



**GELİŞTİRİLMİŞ SİMBİYOTİK ARAMA ALGORİTMASI İLE TERMİK GÜÇ
SANTRALİ YAKIT MALİYET FONKSİYON KATSAYILARININ KESTİRİMİ**

Mesut ÜNAL

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
İLERİ TEKNOLOJİLER ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

AĞUSTOS 2019

Mesut ÜNAL tarafından hazırlanan “GELİŞTİRİLMİŞ SİMBİYOTİK ARAMA ALGORİTMASI İLE TERMİK GÜÇ SANTRALİ YAKIT MALİYET FONKSİYON KATSAYILARININ KESTİRİMİ” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile Gazi Üniversitesi İleri Teknolojiler Ana Bilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Yusuf SÖNMEZ

İleri Teknolojiler Ana Bilim Dalı, Gazi Üniversitesi

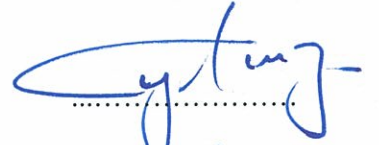
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.



Başkan: Prof. Dr. Cemal YILMAZ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Gazi Üniversitesi

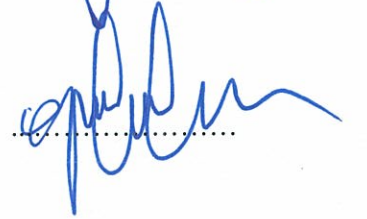
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.



Üye: Doç. Dr. Uğur GÜVENÇ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Düzce Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.



Tez Savunma Tarihi: 19/08/2019

Jüri tarafından kabul edilen bu çalışmanın Yüksek Lisans 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.

.....
Mesut ÜNAL
19/08/2019

GELİŞTİRİLMİŞ SİMBİYOTİK ARAMA ALGORİTMASI İLE TERMİK GÜÇ SANTRALİ YAKIT MALİYET FONKSİYON KATSAYILARININ KESTİRİMİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Mesut ÜNAL

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ağustos 2019

ÖZET

Bu tezde, Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritmasının rulet tekerleği yöntemi kullanarak geliştirilmesi önerilmiştir. Önerilen hibrit algoritma (R-SOA) öncelikle 30 adet benchmark probleminde test edilmiştir. Ardından ekonomik dağıtım problemlerinin en optimal düzeyde çözülmesinde düzgün ve düzgün olmayan yakıt maliyeti fonksiyonlarının parametrelerini tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Ekonomik yük dağıtım problemlerinin kesin hesaplanmasında optimizasyon parametrelerinin en uygun değerinin belirlenmesi önem taşımaktadır. Yakıt maliyeti eğrisinin doğru bir şekilde belirlenmesi, ekonomik yük dağıtım çözüm doğruluğunu ve optimum güç akışı problemlerini doğrudan etkilemesi için çok önemlidir. Termik santrallerde enerji üretim birimlerinin girdi-çıkış özelliklerini tanımlamak için düzgün ve düzgün olmayan formlarda iki model vardır. Bu tezde, bu fonksiyonların parametrelerini tahmin etmek için SOA ve R-SOA algoritmalarının bir uygulamasını sunmaktadır. Çalışmada birinci, ikinci ve üçüncü dereceden düzgün yakıt maliyet fonksiyonları ve vana nokta etkili düzgün olmayan yakıt maliyet fonksiyonları kullanılmıştır. Tahmin problemi optimizasyon problemi olarak tanımlanmaktadır. Bu optimizasyon problemini çözmek için Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) ve R-SOA algoritması önerilmiştir ve tahmini parametrelerin toplam hatasını en aza indirmiştir. SOA ve R-SOA algoritmasının performansı, farklı yakıt türlerine sahip dört farklı durumda test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar diğer meta-sezgisel yöntemlerle karşılaştırılmıştır ve SOA ve R-SOA algoritmasının tüm test durumları için etkili sonuçlar verdiği görülmüştür.

Bilim Kodu : 92402

Anahtar Kelimeler : Meta-Sezgisel Algoritmalar, Optimizasyon, Yakıt Maliyet Fonksiyonu, Simbiyotik Organizmalar Arama Algoritması

Sayfa Adedi : 46

Danışman : Doç. Dr. Yusuf SÖNMEZ

ESTIMATION OF THERMAL POWER PLANT FUEL COST FUNCTION
COEFFICIENTS WITH IMPROVED SYMBIOTIC SEARCH ALGORITHM

(M. Sc. Thesis)

Mesut ÜNAL

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

August 2019

ABSTRACT

The Symbiotic Organisms Search (SOS) and the improving symbiotic organisms search algorithm using roulette wheel method (R-SOS) algorithm is proposed to estimate parameters of smooth and non-smooth fuel cost functions to improve the solution accuracy of economic dispatch problems. The optimization of the parameters used to calculate final accuracy of economic dispatch problems is a very important issue. Determining accurately of fuel cost curve is crucial so that they affect directly the solution accuracy of economic dispatch and optimal power flow problems. There are two models in smooth and non-smooth forms to describe the input-output characteristics to generate units in thermal power plants. This paper presents an implementation of the SOS and R-SOS algorithm in order to estimate parameters of these functions. First, second and third order smooth fuel cost functions and non-smooth fuel cost function with valve point effects are used in the study. The estimation problem is described as an optimization one. SOS and R-SOS algorithm is proposed to solve this optimization problem and it minimizes the total error of estimated parameters. The performance of the SOS and R-SOS algorithm is tested on four different cases having different fuel types. Results obtained are compared to other meta-heuristic methods and they show that SOS and R-SOS algorithm is favorite for all test cases.

Science Code : 92402

Key Words : Algorithms, Optimization, Symbiotic Organisms Search, Fuel cost curve

Page Number : 46

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Yusuf SÖNMEZ

TEŞEKKÜR

[Bu çalışmanın gerçekleştirilmesinde, iki yıl boyunca değerli bilgilerini bizlerle paylaşan, saygıdeğer danışman hocam; Doç. Dr. Yusuf SÖNMEZ'e, Karadeniz Teknik Üniversitesi öğretim üyesi sayın Doç.Dr. Hamdi Tolga KAHRAMAN'a ve çalışmam boyunca benden bir an olsun desteklerini esirgemeyen aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.]

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ	x
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xi
1. GİRİŞ.....	1
2. SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA (SOA) ALGORİTMASI	3
2.1. Algoritmaya Genel Bakış	3
2.2. Parametre Tahmini İçin SOA Algoritmasının Uygulanması	3
2.2.1. Ekosistem oluşturma	4
2.2.2. Uygunluk değeri hesaplama	4
2.2.3. Karşılıklılık operatörü	5
2.2.4. Ortakçılık operatörü	5
2.2.5. Asalaklık operatörü	6
2.2.6. Durdurma	6
3. RULET TEKERLEĞİ YÖNTEMİ KULLANILARAK GELİŞTİRİLMİŞ SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA (R- SOA) ALGORİTMASI.....	7
3.1. Genel Bakış	7
3.2. R-SOA Algoritması.....	7
3.2.1. Karşılıklılık operatörü	9
3.2.2. R-SOA algoritmasının benchmark problemlerine uygulanması ve elde edilen sonuçlar	10

4. YAKIT MALİYET EĞRİLERİNİN MATEMATİKSEL MODELLERİ.....	19
4.1. Düzgün Model.....	19
4.2. Düzgün Olmayan Model	20
5. R-SOA İLE YAKIT MALİYET FONKSİYON PARAMETRELERİNİN TAHMİN EDİLMESİ.....	23
5.1. Düzgün Yakıt Maliyet Fonksiyonu	23
5.1.1. Test durum 1: Birinci dereceden (lineer) fonksiyon	23
5.1.2. Test durum 2: İkinci dereceden (kuadratik) fonksiyon	27
5.1.3. Test durum 3: Üçüncü dereceden (kübik) fonksiyon.....	31
5.2. Düz Olmayan Yakıt Maliyet Fonksiyonu	36
5.2.1. Test durum 4: Düz olmayan yakıt maliyet fonksiyonu.....	36
6. SONUÇ VE ÖNERİLER	41
KAYNAKLAR	43
ÖZGEÇMİŞ	45
DİZİN.....	46

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 3.1. Test için kullanılan benchmark problemleri	12
Çizelge 3.2. SOA Algoritması ile hesaplanan değerler	15
Çizelge 3.3. R-SOA Algoritması ile hesaplanan değerler	16
Çizelge 3.4. SOA ve R-SOA Algoritması ile hesaplanan en küçük, en büyük ve ortalama değerler	17
Çizelge 5.1. Test durumu 1 için tahmin edilen parametreler	23
Çizelge 5.2. Test durumu 1 için elde edilen sonuçlar (Birinci dereceden (Lineer)).....	26
Çizelge 5.3. Test durumu 2 için tahmin edilen parametreler	27
Çizelge 5.4. Test durumu 2 için elde edilen sonuçlar (İkinci dereceden (Kuadratik)) ...	30
Çizelge 5.5. Test durumu 3 için tahmin edilen parametreler	31
Çizelge 5.6. Test durumu 3 için elde edilen sonuçlar (Üçüncü dereceden (Kubik)).....	35
Çizelge 5.7. Lineer denklem katsayıları	36
Çizelge 5.8. Test durumu 4'te Ünite 1 için elde edilen sonuçlar	37
Çizelge 5.9. Test durumu 4'te Ünite 2 için elde edilen sonuçlar	39

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 3.1. Rulet tekerleği örneği	8
Şekil 4.1. Düzgün ve düzgün olmayan yakıt maliyet fonksiyon eğriler	21
Şekil 5.1. Gaz için birinci dereceden (lineer) tahmin edilen değerler	24
Şekil 5.2. Gaz için birinci dereceden (lineer) hata değerler.....	25
Şekil 5.3. Gaz için ikinci dereceden (kuadratik) tahmin edilen değerler.....	28
Şekil 5.4. Gaz için ikinci dereceden (kuadratik) hata değerleri	29
Şekil 5.5. Gaz için üçüncü dereceden (kübik) tahmin edilen değerler	32
Şekil 5.6. Gaz için üçüncü dereceden (kübik) hata değerleri	32
Şekil 5.7. SOA Ünite 1 için düzgün Olmayan hata değerleri	37
Şekil 5.8. R-SOA Ünite 1 için düzgün Olmayan hata değerleri	37

SİMGELER VE KISALTMALAR

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

Simgeler

Gj	Gigajoule
MW	Megawatt
P	Güç

Açıklamalar

Kısaltmalar

DA	Diferansiyel Arama
EKK	En Küçük Kareler
EMD	En Küçük Mutlak Değer
GA	Genetik Algoritma
GDA	Geliştirilmiş Diferansiyel Algoritma
GKA	Guguk Kuşu Arama
KF	Kalman Filtre
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyon
PV	Parazit Vektörü
SOA	Simbiyotik Optimizasyon Arama
YAA	Yerçekimsel Arama Algoritması
YAK	Yapay Arı Kolonisi
YSA	Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ

Santrallerde elektrik enerjisi üretim maliyetlerinin hesaplanmasında üç ana girdi parametresi vardır. Bu parametreler işletme maliyeti, sahip olma maliyeti ve güç santralinin inşa maliyetidir. Güç santrallerinde işletme maliyeti diğer parametrelere göre en önemlisidir. İşletme maliyetini minimize etmekte, ekonomik yük dağıtım ve en uygun güç akışı asıl problem sahalarıdır [1-5]. Matematiksel olarak formüle edildiğinde düzgün veya düzgün olmayan olarak tanımlanır. Yakıt maliyet problemlerinin çözümünde düzgün fonksiyonlar, birinci dereceden (lineer), ikinci dereceden (kuadratik) ve üçüncü dereceden (kübik) ifade edilebilirler. Düzgün olmayan denklemlerde ise sinüs bileşenler vardır. Optimizasyon probleminin matematiksel ifadesi elde edilirken, çevresel çalışma sıcaklığı, güç santralin yaşlanması ve yakıt tipi gibi birçok parametrede göz önünde bulundurulur. Bu noktada, termik güç ünitelerin yakıt maliyeti eğrisi parametrelerinin doğru tahmin edilmesi çok önemlidir. Ekonomik yük dağıtım ve en uygun güç akışı problemlerinin nihai çözümünün doğruluğunu geliştirmek için, periyodik olarak maliyet fonksiyonu parametrelerini tahmin ederek yakıt maliyeti fonksiyonunun gerçek maliyet eğrisine güçlü bir şekilde yakınsaması sağlanmalıdır [6].

