çalışmanın araştırmacıların sonuçlarını mukayese edebileceği önemli bir referans çalışma olacağı düşünülmektedir.

Bu tez çalışması kapsamında tek ve çok amaçlı ORGD için önerilen algoritmaların diğer kısıtlı tek ve çok amaçlı optimizasyon problemlerinde de uygulanarak performanslarının diğer algoritmalarla karşılaştırılması, optimizasyon problemine bağlı olarak söz konusu algoritmaların çözüm uzayındaki arama performanslarının etkin bir şekilde arttırılması amacıyla diğer kaos haritalarının ve/veya kısıt yönetim stratejilerinin entegre edilmesi veya önerilen algoritmaların başka algoritmalarla hibritleştirilmesi, bu çalışmanın geliştirilmesine katkı sağlayacak ileriye dönük araştırma konularından bir kaçıdır.

KAYNAKLAR

- Abdullahi, M., Ngadi, M.A., Dishing, S.I., Abdulhamid, S.M., and Ahmad, B.I. (2019). An efficient symbiotic organisms search algorithm with chaotic optimization strategy for multi-objective task scheduling problems in cloud computing environment. *Journal of Network and Computer Applications*, 133, 60-74.
- Abou El Ela, A.A., Abido, M.A., and Spea, S.R. (2011). Differential evolution algorithm for optimal reactive power dispatch. *Electric Power Systems Research*, 81, 458–464.
- Aljohani, T.A., Ebrahim, A.F., and Mohammed, O. (2019). Single and multiobjective optimal reactive power dispatch based on hybrid artificial physics–particle swarm optimization, *Energies*, 12, 2333.
- Barbosa, H.J.C. and Lemonge, A.C.C. (2003). A new adaptive penalty scheme for genetic algorithms. *Information Sciences*, 156, 215-251.
- Chen, G., Liu, L., Song, P., and Du, Y. (2014). Chaotic improved PSO-based multi-objective optimization for minimization of power losses and L index in power systems. *Energy Conversion and Management*, 86, 548-560.
- Cheng, M.Y. and Prayogo, D. (2014). Symbiotic organism search: a new metaheuristic optimization algorithm. *Computers & Structures*, 139, 98-112.
- Chettih, S., Khiat, M., and Chaker, A. (2011). Voltage control and reactive power optimisation using the meta heuristics method: Application in the Western Algerian Transmission System. *Journal of Artificial Intelligence*, 4, 12-20.
- Christy, A., Raj, P., Padmanaban S., Selvamuthukumar, R., and Ertas, A.H. (2016). A bio-inspired novel optimization technique for reactive power flow. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 19, 1682-1692.
- Dai, C., Chen, W., Zhu, Y., and Zhang, X. (2009). Seeker optimization algorithm for optimal reactive power dispatch. *IEEE Transactions on Power Systems*, 24, 1218-1231.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6, 182-197.
- Duman, S., Sonmez, Y., Guvenc, U., and Yorukeren, N. (2012). Optimal reactive power dispatch using a gravitational search algorithm. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 6, 563-576.
- Dutta, S., Paul, S., and Roy, P.K. (2018). Optimal allocation of SVC and TCSC using quasi-oppositional chemical reaction optimization for solving multi-objective ORPD problem. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 5, 83-98.

- Erlich, I., Lee, K., Rueda, J., and Wildenhues, S. (2014). Competition on application of modern heuristic optimization algorithms for solving optimal power flow problems. *IEEE PES General meeting*, Washington DC, USA.
- Ezugwu, A.E. and Prayogo, D. (2019). Symbiotic organisms search algorithm: Theory, recent advances and applications. *Expert Systems with Applications*, 119, 184-209.
- Garcia, R.P., Lima, B.S.L.P, Lemonge, A.C.C., and Jacob, B.P. (2017). A rank-based constraint handling technique for engineering design optimization problems solved by genetic algorithms. *Computers and Structures*, 187, 77-87.
- Ghasemi, A., Valipour, K., and Tohidi, A. (2014). Multi objective optimal reactive power dispatch using a new multi objective strategy. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 57, 318-334.
- Ghasemi, M., Ghavidel, S., Ghanbarian, M.M., and Habibi, A. (2014). A new hybrid algorithm for optimal reactive power dispatch problem with discrete and continuous control variables. *Applied Soft Computing*, 22, 126-140.
- Ghasemi, M., Ghavidel, S., Ghanbarian, M.M., and Gitizadeh, M. (2015). Multi-objective optimal electric power planning in the power system using Gaussian bare-bones imperialist competitive algorithm. *Information Sciences*, 294, 286-304.
- Ghasemi, M., Taghizadeh, M., Ghavidel, S., Aghai, J., and Abbasian, A. (2015). Solving optimal reactive power dispatch problem using a novel teaching-learning-based optimization algorithm, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 39, 100-108.
- Granville, S. (1994). Optimal reactive dispatch through interior point methods. *IEEE Transaction on Power System*, 9, 136-146.
- Hasanien H.M. and El-Fergany, A.A. (2017). Symbiotic organisms search algorithm for automatic generation control of interconnected power systems including wind farms. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 11, 1692-1700.
- Heidari, A.A., Abbaspour, R.A., and Jordehi, A.R. (2017). Gaussian bare-bones water cycle algorithm for optimal reactive power dispatch in electrical power systems. *Applied Soft Computing*, 57, 657-671.
- İnternet: Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi. Türkiye Elektrik Enerjisi Üretim Tüketim ve Kayıplarının Yıllar İtibariyle Gelişimi (1993-2017). URL: <https://www.teias.gov.tr/tr/iii-elektrik-enerjisi-uretimi-tuketimi-kayıplar-1>, Son Erişim Tarihi: 22.04.2019.
- Joines, J. and Houck, C. (1994). *On the use of non-stationary penalty functions to solve nonlinear constrained optimization problems with GAs*, Proceedings of the First IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE Press, 579-584.
- Kessel, P. and Glavitsch, H. (1986). Estimating the voltage stability of a power system. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 3, 346-353.

- Lee, K.Y., Park, Y.M., and Ortiz, J.L. (1985). A united approach to optimal real and reactive power dispatch. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 104, 1147–1153.
- Mahadevan, K. and Kannan, P.S. (2010). Comprehensive learning particle swarm optimization for reactive power dispatch. *Applied Soft Computing*, 10, 641-652.
- Malakar, T. and Goswami, S.K. (2013). Active and reactive dispatch with minimum control movements. *Electrical Power and Energy Systems*, 44, 78-87.
- Mallipeddi, R. and Suganthan, P.N. (2010). Ensemble of constraint handling techniques. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 14, 561-579.
- Marini, F. and Walczak, B. (2015). Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 149, 153–165.
- Mehdinejad, M., Mohammadi-Ivatloo, B., Dadashzadeh-Bonab, R., and Zare, K. (2016). Solution of optimal reactive power dispatch of power systems using hybrid particle swarm optimization and imperialist competitive algorithms. *Electrical Power and Energy Systems*, 83, 104-116.
- Mei, R.N.S., Sulaiman, M.H.S., Mustaffa, Z., and Daniyal, H. (2017). Optimal reactive power dispatch solution by loss minimization using moth-flame optimization technique. *Applied Soft Computing*, 59, 210-222.
- Mezura-Montes, E. and Coello, C.A.C. (2011). Constraint-handling in nature-inspired numerical optimization: Past, present and future. *Swarm and Evolutionary Computation*, 1, 173-194.
- Michalewicz, Z. (1995). Genetic algorithms, numerical optimization, and constraints. *Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms*, 195, 151-158.
- Mouassa, S., Bouktir, T., and Salhi, A. (2017). Ant lion optimizer for solving optimal reactive power dispatch problem in power systems. *Engineering Science and Technology* 20, 885-895.
- Nuaekaew, K., Artrit, P., Pholdee, N., and Bureerat, S. (2017). Optimal reactive power dispatch problem using a two-archive multi-objective grey wolf optimizer. *Expert Systems with Applications*, 87, 79–89.
- Özören, A.R. (2011). *Random number generation using chaotic dynamical maps*, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Quintana, V.H. and Santos-Nieto, M. (1989). Reactive power dispatch by successive quadratic programming. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 4, 425-435.
- Radosavljevic, J., Jevtic, M., and Milovanovic, M. (2016). A solution to the ORPD problem and critical analysis of the results. *Electrical Engineering*, 100, 253–265.