Birçok araştırmacı, yakıt maliyeti eğrisi tahmin parametreleri hakkındaki çalışmalar yapmaktadır. Araştırmacılar bu çalışmalarda klasik matematiksel yöntemler ya da yapay zekâ (YZ) tabanlı ve meta-sezgisel yöntemler gibi birçok farklı yöntem kullanmışlardır. Bu yöntemler, En Küçük Kareler (EKK), Gauss-Newton algoritması, Brad algoritması, Marquardt algoritması, Powell algoritması örnek olarak gösterilebilir [7-8]. Tahmin teknikleri olarak, statik olanlar, En Küçük Mutlak Değer (EMD) ve En Küçük Kareler (EKK) veya dinamik olanlar Kalman Filter (KF) and Kare Kökü Filtresi (KKF) sayılabilir. Tüm bu yöntemler, fonksiyon parametrelerinin doğru ve kararlı bir şekilde tahmin edilmesinde kullanılmış olmasına rağmen, düzgün olmayan fonksiyonların parametrelerini tahmin etmekte küresel optimum noktaya yakınsama problemi yaşamışlardır. [9-11].

Yapay Sinir Ağı (YSA), Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO), Yapay Arı Kolonisi (YAK) ve Guguk Kuşu Arama (GKA) gibi modern makine öğrenme algoritmalarının geliştirilmesinden sonra, bu algoritmalar da fonksiyonların parametre tahmininde kullanılmıştır. Her ne kadar bu algoritmaların tümü başarılı sonuçlar vermiş

olsa ve önerilen her yeni yöntem, daha önce bildirilenlerin sonuçlarını genel olarak iyileştirmiş olsa da, özellikle düzgün olmayan fonksiyon modellerinde gerçek değerlere yaklaşma konusunda da sorunları ile karşılaşmıştır.

Bu çalışmada, yakıt maliyet eğrisi parametrelerinin farklı formlarda tahmin edilmesi için Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) ve Rulet Tekerleği Yöntemi Kullanılarak Geliştirilmiş Simbiyotik Organizmalar Arama (R-SOA) algoritması kullanılmıştır. Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması, canlıların doğada simbiyotik ilişkilerinden ilham alan yeni bir meta-sezgisel optimizasyon yöntemidir [12]. Önerilen R-SOA algoritması ise yeni bireylerin oluşturulmasında rasgeleli yerine rulet tekerleği yöntemini kullanarak geliştirilmiş bir SOA algoritmasıdır, bu şekilde komşuluk araması güçlendirilerek algoritma daha kararlı hale getirilmeye çalışılmıştır.

Tezde, önerilen algoritma öncelikle 30 adet benchmark probleminde test edilmiştir. Ardından, yakıt maliyet fonksiyonu parametrelerini tahmin etme problemi bu çalışmada optimizasyon problemi olarak ele alınmıştır. Burada amaç, fonksiyonların bilinen sonuç değerlerinden yola çıkarak toplam hatayı en aza indirecek optimal parametre değerlerini elde etmektir. Çalışmada, yakıt maliyeti fonksiyonlarının düzgün ve düzgün olmayan formlarında dört farklı durumda hesaplar yapılmıştır. SOA ve R-SOA algoritması, bu fonksiyonların parametrelerini optimal olarak tahmin etmek için kullanılmıştır.

Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) ve R-SOA algoritması, Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) [13], Yapay Arı Kolonisi (YAK) [14], Guguk Kuşu Arama (GKA) [15], Yerçekimsel Arama Algoritması (YAA) [16], En Küçük Kareler (EKK), Diferansiyel Algoritma (DA) [22] ve Geliştirilmiş Diferansiyel Algoritma (IDA) [23] algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Termal güç sistemleri yakıt maliyet fonksiyonu parametrelerinin tahmininde SOA ve R-SOA algoritmalarının en iyi sonuçları verdiğini göstermiştir. Birinci dereceden düzgün Kübik ve düzgün olmayan formda R-SOA algoritmasının en iyi sonucu verdiği görülmüştür.

2. SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA (SOA) ALGORİTMASI

2.1. Algoritmaya Genel Bakış

Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması Cheng ve Prayogo tarafından 2014 yılında önerilmiştir [12]. Bu yeni öneri, basit ve güçlü bir meta-sezgisel algoritma sağlar. Genel olarak SOA algoritması, canlılar arasındaki ortak davranış gibi çalışır. Doğada canlılar yalnız yaşamazlar. Her canlı, doğada yaşamak için diğer canlılara bağlıdır. Her iki tür arasında var olan bu karşılıklı işbirliği simbiyotik olarak adlandırılır. Doğadaki simbiyotik bağların bazıları, karşılıklık, ortaklık ve asalaklık'tır.

Çoğu popülasyona dayalı meta-sezgisel algoritma SOA'e benzer özellikleri taşır. Bunlar, arama alanı üzerinde küresel çözümü aramak için aday çözümler içeren bir organizma popülasyonunu kullanma, arama sürecini yönlendirmek için aday çözümleri kullanan özel operatörleri vardır, daha iyi çözümleri korumak için bir seçim mekanizması kullanır, popülasyon büyüklüğü ve maksimum değerlendirme sayısı gibi ortak kontrol parametrelerinin uygun şekilde ayarlanması gerekir. Bununla birlikte, ek kontrol parametreleri olan meta-sezgisel algoritmaların aksine (örneğin, GA çaprazlama ve mutasyon oranına sahiptir. PSO, atalet ağırlığına, bilişsel faktöre ve sosyal faktöre sahiptir), SOA, algoritmaya özel parametrelere ihtiyaç duymaz. Bu durum, SOA'in parametreleri ayarlamak için ek bir çalışmaya ihtiyaç duymaması nedeniyle rakip algoritmalara göre bir avantaj olarak kabul edilir. Algoritmaya özgü parametrelerle ilgili yanlış ayarlamalar hesaplama süresini artırabilir ve yerel optimal çözümünü üretebilir.

2.2. Parametre Tahmini İçin SOA Algoritmasının Uygulanması

Bu bölümde, algoritma adımları ve parametre tahmini için uygulamalar ayrıntılı olarak verilmektedir.

Bir ekosistemde, “eco” organizmanın numarasıdır. Sonlandırma kriterleri arama işlemini durdurmak için tanımlanmıştır. Buna göre, SOA algoritmasının sözde kodu verilmiştir:

- 1: Operation: SOA
- 2: Initialize: Ekosistem oluşturma (kontrol *eco*)
- 3: While durdurma koşulları sağlanmadığı sürece do
- 4: For $i=1$: *eco*
- 5: Organizmaların uygun olma değerini hesapla
- 6: En iyi değeri elde et (X_{best})
- 7: End for
- 8: Simbiyotik operatörleri uygula:
- 9: Karşılıklı operatörü
- 10: Ortakçılık operatörü
- 11: Asalaklık operatörü
- 12: End while
- 13: Süreci durdur ve en iyi organizmayı kaydet (X_{best})

2.2.1. Ekosistem oluşturma

Başlangıç aşamasında, sonlandırma kriterleri, ekosistemin büyüklüğü ve maksimum yineleme sayısı tanımlanır. Ekosistem oluşturmak için organizmalar rastgele seçilir. Her organizmaya karşılık gelen bir öznitelik vektörü bulunmaktadır. Bu girdiler $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ e karşılık gelir. Bu problemde, yakıt maliyet fonksiyonlarına en uygun parametrelerin bulunması hedeflenmektedir. Bu nedenle, çözümde yakıt maliyeti fonksiyon parametreleri özelliklere karşılık gelir. Ayrıca, uygunluk değeri f fonksiyonuyla gösterilir. Başlangıçta, uygunluk değeri her organizma için uygunluk fonksiyonu ile hesaplanır. Bu adımda, her bir öznitelik için başlangıç değerleri, aşağıda verilen parametrelerin alt ve üst sınırları arasında rasgele sayı kullanılarak üretilir.

$$x_i = a_0^{min} + rand(0,1) \times (a_0^{max} - a_0^{min}) \quad (2.1)$$

2.2.2. Uygunluk değeri hesaplama

Uygunluk değeri, ekosistemdeki her organizmanın soruna uygunluğunu gösterir. Böylece, uygunluk f değeri objektif bir fonksiyondan hesaplanır. Bu problemde, uygunluk değeri Denklem (5.6) 'da verilen gerçek ve tahmini yakıt maliyeti fonksiyon değerleri arasındaki mutlak hata değerine karşılık gelir.

2.2.3. Karşılıklılık operatörü

SOA algoritmasının bu operatörü ekosistemden iki organizmayı (X_i , X_j) seçer. Daha sonra en iyi organizmayı bulur (X_{best}) ve organizmalar arasındaki karşılıklı ilişkiyi aşağıdaki gibi verilen karşılıklı vektör ve fayda faktörünü kullanarak uygular [12].

a. Karşılıklı ilişki vektörü (MV) aşağıdaki gibi üretilir.

$$MV = (X_i + X_j) / 2 \quad (2.2)$$

b. En iyi çözüm (X_{best}) organizmaların uygunluk değerleri ile belirlenir.

Organizmalar (X_i , X_j) Denklem (5.3) ve (5.4)'a göre güncellenir. BF1 ve BF2 “Fayda Faktörleri” olarak adlandırılır ve keyfi olarak 1 veya 2 değerleri kullanılır.

$$X_{i_{new}} = X_i + rand(0,1) \times (X_{best} - MV \times BF_1) \quad (2.3)$$

$$X_{j_{new}} = X_j + rand(0,1) \times (X_{best} - MV \times BF_2) \quad (2.4)$$

Yeni organizmaların uygunluk değeri $X_{i_{new}}$ ve $X_{j_{new}}$ olarak hesaplanır. Ardından, yeni değerler önceki değerlerden daha iyiye değiştir. Değilse, yeni değerler kaydedilmez

2.2.4. Ortakçılık operatörü

a. Bir organizmanın öznelilik vektörü rastgele seçilir (X_i), X_j 'ye rastgele atanır, $X_i \neq X_j$. olup olmadığına dikkat edilir.

b. Organism X_i denklem (5.5) 'e göre güncellenir.

$$X_{i_{new}} = X_i + rand(-1,1) \times (X_{best} - X_j) \quad (2.5)$$

c. Yeni organizmaların uygunluk değeri $X_{i_{new}}$ olarak hesaplanır. Yeni değer önceki değerden daha düşükse, değeri değiştir. Değilse, yeni değer kaydedilmez.

2.2.5. Asalaklık (parasitism) operatörü

- a. Ekosistemdeki (X_j) bir organizmanın öznitelik vektörü rastgele seçilir, $X_i \neq X_j$ olduğuna dikkat edilir.
- b. X_j , “Parazit Vektörü (PV)” olarak değiştirilir. PV, X_j 'in bazı niteliklerinin bir aralıktaki (alt-üst sınırları belli) mutasyonu ile üretilir.
- c. Yeni organizmaların X_j uygunluğu hesaplanır. Uygunluk değeri (PV), X_j 'den daha iyi ise, X_j organizmasını PV ile değiştirilir. Değilse, X_j 'yi kaydet ve PV'yi çıkarın.

2.2.6. Durdurma

Yinelemeyi durdurmak için sonlandırma kriterleri bulunmaktadır. Sonlandırma kriterleri karşılanırsa, X_{best} optimum çözüm olarak kaydedilir. Aksi takdirde, uygunluk hesaplama adımına geçer ve yineleme devam eder.