- Raha, S.B., Mandal, K.K., and Chakraborty, N. (2019). Hybrid SMES based reactive power dispatch by cuckoo search algorithm. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 55, 907 – 917.
- Rajan, A., Jeevan, K., and Malakar, T. (2017). Weighted elitism based ant lion optimizer to solve optimum VAR planning problem. *Applied Soft Computing*, 55, 352-370.
- Rajan, A. and Malakar, T. (2016). Exchange market algorithm based optimum reactive power dispatch. *Applied Soft Computing*, 43, 320-336.
- Roy, P.K., Ghoshal, S.P., and Thakur, S.S. (2012). Optimal VAR control for improvements in voltage profiles and for real power loss minimization using biogeography based optimization. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 43, 830–838.
- Runarsson, T.P. and Yao, X. (2000). Stochastic ranking for constrained evolutionary optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 4, 284–294.
- Runarsson, T.P. and Yao, X. (2002). Continuous selection and self-adaptive evolution strategies. *Proceedings of the 2002 congress on evolutionary computation – CEC'02*, 1, 279-284.
- Saadat, H. (1999). *Power system analysis* (2. Baskı). Amerika Birleşik Devletleri: McGraw-Hill, 233.
- Saha, S. and Mukherjee, V. (2017). A novel chaos integrated symbiotic organisms search algorithm for global optimization. *Soft Computing*, 1-20.
- Singh, R.P., Mukherjee, V., and Ghoshal, S.P. (2015) Optimal reactive power dispatch by particle swarm optimization with an aging leader and challengers. *Applied Soft Computing*, 29, 298-309.
- Singh, H. and Srivastava, L. (2014). Modified differential evolution algorithm for multi-objective VAR management. *Electrical Power and Energy Systems*, 55, 731-740.
- Singh, H. and Srivastava, L. (2016). Recurrent multi-objective differential evolution approach for reactive power management. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 10, 192-204.
- Srinivas, N. and Deb, K. (1995). Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, 2, 221-248.
- Sulaiman, M.H., Mustaffa, Z., Mohamed, M.R., and Aliman, O. (2015) Using the gray wolf optimizer for solving optimal reactive power dispatch problem. *Applied Soft Computing*, 32, 286–292.
- Sun, G., Ma, P., Ren, J., Zhang, A., and Jia, X. (2018) A stability constrained adaptive alpha for gravitational search algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 139, 200–213.

- Terra, L.D.B. and Short, M.J. (1991). Security-constrained reactive power dispatch. *IEEE Transactions on Power Systems*, 6, 109-117.
- Tran, D., Cheng, M., and Prayogo, D. (2016). A novel multiple objective symbiotic organisms search (MOSOS) for time-cost-labor utilization tradeoff problem. *Knowledge-Based Systems*, 94, 132-145.
- Tran, D., Long, L., Duong, M., Le, T., and Pham, A. (2018). Opposition multiple objective symbiotic organisms search (OMOSOS) for time, cost, quality and work continuity tradeoff in repetitive projects. *Journal of Computational Design and Engineering*, 5, 160-172.
- Woldesenbet, Y.G., Yen, G.G., and Tessema, B.G. (2009). Constraint handling in multiobjective evolutionary optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 13, 514-525.
- Wolpert, D.H. and Macready, W.G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1, 67-82.
- Wu, Q.H., Cao, Y.J., and Wen, J.Y. (1998). Optimal reactive power dispatch using an adaptive genetic algorithm. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 20, 563-569.
- Xu, L. and Hu, W. (2012). The effect of crossover and mutation operators on genetic algorithm for job shop scheduling problem. *Advanced Materials Research*, 542, 1251-1259.
- Yalçın, E., Çam, E., and Taplamacıoğlu, M.C. (in press). A new chaos and global competitive ranking-based symbiotic organisms search algorithm for solving reactive power dispatch problem with discrete and continuous control variable. *Electrical Engineering*.
- Yalçın, E., Taplamacıoğlu, M.C., Çam, E. (2019). The adaptive chaotic symbiotic organisms search algorithm proposal for optimal reactive power dispatch problem in power systems. *Electrica*, 19, 37-47.
- Yalçın, E., Taplamacıoğlu, M.C. ve Çam, E. (2018). *Optimum reaktif güç tevzi probleminin simbiyotik organizmalar arama algoritması ile çözümü*, II. International Scientific and Vocational Studies Congress, 620-626.
- Yu, V.F., Redi, A.P., Yang, C., and Ruskartina, E. (2017). Symbiotic organisms search and two solution representations for solving the capacitated vehicle routing problem. *Applied Soft Computing*, 52, 657-672.
- Zitzler, E. and Thiele, L. (1999). Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 3, 257-271.