3. RULET TEKERLEĞİ YÖNTEMİ KULLANILARAK GELİŞTİRİLMİŞ SİMBİYOTİK ORGANİZMALAR ARAMA (R-SOA) ALGORİTMASI

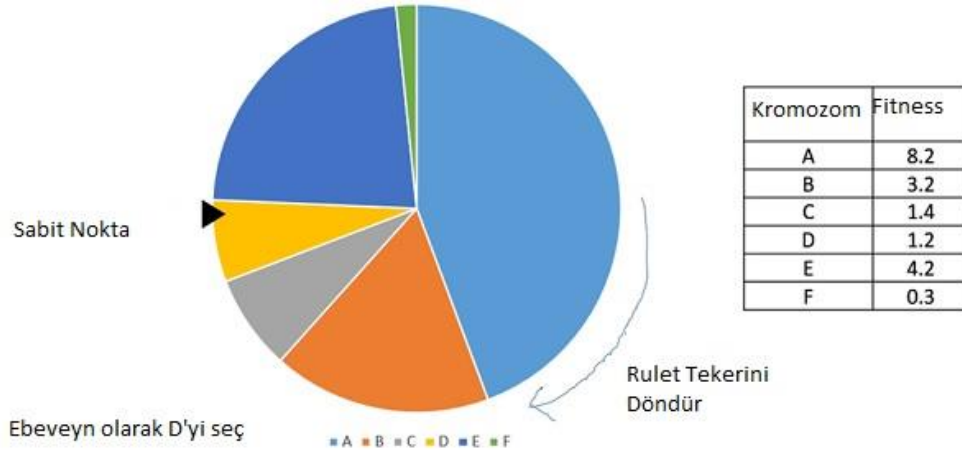
3.1. Genel Bakış

Cheng ve Prayogo [12] tarafından önerilen SOA algoritması, basit ve güçlü bir meta sezgisel algoritmadır. SOA algoritması doğada organizmalar arasında görülen kooperatif davranışı şeklinde çalışmaktadır. Bazı organizmalar yalnız yaşamaz, çünkü hayatta kalmak ve yemek için diğer türlere bağımlıdırlar. İki ayrık tür arasındaki karşılıklı bağımlılık simbiyotik olarak adlandırılır. Türler arası karşılıklılık, ortakçılık ve asalaklık, doğada bulunan en yaygın simbiyotik ilişkilerdir.

Doğadaki simbiyotik bağların bazıları, karşılıklılık, ortakçılık ve asalaklıktır. Bu kısımda SOA algoritması geliştirilirken karşılıklılık evresinde, mevcut çözüm aday komşuluğunda yeni bir çözüm aday üretirken rasgele sayı ataması yapmak yerine rulet tekeri tekniği kullanılarak değer atanmıştır. Bu şekilde, algoritmanın komşuluk arama süreci ve dolayısıyla çözüm uzayındaki en uygun noktayı arama kabiliyeti geliştirilmiştir. Rulet tekerleği yönteminde uyum değeri ile orantılı olasılık değeri seçilir. Tekerleğin yüzeyi uyum değerleri ile orantılı olarak işaretlenmektedir. Her döndürüldüğünde bir dizi eşleme havuzuna atılır. Daha iyi uyum değerine sahip diziler tekerlekte daha fazla yer aldıklarından onların seçilme şansları daha yüksektir. Çalışmada R-SOA algoritması 30 benchmark probleme uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, R-SOA algoritmasının SOA algoritmasına göre küresel optimuma daha yakın sonuçlar ürettiğini göstermiştir.

3.2. R-SOA Algoritması

Rulet tekerleği (R) seçim yönteminde, dairesel tekerlek daha önce belirlenmiş bir şekilde bölümlere ayrılmıştır. Tekerlek çevresinde sabit bir nokta belirlenir ve tekerlek döndürülür. Tekerleğin sabit nokta önüne gelen bölgesi esas olarak seçilir. Bu şekilde seçilmek istenilen sayı kadar rulet tekerleği döndürülerek işlem tekrarlanır. Bu tekerlekteki amaç kalitesi yüksek değerlerin daha fazla kopya oluşturma şansı vermektir [19].



Şekil 3.1. Rulet tekerleği örneği

En uygun olması muhtemel değerler rulet tekerleği üzerinde daha büyük bir pasta dilimleri oluşturur. Rulet tekerleği döndürüldüğünde sabit noktanın önüne gelme şansının yüksektir. Bu nedenle, birey seçme olasılığı doğrudan uygunluğuna bağlıdır.

Rulet tekerleği algoritmasının işleyişi şu şekildedir;

Adım 1 TOPLAM Popülasyondaki tüm uygun değerler toplamını bulunur.

Adım 2 SEÇİM Verilen popülasyon aralığından rasgele sayı seçilir.

Adım 3 DÖNGÜ Popülasyonun tamamından geçerek uygun değerleri topla. Bu toplam bir belirlenen uygunluk ölçüt değerinden fazlaysa, dur [20,21].

Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritmasında algoritma adımlarında karşılıklı operatöründe değişiklik yapılmıştır. Bu değişiklik şu şekilde gerçekleşmiştir. Ekosistemde iki organizma (X_i , X_j) seçilir. Daha sonra en iyi organizmayı bulur (X_{best}). Organizmalar arasında karşılıklı ilişki faktörü hesaplanır. En iyi (X_{best}) organizmaların uygunluk değerleri ile belirlenir. Fayda faktörleri ve rulet tekerleği seçimi ile değerler belirlenir. Yeni organizmaların uygunluk değeri X_{inew} ve X_{jnew} olarak hesaplanır.

Rulet fonksiyonun sözde kodu;

```

1:  t=0, L[0]=0;
2:  for j=1:n

```

```

3:  t=t+ f[j]
4:  end
5:  for j=1:n
6:    R[j]=f[j]/ f[n]
7:    L[j]=R[j] + L[j-1]
8:  end
9:  loc=rand (0,1) // turn the roulette wheel and determine the position where the wheel
    stops
10: for j=1:n
11: if (L[j-1]<loc<= L[j])
12: Selected solution candidate =X[j]
13: end

```

Buna göre, R-SOA algoritmasının görünüşte kodu verilmiştir. Algoritmada değişiklik yapılan operatör gösterilmiştir.

```

1: Operation: R-SOA
2: Initialize: Ekosistem oluşturma (kontrol eco)
3: While durdurma koşulları sağlanmadığı sürece do
4:   For  $i=1:eco$ 
5:     Organizmaların uygun olma değerini hesapla
6:     En iyi değeri elde et ( $X_{best}$ )
7:   End for
8:   Simbiyotik operatörleri uygula:
9:   Karşılıklılık operatörü (Rulet tekerleği yöntemi ile geliştirilen adım)
10:  Ortakçılık operatörü
11:  Asalaklık operatörü
12: End while
13: Süreci durdur ve en iyi organizmayı kaydet ( $X_{best}$ )

```

Yeni geliştirilen karşılıklılık aşağıdaki gibidir.

3.2.1. Karşılıklılık operatörü

SOA algoritmasının bu operatörü ekosistemden iki organizmayı (X_i , X_j) seçer. Klasik SOA algoritmasında j indeksi i indeksine eşit olmayacak şekilde rastgele seçilmektedir. R-SOA algoritmasında ise j indeksi rulet tekerleği yöntemi kullanılarak belirlenmiştir. Rulet tekerleği seçim yöntemine göre önce ekosistemdeki bütün organizmaların uygunluk değerleri kullanılarak Denklem (3.1)'de verilen f değeri hesaplanır. Daha sonra bu değerler arasından [0-1] aralığında rastgele belirlenen bir değer ile toplam uygunluk değeri çarpılır. Elde edilen bu değer f değerinden daha küçük olanın indeksi j indeksi olarak belirlenir.

$$f = 1 / \sum_{i=1}^n f_i \quad (3.1)$$

Daha sonra en iyi organizmayı bulur (X_{best}) ve organizmalar arasındaki karşılıklı ilişkiyi aşağıdaki gibi verilen karşılıklı vektör ve fayda faktörünü kullanarak uygular [12].

a. Karşılıklı ilişki vektörü (MV) aşağıdaki gibi üretilir.

$$X_j = X_{r_{ulst}} \quad (3.2)$$

$$MV = (X_i + X_j) / 2 \quad (3.3)$$

b. En iyi çözüm (X_{best}) organizmaların uygunluk değerleri ile belirlenir.

c. Organizmalar (X_i , X_j) Denklem (3.4) ve (3.5)'a göre güncellenir. BF_1 ve BF_2 “Fayda Faktörleri” olarak adlandırılır..

$$X_{inew} = X_i + X_j \times (X_{best} - MV \times BF_1) \quad (3.4)$$

$$X_{jnew} = X_i + X_j \times (X_{best} - MV \times BF_2) \quad (3.5)$$

Yeni organizmaların uygunluk değeri X_{inew} ve X_{jnew} olarak hesaplanır. Ardından, yeni değerler önceki değerlerden daha iyiye değişir. Değilse, yeni değerler kaydedilmez.

3.2.2. R-SOA algoritmasının benchmark problemlerine uygulanması ve elde edilen sonuçlar

Algoritmaların uygulanmasında, Intel Core-i5 işlemcili bir bilgisayarda Matlab Mathworks kullanılarak hesaplama yapılmıştır. Bu çalışmada geliştirilen SOA ve R-SOA algoritmaları 30 farklı benchmark üzerinde test edilmiştir. Böylece geliştirilen algoritmanın etkinliği değerlendirilmiştir. Kullanılan benchmark problemleri Çizelge 3.1.’de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Test için kullanılan benchmark problemleri

Adı	Fonksiyon	Tipi	Aralık	Min
Ackley	$f_1(x) = 20 - 20 \exp\left(-0.2\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^D x_i^2}{D}}\right) - \exp\left(\frac{\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)}{D}\right) + e$	M	[-100,100]	0
Alpine	$f_2(x) = \sum_{i=1}^D x_i \sin x_i + 0.1 x_i $	M	[-100,100]	0
Cigar	$f_3(x) = x_1^2 + 10^6 \sum_{i=2}^D x_i^2$	U	[-100,100]	0
DixonPrice	$f_4(x) = (x_1 - 1)^2 + \sum_{i=2}^D i(2x_i^2 - x_{i-1})^2$	U	[-10,10]	0
Elliptic	$f_5(x) = \sum_{i=1}^D \left((10^6)^{\frac{i-1}{D-1}} x_i^2\right)$	U	[-100,100]	0
Exponential	$f_6(x) = \exp(0.5 \sum_{i=1}^D x_i^2)$	M	[-10,10]	0
Griewank	$f_7(x) = 1 + \frac{\sum_{i=1}^D x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$	M	[-600,600]	0
I.C.M.	$f_8(x) = \frac{D}{10} - \left(\frac{\sum_{i=1}^D \cos 5\pi x_i}{10} - \sum_{i=1}^D x_i^2\right)$	M	[-100,100]	0
Levy	$f_9(x) = \sin^2(3\pi x_1) + x_D - 1 + (1 + \sin^2(3\pi x_D)) + \sum_{i=1}^{D-1} [(x_i - 1)^2 (1 + \sin^2(3\pi x_{i+1}))]$	M	[-10,10]	0
Michalewicz	$f_{10}(x) = D - \sum_{i=1}^D \sin(x_i) \sin^{20}\left(\frac{\pi x_i^2}{\pi}\right)$	M	[0,π]	0
Penalized-1	$f_{11}(x) = \frac{\pi}{D} 10 \sin^2(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{D-1} [(y_i - 1)^2 (1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1}))] + (y_D - 1)^2 + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4)$	M	[-50,50]	0
	$y_i(x_i) = 1 + \frac{x_i+1}{4}$			
	$u_i(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > 0 \\ 0 & a \geq x_i \geq -a \\ k(-x_i - a)^m & -a > x_i \end{cases}$			