Zimmerman, R.D., Murillo-Sanchez, C.E., and Thomas, R.J. (2011). MATPOWER: Steady-state operations, planning and analysis tools for power systems research and education. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26, 1, 12–19.



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : YALÇIN, Enes
 Uyuğu : T.C.
 Doğum tarihi ve yeri : 27.08.1984, Ankara
 Medeni hali : Evli
 Telefon : 0 (312) 203 86 02
 e-mail : gaziyalcine@gmail.com



Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Doktora	Gazi Üniversitesi / Elektrik Elektronik Mühendisliği	Devam ediyor
Yüksek lisans	Kırıkkale Üniversitesi / Elektrik Elektronik Mühendisliği	2010
Lisans	Kırıkkale Üniversitesi / Elektrik Elektronik Mühendisliği	2006
Lise	Aydınlıkevler (Y.D.A.) Lisesi	2002

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2013-Halen	TEİAŞ Genel Müdürlüğü	Müfettiş
2011-2013	TEİAŞ Genel Müdürlüğü	İletim Sistemi Planlama Mühendisi
2006-2011	MKE Kurumu Genel Müdürlüğü	AR-GE Mühendisi

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

Yalçın, E., Çam, E., and Taplamacıoğlu, M.C. (in press). A new chaos and global competitive ranking-based symbiotic organisms search algorithm for solving reactive power dispatch problem with discrete and continuous control variable. *Electrical Engineering*.

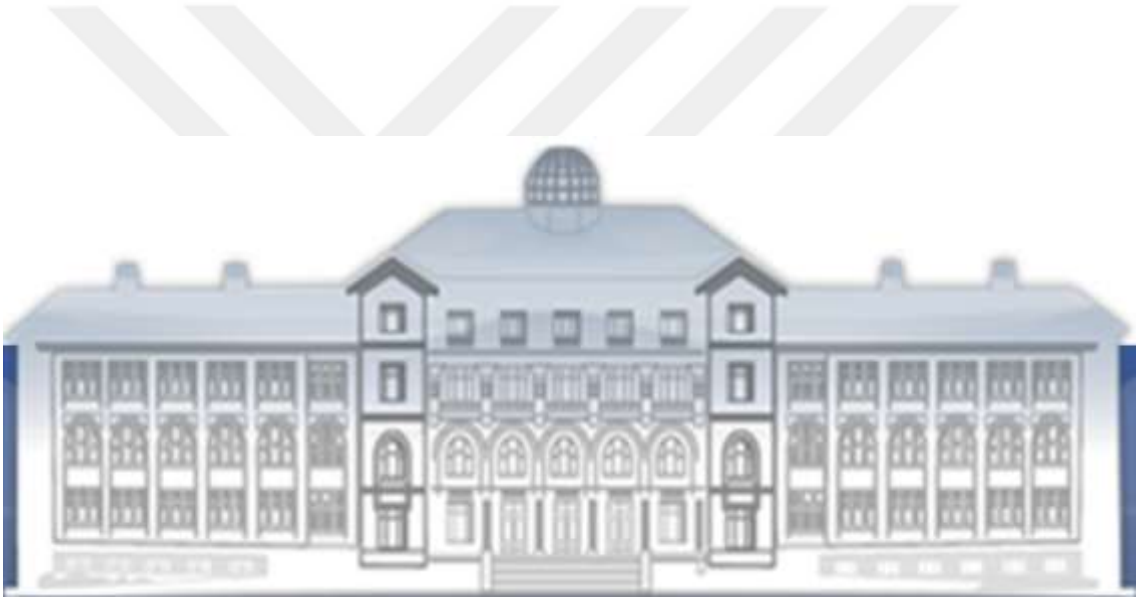
Yalçın, E., Taplamacıođlu, M.C., Çam, E. (2019). The adaptive chaotic symbiotic organisms search algorithm proposal for optimal reactive power dispatch problem in power systems. *Electrica*, 19, 37-47.

Yalçın, E., Taplamacıođlu, M.C. ve Çam, E. (2018). *Optimum reaktif güç tevzi probleminin simbiyotik organizmalar arama algoritması ile çözümü*, II. International Scientific and Vocational Studies Congress, 620-626.

Hobiler

Yüzme, Masa Tenisi





GAZİ GELECEKTİR..