Çizelge 3.1. (Devam) Test için kullanılan benchmark problemleri

Adı	Fonksiyon	Tipi	Aralık	Min
Penalized-2	$f_{12}(x) = 0.1 \left \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^D [(x_i - 1)^2 (1 + \sin^2(3\pi x_i + 1))] + (x_D - 1)^2 (1 + \sin^2(2\pi x_D)) \right + \sum_{i=1}^D u(x_i, 5, 100, 4)$ $u_i(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > 0 \\ 0 & a \geq x_i \geq -a \\ k(-x_i - a)^m & -a > x_i \end{cases}$	M	[-50,50]	0
Powell	$f_{13}(x) = \sum_{i=1}^{D/4} [(x_{4t-3} - 10x_{4t-2})^2 + 5(x_{4t-1} - x_{4t})^2 + (x_{4t-2} - x_{4t-1})^4 + 10(x_{4t-3} - x_{4t})^2]$	U	[-4,5]	0
Rastrigin	$f_{14}(x) = 10D + \sum_{i=1}^D x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)$	M	[-100,100]	0
Rosenbrock	$f_{15}(x) = \sum_{i=1}^{D-1} 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2$	M	[-10,10]	0
R.H.E.	$f_{16}(x) = \sum_{i=1}^D (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	U	[-100,100]	0
Salomon	$f_{17}(x) = 1 - \cos\left(2\pi \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2}\right) + 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2}$	M	[-100,100]	0
Schaffer	$f_{18}(x) = 0.5 + \frac{\sin^2(\sum_{i=1}^D x_i^2) - 0.5}{(1 + 0.001 \sum_{i=1}^D x_i^2)^2}$	M	[-100,100]	0
Schwefel	$f_{19}(x) = 418.982887272434 + D + \sum_{i=1}^D x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	U	[-500,500]	0
Schwefel 1.20	$f_{20}(x) = \sum_{i=1}^D x_i $	U	[-100,100]	0
Schwefel 2.21	$f_{21}(x) = \max_{i=1, \dots, D} x_i $	U	[-100,100]	0
Schwefel 2.22	$f_{22}(x) = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i $	U	[-10,10]	0
Sphere	$f_{23}(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	U	[-100,100]	0
Step	$f_{24}(x) = \sum_{i=1}^D (x_i + 0.5)^2$	U	[-100,100]	0
Styblinski-Tang	$f_{25}(x) = 39.1661657037714 + D + 0.5 \sum_{i=1}^D x_i^4 - 16x_i^2 + 5x_i$	M	[-5,5]	0

Çizelge 3.1. (Devam) Test için kullanılan benchmark problemleri

Adı	Fonksiyon	Tipi	Aralık	Min
SumPower	$f_{26}(x) = \sum_{i=1}^D x_i ^{i+1}$	M	[-10,10]	0
SumSquares	$f_{27}(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^2$	U	[-10,10]	0
Quartic	$f_{28}(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^4$	U	[-10,10]	0
Weierstrass	$f_{29}(x) = \sum_{i=1}^D \left \sum_{j=0}^k 0.5^j \cos(2\pi 3^j(x_i + 0.5)) \right - D \sum_{j=0}^k 0.5^j \cos(\pi 3^j)$	M	[-1,1]	0
	$k = \begin{cases} 20 & D \geq 20 \\ D & D < 20 \end{cases}$			
Zakharov	$f_{30}(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2 + (\sum_{i=1}^D 0.5ix_i)^2 + (\sum_{i=1}^D 0.5ix_i)^4$	M	[-5,10]	0

Çizelge 3.1.'de verilen problemlerin her birisi Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) ve Rulet Tekerleği Yöntemi ile Geliştirilmiş Simbiyotik Organizmalar Arama (R-SOA) algoritmaları ayrı ayrı 30 defa çalıştırılmıştır. Bu sayede önerilen algorithmadan elde edilen sonuçların anlamlılığı test edilmiştir. Bu çalıştırmada, Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması ile elde edilen sonuçlar Çizelge 3.2. ve Rulet Tekerleği Yöntemi ile Geliştirilmiş Simbiyotik Organizmalar Arama (R-SOA) ile elde edilen sonuçlar Çizelge 3.3.'de verilmiştir.

Elde edilen sonuçlar her problem için Rulet Tekerleği Yöntemi ile Geliştirilmiş Simbiyotik Organizmalar Arama (R-SOA) algoritmasının daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Ayrıca 30 defa çalıştırılan algoritmalarından elde edilen sonuçların en küçük, en büyük ve ortalama değerleri belirlenmiştir. Bu değerler Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması ve Rulet Tekerleği Yöntemi ile Geliştirilmiş Simbiyotik Organizmalar Arama (R-SOA) için Çizelge 3.4.'de sunulmuştur.

Her çalıştırmada yakın sonuçlar elde edilmiştir. Bu durum önerilen algorithmadan anlamlı sonuçlar üretildiğini gösterir. Aynı zamanda elde edilen minimum değerleri orijinal Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA)'den daha düşüktür. Bu da algoritmanın orijinal Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA)'e göre global optimuma daha iyi yakınsadığını göstermektedir. Ayrıca orijinal Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA)'in bazı problemlerde lokal minimum tuzaklarına takıldığı ve R-SOA'in bu lokal tuzakları atlayarak global optimuma yakınsamayı sağladığı gözlenmiştir.

Çizelge 3.2. SOA algoritması ile hesaplanan değerler

Nu.	Adı	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
1	Ackley	20	20	20	20	20.0003	20	20	20.00012	20	20	20	20	20	20	20	20	20.01601	20.00215	20	20	20.0162	20.00556	20	20.0007	20.01502	20.00326	20	20.00222	20	20	
2	Alpine	2.2E-205	3.6E-206	2.7E-208	3.5E-207	3.6E-207	8E-205	2.6E-207	1.9E-205	1.8E-206	3.3E-206	6.9E-207	7.5E-207	3.3E-206	9.7E-209	4.8E-207	1E-206	1.1E-205	6.7E-207	5.6E-208	9.5E-206	5.3E-207	4.9E-206	6.5E-207	1.7E-208	5.6E-208	3.4E-206	3.4E-207	5.1E-207	3.5E-206	2E-206	
3	Cigar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	DragonPrice	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	0.66667	
5	Elliptic	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	Exponential	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	
7	Griewank	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	LCM	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
9	Lewy	1.75E-28	1.35E-31	0.109874	1.35E-31	0.109874	1.35E-31	1.97E-31	0.109874	1.35E-31	0.109874	1.47E-31	1.35E-31	0.109874	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	
10	Michalewicz	3.40621	5.106525	3.095869	4.008003	4.70868	3.147711	3.837602	3.269594	3.972415	3.978774	4.191599	4.261619	3.646129	3.136223	3.323792	3.728764	2.99138	2.702948	4.128196	3.487636	3.008168	2.97383	2.671246	3.28321	3.283705	4.304254	4.251691	4.654054	4.575433	4.039783	
11	Penalized-1	2.09E-32	2.09E-32	2.09E-32	1.57E-32	3.64E-32	1.57E-32	1.57E-32	1.57E-32	1.01E-24	0.018968	0.09307	0.058561	1.35E-32	2.09E-32	2.09E-32	2.09E-32	2.09E-32	3.64E-32	1.47E-32	2.09E-32	3.64E-32	2.6E-32	3.64E-32	1.57E-32	3.12E-32	2.09E-32	1.57E-32	1.57E-32	2.09E-32	2.09E-32	
12	Penalized-2	0.07529	0.018968	1.35E-32	0.03613	0.037033	0.084429	0.018065	0.179767	1.01E-24	0.018968	0.09307	0.058561	1.35E-32	0.058561	0.076359	0.018065	1.35E-32	0.112756	0.058561	0.058561	0.037033	1.35E-32	0.076626	2.14E-25	0.018065	0.037033	1.56E-32	0.037033	0.03613	0.018065	
13	Powell	1.7E-157	3.1E-129	2.3E-155	3.1E-217	1.4E-142	2.8E-137	1E-188	1E-167	1.9E-127	2.3E-111	1.2E-202	4.5E-113	6.79E-93	2.56E-86	2.4E-183	2.4E-243	2.3E-132	6.5E-134	3.5E-151	5.6E-262	3.2E-173	6.4E-179	1.9E-56	1.1E-87	3.1E-222	2.83E-50	1.3E-275	5.6E-204	6.6E-170	9E-152	
14	Restigin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
15	Rosenbrock	12.03394	6.300973	10.5942	7.24424	8.92438	9.122772	6.149242	7.073749	7.520839	9.615131	9.103324	4.116556	5.565236	5.717899	7.152099	6.590215	6.324957	7.44917	4.632122	7.190253	6.425405	5.591159	9.273978	8.090955	6.876446	14.4084	10.06106	8.71651	7.185946	5.733334	
16	R.H.E.	4.3E-136	1.6E-136	1.1E-133	2.1E-132	2.4E-137	2E-136	5.4E-131	7E-136	6.9E-133	2.3E-133	1.1E-138	3.4E-134	2.2E-133	9.5E-136	2.1E-132	2.1E-130	3.3E-129	1.5E-136	3.6E-137	2.6E-136	2.1E-134	2.5E-134	8.9E-131	2.3E-135	1.5E-132	4.4E-136	4.1E-133	1.4E-133	3E-137	7.1E-137	
17	Salomon	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	
18	Schaffer	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	
19	Schwefel	0.009399	1.11E-06	238.1738	236.9421	0.079465	0.009717	118.4383	386.4741	0.017886	368.3189	236.8826	1203.249	0.001388	355.3605	9.09E-12	9.09E-12	358.4428	675.1725	122.5973	119.7954	134.3216	0.000634	237.3501	118.4383	118.4384	357.9208	118.4383	9.94E-05	531.0812	361.2111	
20	Schwefel 1.20	1E-207	2.3E-206	5.8E-207	4.5E-206	4.3E-208	2.2E-207	1.5E-206	9.6E-207	7.9E-207	1.6E-208	4.9E-208	6.8E-207	7.5E-208	5E-206	8.3E-207	2.5E-206	4.1E-206	6.2E-206	5.3E-206	1.7E-208	6.2E-208	5.3E-206	6.3E-207	1.1E-207	3.1E-205	2.1E-206	3E-206	1.4E-207	8E-207	9E-208	
21	Schwefel 1.21	1.1E-164	8.3E-165	3.2E-165	4.7E-165	1E-165	1.1E-163	1E-165	4.2E-166	2E-164	4.8E-163	4.4E-165	4.3E-166	4.5E-164	1.1E-163	4.3E-165	1E-165	1.6E-164	9.6E-164	1.2E-163	2.8E-165	5.4E-166	4.3E-165	3.7E-164	1.8E-164	5.5E-166	8.9E-164	2.3E-164	8.5E-165	4.8E-165	1.7E-165	
22	Schwefel 1.22	2.9E-208	1.1E-206	3.8E-207	1.3E-208	2.5E-207	1.3E-207	1.2E-207	1.7E-207	2.3E-207	3.1E-207	1.5E-207	7.4E-208	3.5E-207	2.8E-208	4.2E-207	5.1E-208	2E-207	1.9E-208	4E-207	2.3E-206	1E-206	1.4E-208	1.1E-207	3E-207	6.1E-209	3.2E-207	1.3E-207	2.8E-207	7.8E-209	8.3E-207	
23	Sphere	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
24	Step	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.23E-32	0	0	0	3.08E-33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
25	Styblinski-Tang	-4.5E-13	-2.3E-13	-4.5E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	0	-2.3E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-4.5E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	0	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	2.27E-13	
26	SumPower	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
27	SumSquares	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
28	Quartic	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
29	Weierstrass	0	0	0	0	0	0	0.000514	0.000254	6.47E-05	0	0	0.000249	0	0.000196	0	1.6E-05	0	0.000546	0	0	0.000204	0	0	0	0	0	0.000292	0	0	0	0
30	Zakharov	1.26E-92	1.54E-88	1.26E-86	4.96E-86	1.78E-86	5.41E-89	5.93E-92	1.75E-87	2.19E-88	2.79E-86	9.4E-90	3.8E-88	2.62E-85	2.79E-90	1.24E-86	4.62E-90	2.11E-90	1.65E-90	4.48E-89	2.65E-89	3.73E-87	2.73E-88	9.91E-88	4.23E-90	1.81E-90	5.91E-87	4.83E-91	4.82E-86	9.23E-88	6.66E-90	

Çizelge 3.3. R-SOA Algoritması ile hesaplanan değerler

No.	Adi	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
1	Adley	20.00057	20	20.00104	20.00381	20	20.00001	20	20.00001	20	20	20	20	20.00161	20	20	20	20	20	0.200221	20	20	20	20.00009	20	20.00107	20.00317	20	20	20	20	
2	Alpine	1.1E-218	7.2E-220	8.2E-219	1.2E-219	5.7E-219	1.5E-219	9.7E-221	2.8E-219	2.7E-217	3.6E-220	3.1E-220	2.5E-219	5.3E-219	2.1E-218	2.1E-219	1.3E-219	5.3E-221	2.5E-219	3E-219	4E-219	1.3E-218	5.6E-220	6.1E-218	8.6E-218	4.8E-220	1.8E-218	8.9E-220	4.9E-220	2.6E-219	8.1E-220	
3	Cigar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	DixonPrid	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	
5	Elliptic	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	Exponent	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	7.18E-66	
7	Grewank	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	I.C.M.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
9	Lewy	1.35E-31	2.34E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	0.10874	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	4.52E-47	0.10874	0.10874	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31	0.10874	1.35E-31	0.10874	1.35E-31	0.439489	1.35E-31	1.35E-31	1.02E-16	0.210238	1.35E-31	0.10874	
10	Michalew	1.720155	3.946211	5.214922	3.923635	2.842278	2.390534	2.812648	4.218184	3.913555	3.242008	2.36258	2.228824	4.473959	3.011082	3.035982	2.996099	2.966849	3.471439	3.165551	2.299186	5.076265	2.887192	3.17007	2.441973	2.313753	3.034692	3.107241	2.10475	2.788662	2.391423	
11	Penalized	2.09E-32	1.57E-32	4.15E-32	2.09E-32	2.09E-32	2.09E-32	2.09E-32	3.64E-32	5.7E-32	2.77E-31	2.09E-32	1.57E-32	2.6E-32	1.57E-32	3.64E-32	1.57E-32	1.57E-32	1.57E-32	1.57E-32	3.64E-32	4.15E-32	4.67E-32	2.09E-32	2.09E-32	3.12E-32	4.15E-32	4.15E-32	1.57E-32	3.12E-32	3.64E-32	
12	Penalized	0.03613	0.197832	0.018065	8.42E-26	1.35E-32	0.018065	0.094691	0.179767	0.15387	0.331398	0.076626	0.139271	0.089795	1.35E-32	0.094691	0.03613	0.338246	0.03613	0.03613	0.037033	0.018065	0.037033	0.018065	0.076671	0.033863	0.018065	0.018065	0.071994	1.35E-32		
13	Powell	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
14	Rastrigin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
15	Rosenbro	8.04814	10.0373	8.45621	9.166328	8.80231	7.852841	8.449285	6.609788	9.493536	6.245834	10.8882	6.267193	6.266914	1.007356	8.179668	9.544222	6.793115	9.763955	7.266967	6.531999	11.37541	8.228165	7.134604	9.090783	5.121669	6.136903	1.007542	7.147658	8.102428	7.610611	
16	R.A.E.	9.7E-200	8.5E-203	0	4.2E-197	2.5E-205	8.1E-203	7.2E-208	6.5E-199	1.2E-203	1.6E-199	6.3E-201	2.5E-210	2.8E-200	3E-216	1E-207	1.1E-199	1.7E-196	1.1E-215	6.6E-204	9.2E-202	1.4E-200	2.5E-205	7E-205	1.7E-201	8.7E-205	1.4E-198	1.8E-199	1.1E-199	1.1E-194	2E-204	
17	Salomon	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873	0.099873		
18	Schaffer	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	0.03127	
19	Schweifel	4E-11	2.1E-09	119.4745	1.853172	1.18E-08	5E-07	236.8834	118.504	5.95907	0.00444	236.8889	0.086655	236.8771	118.4383	9.61E-05	0.00741	594.2008	1.78E-07	238.1225	236.8767	1.27E-11	118.4384	118.4383	118.4383	355.3727	0.005118	2.87E-05	0.046163	1052.249	1.04E-06	
20	Schweifel	1.1E-218	1.1E-219	6.3E-219	5.8E-219	1.9E-218	6E-219	1.9E-219	7.7E-220	6.4E-220	1.1E-218	7.3E-219	1.5E-220	1.1E-218	8E-218	6.5E-218	1.3E-220	1.3E-220	1.3E-219	3.7E-218	1.8E-218	8.6E-220	2.4E-219	1.5E-218	2.2E-219	2.5E-219	3E-219	2.6E-219	2.4E-219	5.8E-219	1.9E-217	
21	Schweifel	2.3E-179	1.9E-177	1.1E-176	2.9E-176	4.7E-178	1.9E-176	2.7E-176	5.7E-178	2.1E-176	1.3E-178	1E-177	1.8E-178	4.5E-179	4E-178	2.8E-177	3.8E-177	3.1E-179	2.1E-177	3.7E-177	2.2E-176	1.9E-177	4.9E-177	1.3E-179	6.6E-179	7.8E-179	6.6E-179	8.1E-179	1.7E-178	8.4E-180	3.7E-179	
22	Schweifel	1.3E-220	4.4E-219	4.3E-219	5.9E-220	1.1E-219	1.1E-218	2.9E-221	6E-221	1.6E-218	4.8E-220	4.1E-219	4.7E-221	5.9E-221	2.3E-219	1.4E-220	1.1E-218	2.2E-219	5E-220	3.4E-221	3E-220	2.5E-221	3.1E-220	1.4E-220	1.3E-221	6.2E-222	1.3E-220	4.3E-221	4.1E-221	4.4E-220	8.2E-221	
23	Sphere	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
24	Step	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
25	Styblinski	-2.3E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-4.5E-13	1.36E-12	-2.3E-13	1.72E-08	-4.5E-13	-2.3E-13	2.5E-12	6.82E-13	-2.3E-13	-4.5E-13	6.82E-13	0	0	-2.3E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	-2.3E-13	-4.5E-13	-4.5E-13	2.27E-13	-4.5E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-2.3E-13	-4.5E-13	
26	SumPow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
27	SumSqua	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
28	Quatic	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
29	Weierstra	0	0.00602	0	0	0	0	0	0	0	0.00904	0	4.2E-14	0	0	0.00728	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30	Zakharow	3.9E-137	7.5E-135	1E-131	7.7E-134	2.4E-140	3.7E-142	2E-241	4.6E-183	7.5E-138	0	0	2.6E-140	6.9E-130	3E-130	8.4E-135	5E-187	3.3E-129	5.2E-144	5.5E-131	4.7E-138	2.3E-184	9.5E-128	1.1E-140	1.5E-134	3.5E-144	2.8E-140	3.8E-135	1.5E-141	3.9E-143	1.8E-138	

Çizelge 3.4. SOA Algoritması ve R-SOA Algoritması ile hesaplanan en küçük, en büyük ve ortalama değerler

Nu.	Benchmark	SOA Algoritması ile				R-SOA Algoritması ile			
		En Küçük	En Büyük	Ortalama	Std.Sapma	En Küçük	En Büyük	Ortalama	Std.Sapma
1	Ackley	19,9999999	20,0162	20,00204	0,004810052	0	20,0160122	19,33427	3,65166111
2	Alpine	9,69E-209	8,00E-205	5,80E-206	0	5,30E-221	2,74E-217	1,80E-218	0
3	Cigar	0	0	0	0	0	0	0	0
4	DixonPrice	0,66666667	0,666667	0,666667	1,14787E-16	0,666667	0,66666667	0,666667	1,07126E-16
5	Elliptic	0	0	0	0	0	0	0	0
6	Exponential	7,18E-66	7,18E-66	7,18E-66	3,21673E-81	7,18E-66	7,18E-66	7,18E-66	3,21673E-81
7	Griewank	0	0	0	0	0	0	0	0
8	I.C.M.	0	0	0	0	0	0	0	0
9	Levy	1,35E-31	0,109874	0,0293	0,049418583	1,35E-31	0,4394886	0,043632	0,093342191
10	Michalewicz	2,34738252	5,106525	3,686142	0,668036037	1,720155	5,2149225	3,118212	0,850719307
11	Penalized-1	1,57E-32	4,67E-32	2,33E-32	8,54678E-51	1,57E-32	2,27E-31	3,43E-32	3,81967E-32
12	Penalized-2	1,35E-32	0,179767	0,040829	0,0412139	1,35E-32	0,33824558	0,074168	0,087814683
13	Powell	1,32E-275	2,83E-50	9,44E-52	5,16857E-51	0	0	0	0
14	Rastrigin	0	0	0	0	0	0	0	0
15	Rosenbrock	4,11655619	14,4084	7,689747	2,200220391	5,121669	11,3754138	8,156899	1,571218706
16	R.H.E.	1,14E-138	3,30E-129	1,20E-130	5,9383E-130	0	1,14E-194	3,90E-196	0
17	Salomon	0,09987335	0,099873	0,099873	3,09527E-11	0,099873	0,09987335	0,099873	3,12351E-11
18	Schaffer	0,0031266	0,003127	0,003127	6,94577E-11	0,003127	0,0031266	0,003127	1,6399E-10
19	Schwefel	9,09E-12	1203,249	213,2389	259,2298953	1,27E-11	1052,24874	130,2265	223,1004191
20	Schwefel 1.20	1,64E-208	3,10E-205	2,60E-206	0	1,30E-220	1,88E-217	1,70E-218	0
21	Schwefel 2.21	4,24E-166	4,80E-163	4,10E-164	0	8,40E-180	2,90E-176	5,10E-177	0
22	Schwefel 2.22	6,06E-209	2,30E-206	3,20E-207	0	6,20E-222	1,63E-218	2,00E-219	0
23	Sphere	0	0	0	0	0	0	0	0
24	Step	0	1,23E-32	6,16E-34	2,3454E-33	0	1,54E-32	1,13E-33	3,57197E-33
25	Styblinski-Tang	-4,55E-13	2,27E-13	-2,80E-13	1,75954E-13	-4,50E-13	1,72E-08	5,74E-10	3,14502E-09
26	SumPower	0	0	0	0	0	0	0	
27	SumSquares	0	0	0	0	0	0	0	
28	Quartic	0	0	0	0	0	0	0	
29	Weierstrass	0	0,008292	0,000407	0,001540926	0	0,04072752	0,004129	0,010866694
30	Zakharow	1,27E-92	2,62E-85	1,32E-86	4,8083E-86	0	9,45E-128	3,30E-129	1,7237E-128

Bu çalışmada, Rulet Tekerleği Yöntemi ile Geliştirilmiş Simbiyotik Organizmalar Arama (R-SOA) algoritması geliştirildi. Bu noktada rulet tekerleği yöntemi Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması mutualizm fazında uygulandı. 30 benchmark problemi, 30'ar kere çalıştırılarak alınan sonuçlar aynı sayıda Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) algoritması ile alınan sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Her bir çalışmanın iterasyon sayısı $1000 \times d$ olarak belirlenmiştir. Burada d optimize edilecek parametre sayısıdır. Elde edilen sonuçlara göre önerilen SOA algoritmasının bütün benchmark problemlerinde klasik SOA algoritmasından daha güçlü sonuçlar ürettiği görülmektedir. R-SOA algoritması global optimum noktasına daha da yaklaşacak şekilde sonuçlar üretmektedir. Bu durum, SOA algoritmasının özellikle optimize edilecek parametre sayısının arttığı problem türlerinde lokal minimum tuzaklarına takıldığını ve önerilen yöntemin bu tuzaklardan kurtulmak için bir çözüm ürettiğini göstermektedir. Ayrıca Çizelge 3.3 ve 3.4'de her iki problemin 30 çalıştırma için en küçük, en büyük ve ortalama değerlerine bakıldığında önerilen algorithmadan elde edilen sonuçların anlamlı olduğu rahatlıkla görülebilir. Geliştirilen bu yöntem ile verimlilik üzerine çalışan araştırmacılar global optimum noktaya ulaşmada meta-sezgisel bir algoritma olarak R-SOA algoritmasından araştırmalarında faydalanabilir. Ulaşmayı hedeflediği en uygun değere yaklaşmak üzere bu algoritma üzerinde geliştirme faaliyetlerinde bulunabilirler.

4. YAKIT MALİYET EĞRİLERİNİN MATEMATİKSEL MODELLERİ

4.1. Düzgün Model

Yakıt maliyeti fonksiyonu, ekonomik yük dağıtımı ve optimal güç akışı problemlerini optimize etmek için düzgün bir fonksiyon olarak gösterilebilir. Bu düzgün yakıt maliyeti eğrisi polinom fonksiyonlarıyla matematiksel olarak açıklanabilir. Bu fonksiyon tipi en basit haliyle aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.

$$FC_j(P_{gj}) = a_{0j} + \sum_{i=1}^N a_{ij} P_{gj}^i + r_j \quad , j = 1, 2, 3, \dots, M_g \quad (4.1)$$

Bu denklemde, FC_j yakıt maliyeti fonksiyonu, P_{gj} MW cinsinden üretilen güç çıkışı, a_{0j} ve a_{ij} yakıt parametreleri, r_j hata değeri, N denklemin derecesi ve M_g santaldeki toplam termal jeneratör sayısıdır.

Düzgün fonksiyonlar üç farklı matematiksel model şeklinde ifade edilebilir. Bunlar sırasıyla birinci dereceden (lineer), ikinci dereceden (kuadratik) ve üçüncü dereceden (kübik) denklemlerdir. Her formun şekilleri Şekil 4.1 'de gösterilmiştir [6]. Bunlar aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Birinci Dereceden (Lineer) Model:

Lineer Form: Bu modelde, N , 1'dir ve denklem (4.1) aşağıdaki gibidir.

$$FC_j(P_{gj}) = a_{0j} + a_{1j} \cdot P_{gj} + r_j \quad j=1, 2, \dots, N \quad (4.2)$$

İkinci Dereceden (Kuadratik) Model:

İkinci dereceden Form: Bu modelde, N , 2'dir ve denklem (4.1) aşağıdaki gibidir.

$$FC_j(P_{gj}) = a_{0j} + a_{1j} \cdot P_{gj} + a_{2j} \cdot P_{gj}^2 + r_j \quad j=1, 2, \dots, N \quad (4.3)$$

Üçüncü Dereceden (Kübik) Model:

Üçüncü Dereceden Form: Bu modelde, N , 3'dür ve denklem (4.1) aşağıdaki gibidir.

$$FC_j(P_{gj}) = a_{0j} + a_{1j} \cdot P_{gj} + a_{2j} \cdot P_{gj}^2 + a_{3j} \cdot P_{gj}^3 + r_j \quad j=1,2,\dots,N \quad (4.4)$$

Bu denklemlerde, a_0 , a_1 , a_2 ve a_3 fonksiyon parametreleridir. P_{gj} üretilen güç çıkışı, r_j hata değeri ve N toplam güç üretim birim sayısıdır.

4.2. Düzgün Olmayan Model

Buhar tribünlü güç jeneratörlerinin girdi-çıkış eğrileri, türbin valflerinin açılıp kapanma etkileri nedeniyle düzgün olmama eğilimindedir. Giriş-çıkış eğrisi, üretilen ısı dalgası eğrisi gibi modellenenilirken, dalgalanan bir etkiye sahiptir. Bu şekilde, yakıt maliyeti eğrisi düzgün olmayan hale gelir ve denklemde sinüzoid terim bulunur [13, 15]. Yeni maliyet fonksiyonu şöyle olur:

$$F_i(P_{ti}) = [a_{0i} + \sum_{j=1}^L a_{ji} P_{ti}^j + r_i] + |e_i \sin(f_i(P_{i,min} - P_i))|, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4.5)$$

Bu denklemde, e_i ve f_i valf noktası etkisi olan i birimlerinin yakıt maliyet katsayısı.

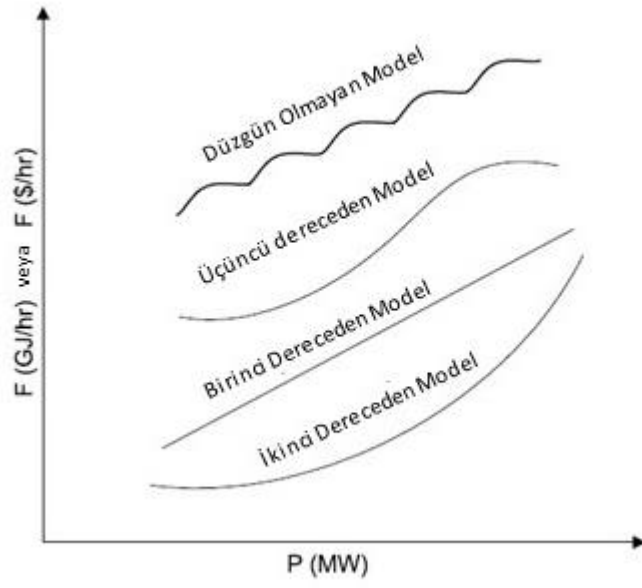
Şüphesiz, düzgün olmayan fonksiyon, ekonomik yük dağılımı sonuçlarının doğruluğunu arttırmaktadır. Aynı zamanda hesaplama sürecine daha fazla yük getirmektedir.

Bu tezde, düzgün ve düzgün olmayan fonksiyon parametrelerinin optimal değerlerini bulmak için SOA ve R-SOA algoritması kullanılmıştır.

Hesaplama, her bir döngü için tahmini parametrelere sahip olan yakıt maliyeti fonksiyon değeri hesaplanmış ve bu tahmini değerın yakıt maliyeti fonksiyonunun gerçek değerinden çıkarılmasıyla hata değeri bulunmuştur [13,17].

$$r_j = F_{j(gerçek)} - F_{j(tahmini)} \quad (4.6)$$

Hesaplama, hata değerlerinin mutlak toplamı kabul edilir ve en küçük değere ulaşana kadar devam eder.



Şekil 4.1. Düzgün ve düzgün olmayan yakıt maliyet fonksiyon eğrileri [13]

5. R-SOA İLE YAKIT MALİYET FONKSİYON PARAMETRELERİNİN TAHMİN EDİLMESİ

Deneyde, santralin yakıt maliyetinin optimal parametrelerini bulmak için SOA ve R-SOA algoritması uygulanmıştır. Enerji santrali, yakıt maliyeti işlevi için 5 enerji üretim ünitesine sahiptir. Çalışmada üç farklı yakıt tipi (kömür, petrol, gaz) kullanılmıştır. Her biri için ayrı parametreler bulunmaktadır. Deneyde, dört durum incelenmiştir. Bunlar, düzgün model olarak birinci dereceden (lineer), ikinci dereceden (kuadratik) ve üçüncü dereceden (kübik) ve düzgün olmayan model yakıt maliyet fonksiyonlarıdır.

SOA ve R-SOA algoritmasının uygulanmasında, Intel Core-i5 işlemcili bir bilgisayarda Matlab Mathworks kullanılarak hesaplama yapılmıştır. Her test durumu için, sonuçlar En Küçük Kareler (EKK) [13], Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) [13], Yapay Arı Kolonisi (YAK) [14], Guguk Kuşu Arama (GKA) [15] ve Yerçekimsel Arama Algoritması (YAA) [16] yöntemleri ile önerilen algoritmanın etkinliğini değerlendirerek karşılaştırılmıştır.

5.1. Düzgün Yakıt Maliyet Fonksiyonu

5.1.1. Test durum 1: Birinci dereceden (lineer) fonksiyon

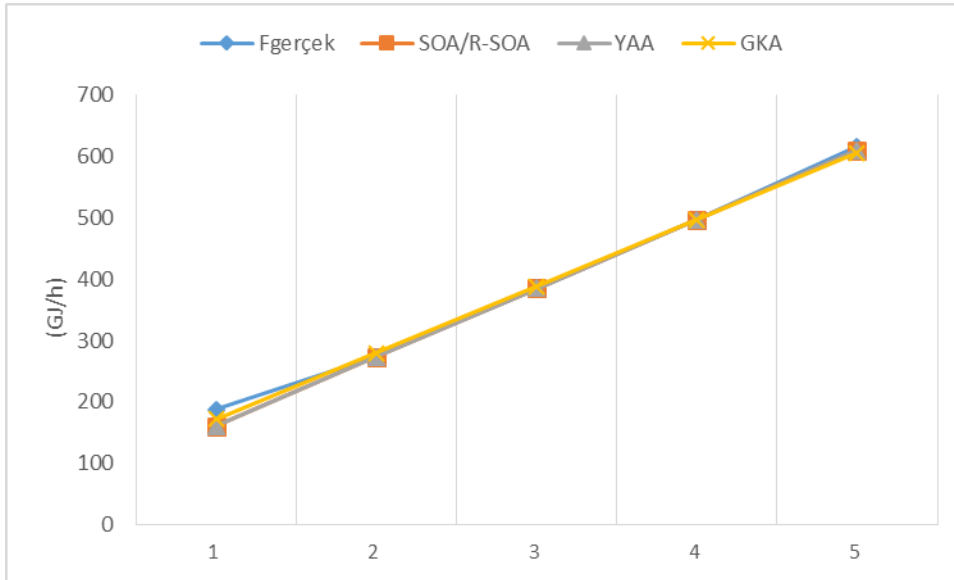
Lineer denklem katsayıları Çizelge 5.1.'de verilmiştir.

Çizelge 5.1. Test durumu 1 için tahmin edilen parametreler

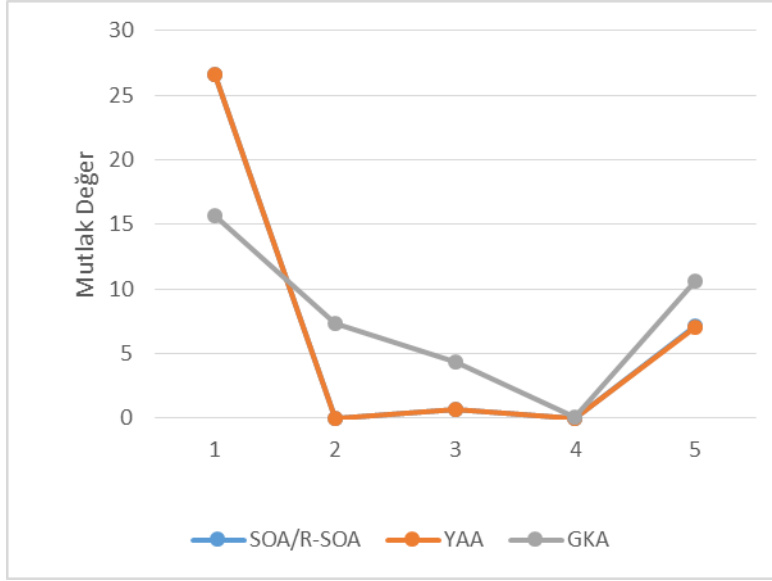
	Parametreler	Algoritmalar					
		SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK [14]	PSO [13]	EKK [13]
Kömür	a0	45.2	45.1981	43.566	45.2120	60.006	63.236
	a1	10.56	10.5601	10.597	10.560	10.190	10.170
Petrol	a0	47.6	47.6359	62.559	47.652	66.001	66.160
	a1	11.03	11.0287	10.655	11.031	10.570	10.631
Gaz	a0	48.4	48.3967	62.899	48.399	66.002	66.700
	a1	11.22	11.2204	10.860	11.221	10.780	10.830

Denklem (4.2)'de verilen birinci dereceden yakıt maliyeti fonksiyonu kömür, petrol ve gaz yakıtı tipi kullanan enerji santrallerinde parametre tahmininde kullanılmıştır. Ayrıca, tüm enerji santrallerinde 10 MW - 50 MW arasında elektrik çıkışlı beş jeneratör bulunmaktadır.

Elde edilen sonuçlara göre SOA, R-SOA YAA, GKA, YAK, PSO ve EKK algoritmalarından elde edilen tahmini parametreler Çizelge 5.1.'de sunulmuştur. Ayrıca, her birim için ve yakıt türleri için SOA, R-SOA, YAA, GKA, YAK, PSO ve EKK algoritmalarından elde edilen gerçek ve tahmini yakıt maliyeti değerleri ve hata değerleri Çizelge 5.2.'de sunulmuştur. SOA ve R-SOA algoritmalarının birinci dereceden fonksiyon ile hesaplanan değerler aynı çıkmaktadır. Ayrıca, gaz yakıt tipi için tahmini yakıt maliyeti değerleri Şekil 5.1.'de ve hata değerleri Şekil 5.2.'te grafik olarak gösterilmiştir.



Şekil 5.1. Gaz için birinci dereceden (lineer) tahmin edilen değerler



Şekil 5.2. Gaz için birinci dereceden (lineer) hata değerleri

Çizelge 5.2. Test durumu 1 için elde edilen sonuçlar (Birinci dereceden (Linear))

P(MW)	F _{gerçek} (G/H)	F _{fahriin} (G/H)						Hata (F _{gerçek} -F _{fahriin}) (G/H)					
Unite 1		SOA/R- SOA	YAA [16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK [13]	SOA/R- SOA	YAA[16]	GKA[15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK [13]
10	176.62	150.8	151.47	149.532	150.812	161.905	164.936	25.4	25.82	27.088	25.808	14.715	11.684
20	256.4	256.4	256.913	255.498	256.412	263.803	266.636	0	0.0004	0.902	0.012	7.403	10.236
30	361.5	362	362.356	361.464	362.012	365.702	368.336	0.5	0.502	0.036	0.512	4.202	6.836
40	467.6	467.6	467.8	467.43	467.612	467.6	470.036	0	0.0027	0.17	0.012	0	2.436
50	579.5	573.2	573.242	573.396	573.212	569.498	571.736	6.3	6.296	6.104	6.288	10.002	7.764
Σ hata								32.2	32.621	34.301	32.632	36.322	38.956
P(MW)	F _{gerçek} (G/H)	F _{fahriin} (G/H)						Hata (F _{gerçek} -F _{fahriin}) (G/H)					
Unite 2		SOA/R- SOA	YAA [16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK [13]	SOA/R- SOA	YAA[16]	GKA[15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK [13]
10	184.75	157.9	157.9233	169.109	157.962	171.701	172.47	26.85	26.8266	15.641	26.788	13.049	12.28
20	268.2	268.2	268.2107	275.659	268.272	277.4	278.78	0	0.0107	7.459	0.072	9.2	10.58
30	377.7	378.5	378.4981	382.209	378.582	383.1	385.09	0.8	0.7981	4.509	0.882	5.4	7.39
40	488.8	488.8	488.7855	488.759	488.892	488.8	491.4	0	0.0145	0.041	0.092	0	2.6
50	606	599.1	599.0729	595.309	599.202	594.499	597.71	6.9	6.9271	10.691	6.798	11.501	8.29
Σ hata								34.55	34.577	38.341	34.632	39.151	41.14
P(MW)	F _{gerçek} (G/H)	F _{fahriin} (G/H)						Hata (F _{gerçek} -F _{fahriin}) (G/H)					
Unite 3		SOA/R- SOA	YAA [16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK [13]	SOA/R- SOA	YAA[16]	GKA[15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK [13]
10	187.2	160.6	160.6013	171.498	160.609	173.802	175	26.6	26.5987	15.702	26.591	13.398	12.2
20	272.8	272.8	272.8058	280.097	272.819	281.601	283.3	0	0.0058	7.297	0.019	8.801	10.5
30	384.3	385	385.0103	388.696	385.029	389.401	391.6	0.7	0.7103	4.396	0.729	5.101	7.3
40	497.2	497.2	497.2148	497.295	497.239	497.2	499.9	0	0.0148	0.095	0.039	0	2.7
50	616.5	609.4	609.4193	605.894	609.449	604.999	608.2	7.1	7.0807	10.606	7.051	11.501	8.3
Σ hata								34.4	34.4103	38.096	34.429	35.13	40.928

Çizelge 5.2.'de görüldüğü gibi SOA ve R-SOA algoritması, kömür yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.421 GJ/H, GKA algoritmasına göre 2.101 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.432 GJ/H, PSO algoritmasına göre 4.122 GJ/H, EKK algoritmasına göre 6.756 GJ/H daha düşüktür.

Petrol yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.027 GJ/H, GKA algoritmasına göre 3.791 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.082 GJ/H, PSO algoritmasına göre 4.601 GJ/H, EKK algoritmasına göre 6.59 GJ/H daha düşüktür.

Gaz yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.0103 GJ/H, GKA algoritmasına göre 3.696 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.029 GJ/H, PSO algoritmasına göre 0.73 GJ/H, EKK algoritmasına göre 6.528 GJ/H daha düşüktür.

Bizim önerimiz olan değerler SOA ve R-SOA algoritması sütununda görülmektedir. SOA ve R-SOA algoritması, farklı yakıt türlerine sahip tüm santraller için gerçeğe en yakın değerleri sağlamıştır. SOA ve R-SOA algoritmasının, gerçek değerlere diğer algoritmalarından daha yaklaştığı açık bir şekilde görülmektedir.

5.1.2. Test durum 2: İkinci dereceden (kuadratik) fonksiyon

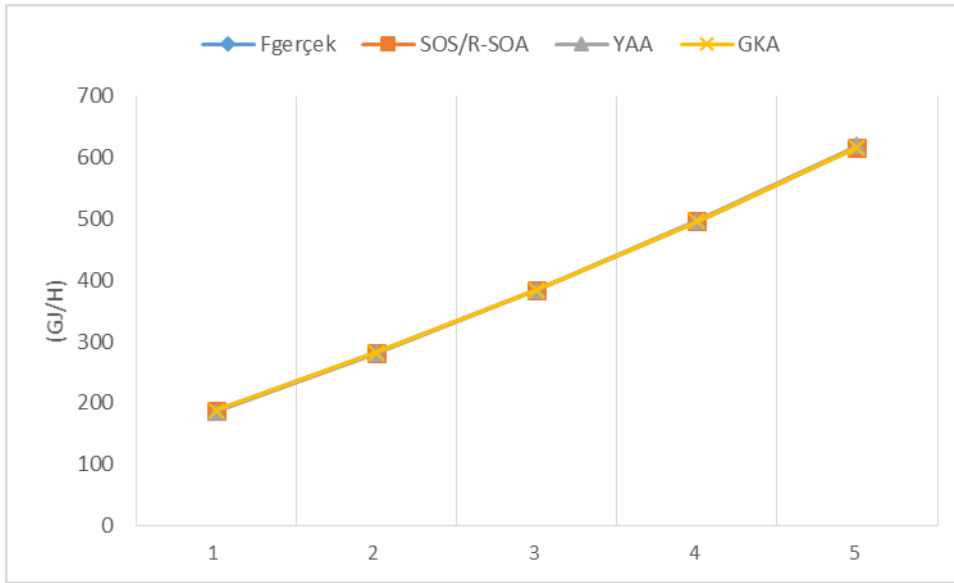
Lineer denklem katsayıları Çizelge 5.3.'de verilmiştir.

Çizelge 5.3. Test durumu 2 için tahmin edilen parametreler

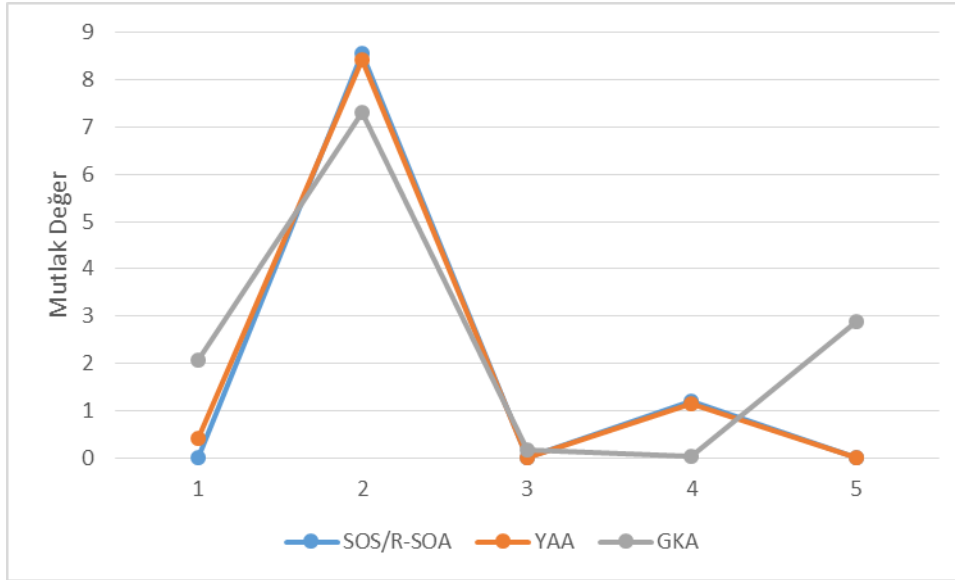
	Parametreler	Algoritmalar					
		SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO [13]	EKK [13]
Kömür	a0	96.6	96.5023	96.540	96.6046	96.279	95.856
	a1	7.588	7.5932	7.575	7.5874	7.592	7.374
	a2	0.0414	0.0413	0.042	0.0414	0.042	0.047
Petrol	a0	101.5312	101.5021	100.887	101.5360	101.000	100.710
	a1	7.88	7.8751	7.890	7.8779	7.800	7.670
	a2	0.0441875	0.0443	0.045	0.0442	0.046	0.049
Gaz	a0	101.8125	101.02	99.239	101.8179	102.000	101.100
	a1	8.1	8.1433	8.138	8.0991	7.900	7.881
	a2	0.043875	0.0433	0.045	0.0439	0.048	0.049

Denklem (4.3)'de verilen ikinci dereceden yakıt maliyeti fonksiyonu kömür, petrol ve gaz yakıtı tipi kullanan enerji santrallerinde parametre tahmininde kullanılmıştır. Ayrıca, tüm enerji santrallerinde 10 MW - 50 MW arasında elektrik çıkışlı beş jeneratör bulunmaktadır.

Elde edilen sonuçlara göre SOA, R-SOA, YAA, GKA, YAK, PSO ve EKK algoritmalarından elde edilen tahmini parametre katsayıları Çizelge 5.3.'de sunulmuştur. Ayrıca, her birim için ve yakıt türleri için SOA, R-SOA, YAA, GKA, YAK PSO ve EKK algoritmalarından elde edilen gerçek ve tahmini yakıt maliyeti değerleri ve hata değerleri Çizelge 5.4.'de sunulmuştur. SOA ve R-SOA algoritmalarının ikinci dereceden fonksiyon ile hesaplanan değerler aynı çıkmaktadır. Ayrıca, gaz yakıt tipi için SOA, YAA ve GKA algoritmaları ile hesaplanan tahmini yakıt maliyeti değerleri Şekil 5.3.'de ve hata değerleri Şekil 5.4.'te grafik olarak gösterilmiştir.



Şekil 5.3. Gaz için ikinci dereceden (kuadratik) tahmin edilen değerler



Şekil 5.4. Gaz için ikinci dereceden (kuadratik) hata değerleri

Çizelge 5.4.'de görüldüğü gibi SOA ve R-SOA algoritması, kömür yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.0262 GJ/H, GKA algoritmasına göre 0.34 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.05 GJ/H, PSO algoritmasına göre 0.357 GJ/H, EKK algoritmasına göre 4.448 GJ/H daha düşüktür.

Petrol yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.1188 GJ/H, GKA algoritmasına göre 0.6938 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.1578 GJ/H, PSO algoritmasına göre 1.8748 GJ/H, EKK algoritmasına göre 4.4888 GJ/H daha düşüktür.

Gaz yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.2344 GJ/H, GKA algoritmasına göre 2.671 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.611 GJ/H, PSO algoritmasına göre 2.991 GJ/H, EKK algoritmasına göre 4.466 GJ/H daha düşüktür.

Bizim önerimiz olan değerler SOA ve R-SOA algoritması sütununda görülmektedir. SOA ve R-SOA algoritması, farklı yakıt türlerine sahip tüm santraller için gerçeğe en yakın değerleri sağlamıştır. SOA ve R-SOA algoritmasının, gerçek değerlere diğer algoritmalarından daha yaklaştığı açık bir şekilde görülmektedir.

Çizelge 5.4. Test durumu 2 için elde edilen sonuçlar (İkinci dereceden (Kuadratik))

P(MW)	$F_{gerçek}$ (GJ/H)	F_{tahmin} (GJ/H)						$ Hata (F_{gerçek}-F_{tahmin}) $ (GJ/H)					
Ünite 1		SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO [13]	EKK[13]	SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK[13]
10	176.62	176.62	176.568	176.48	176.619	176.358	174.252	0	0.052	0.14	0.001	0.262	2.368
20	256.4	264.92	264.9006	264.8	264.913	264.765	261.968	8.52	8.5006	8.4	8.513	8.365	5.568
30	361.5	361.5	361.5001	361.5	361.487	361.5	359.004	0	0.0001	0	0.013	0	2.496
40	467.6	466.36	466.3666	466.58	466.341	466.562	465.36	1.24	1.2334	1.02	1.259	1.038	2.24
50	579.5	579.5	579.4999	580.04	579.475	579.952	581.036	0	0.0001	0.54	0.025	0.452	1.536
$\Sigma hata $								9.76	9.7862	10.1	9.81	10.117	14.208
P(MW)	$F_{gerçek}$ (GJ/H)	F_{tahmin} (GJ/H)						$ Hata (F_{gerçek}-F_{tahmin}) $ (GJ/H)					
Ünite 2		SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO [13]	EKK [13]	SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK[13]
10	184.75	184.75	184.6855	184.248	184.735	183.6	182.346	0	0.0645	0.502	0.015	1.15	2.404
20	268.2	276.8062	276.7337	276.525	276.774	275.4	273.862	8.6062	8.5337	8.325	8.574	7.2	5.662
30	377.7	377.7	377.6466	377.718	377.653	376.4	375.258	0	0.0534	0.018	0.047	1.3	2.442
40	488.8	487.4312	487.4243	487.827	487.372	486.6	486.534	1.3688	1.3757	0.973	1.428	2.2	2.266
50	606	606	606.0667	606.851	605.931	606	607.69	0	0.0667	0.851	0.069	0	1.69
$\Sigma hata $								9.9752	10.094	10.669	10.133	11.85	14.464
P(MW)	$F_{gerçek}$ (GJ/H)	F_{tahmin} (GJ/H)						$ Hata (F_{gerçek}-F_{tahmin}) $ (GJ/H)					
Ünite 3		SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK [14]	PSO [13]	EKK [13]	SOA/R-SOA	YAA[16]	GKA [15]	YAK[14]	PSO[13]	EKK[13]
10	187.2	187.2	186.7855	185.145	187.799	185.78	184.824	0	0.4145	2.055	0.599	1.42	2.376
20	272.8	281.3625	281.215	280.111	281.36	279.121	278.368	8.5625	8.415	7.311	8.56	6.321	5.568
30	384.3	384.3	384.3086	384.137	384.301	382.022	381.732	0	0.0086	0.163	0.001	2.278	2.568
40	497.2	496.0125	496.0661	497.223	496.022	494.484	494.916	1.1875	1.1339	0.023	1.178	2.716	2.284
50	616.5	616.5	616.4876	619.369	616.523	616.507	617.92	0	0.0124	2.869	0.023	0.007	1.42
$\Sigma hata $								9.75	9.9844	12.421	10.361	12.741	14.216

5.1.3. Test durum 3: Üçüncü dereceden (kübik) fonksiyon

Lineer denklem katsayıları Çizelge 5.5.'de verilmiştir.

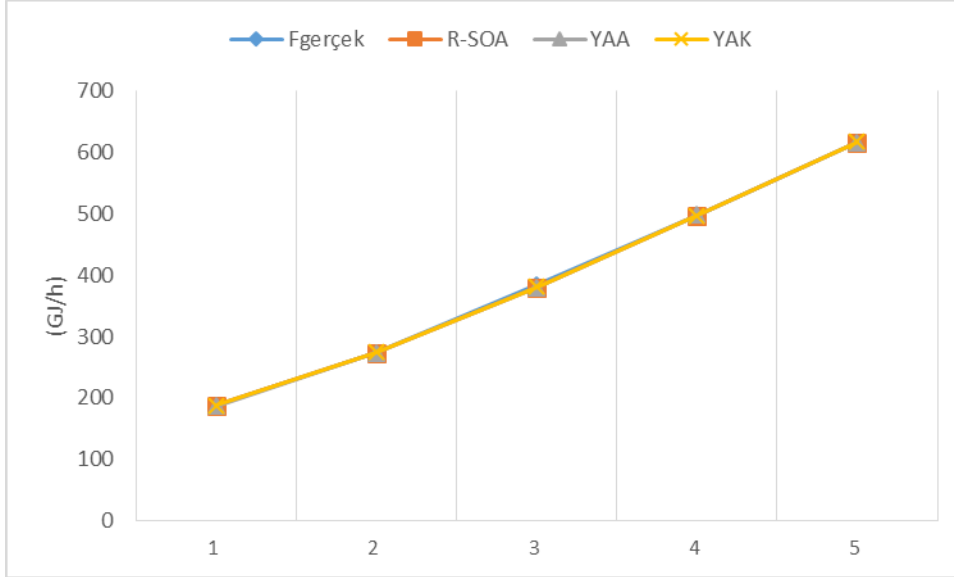
Çizelge 5.5. Test durumu 3 için tahmin edilen parametreler

	Parametreler	Algoritmalar							
		R-SOA	IDA	DA	SOA	YAA [16]	YAK [14]	PSO [13]	EKK [13]
Kömür	a ₀	127.066845813399	127.0666667	127.0666667	126.953423	122.589.143	124.5362	120.241	123.180
	a ₁	3.11863847927159	3.11866666	3.11866667	3.1322176	3.76799765	3.4859	3.979	3.535
	a ₂	0.19993460753054	0.19993337	0.1999333	0.19947435	0.17754168	0.1872	0.184	0.193
	a ₃	-0.0016266823088267	-0.00162667	-0.0016267	-0.00162185	-0.001402744	-0.0015	-0.002	-0.002
Petrol	a ₀	132.499951039167	132.5000000	132.500	132.479226	129.879253	129.2351	130.278	128.640
	a ₁	3.33250685174167	3.3325000	3.3325000	3.33517466	3.67100800	3.4859	3.542	3.746
	a ₂	0.20587478822323	0.2058750	0.2058750	0.20579572	0.19461388	0.1872	0.200	0.199
	a ₃	-0.00166249810749064	-0.0016625	-0.00166625	-0.00166186	-0.00155171	-0.0015	-0.002	-0.002
Gaz	a ₀	132.333239572659	132.3333295	132.3333295	132.412454	129.532636	126.0143	128.376	128.400
	a ₁	3.62501332596882	3.6250006	3.6250006	3.61208247	3.96083217	3.8044	4.146	4.046
	a ₂	0.202416221063094	0.2024166	0.2024166	0.20301881	0.19311198	0.1896	0.188	0.195
	a ₃	-0.00162499568513628	-0.0016250	-0.0016250	-0.00163252	-0.00155213	-0.0015	-0.002	-0.002

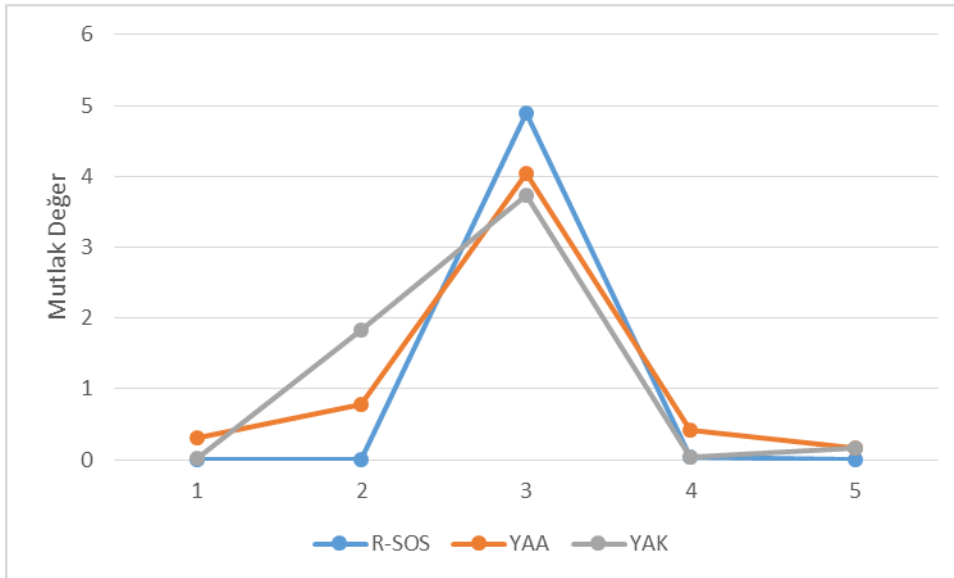
Denklem (4.4)'de verilen üçüncü dereceden yakıt maliyeti fonksiyonu kömür, petrol ve gaz yakıtı tipi kullanan enerji santrallerinde parametre tahmininde kullanılmıştır. Ayrıca, tüm enerji santrallerinde 10 MW - 50 MW arasında elektrik çıkışlı beş jeneratör bulunmaktadır.

Elde edilen sonuçlara göre SOA, R-SOA, IDA, DA, YAA, YAK PSO ve EKK algoritmalarından elde edilen tahmini parametre katsayıları Çizelge 5.5.'de sunulmuştur. Ayrıca, her birim için ve yakıt türleri için SOA, R-SOA, IDA, DA, YAA, YAK PSO ve EKK algoritmalarından elde edilen gerçek ve tahmini yakıt maliyeti değerleri ve hata değerleri Çizelge 5.6'de sunulmuştur. Ayrıca, gaz yakıtı tipi için SOA, YAA ve YAK

algoritmaları ile hesaplanan tahmini yakıt maliyeti değerleri Şekil 5.5’de ve hata değerleri Şekil 5.6’te grafik olarak gösterilmiştir.



Şekil 5.5. Gaz için üçüncü dereceden (kübik) tahmin edilen değerler



Şekil 5.6. Gaz için üçüncü dereceden (kübik) hata değerleri

Çizelge 5.6.’de görüldüğü gibi SOA algoritması, kömür yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.4058 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.5262 GJ/H, PSO algoritmasına göre 3.7448 GJ/H, EKK algoritmasına göre 5.4328 GJ/H daha düşüktür. R-

SOA algoritmasına göre 0.00429 GJ/H, IDA algoritmasına göre 0.00429 GJ/H ve DA algoritmasına göre 0.00429 GJ/H daha yüksektir.

Petrol yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.3922GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.4081 GJ/H, PSO algoritmasına göre 0.7144 GJ/H, EKK algoritmasına göre 6.2264 GJ/H daha düşüktür. R-SOA algoritmasına göre 0.0076 GJ/H, IDA algoritmasına göre 0.0077 GJ/H ve DA algoritmasına göre 0.0076 GJ/H daha yüksektir.

Gaz yakıt türü için toplam hata değeri YAA algoritmasına göre 0.761 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.8404 GJ/H, PSO algoritmasına göre 0.8627 GJ/H, EKK algoritmasına göre 5.2117 GJ/H daha düşüktür. R-SOA algoritmasına göre 0.0197 GJ/H, IDA algoritmasına göre 0.0196 GJ/H ve DA algoritmasına göre 0.0193 GJ/H daha yüksektir.

Çizelge 5.6.'de görüldüğü gibi R-SOA algoritması, kömür yakıt türü için toplam hata değeri SOA algoritmasına göre 0.0429 GJ/H, YAA algoritmasına göre 0.4487 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.5691 GJ/H, PSO algoritmasına göre 3.7877 GJ/H, EKK algoritmasına göre 5.4757 GJ/H, DA algoritmasına göre 0.0067 GJ/H daha düşüktür. IDA algoritması ile aynıdır. IDA algoritmasına göre 0.0001 GJ/H daha yüksektir.

Petrol yakıt türü için toplam hata değeri SOA algoritmasına göre 0.0076 GJ/H, YAA algoritmasına göre 0.3998 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.4157 GJ/H, PSO algoritmasına göre 0.722 GJ/H, EKK algoritmasına göre 6.234 GJ/H daha düşüktür. DA algoritması ile aynıdır.

Gaz yakıt türü için toplam hata değeri SOA algoritmasına göre 0.0197 GJ/H, YAA algoritmasına göre 0.7807 GJ/H, YAK algoritmasına göre 0.8601 GJ/H, PSO algoritmasına göre 0.8824 GJ/H, EKK algoritmasına göre 5.2314 GJ/H, IDA algoritmasına göre 0.0001 GJ/H ve DA algoritmasına göre 0.0004 GJ/H daha düşüktür.

Bizim önerimiz olan değerler SOA ve R-SOA algoritması sütununda görülmektedir. SOA algoritması, farklı yakıt türlerine sahip tüm santraller için gerçeğe en yakın değerleri sağlamıştır. Fakat SOA algoritmasında geliştirilen R-SOA algoritması daha yakın sonuç vermiştir. R-SOA algoritmasının, gerçek değerlere diğer algoritmalarından daha yaklaştığı

açık bir şekilde görülmektedir. IDA algoritması ile bazı durumlarda aynı veya çok yakın değerler vermektedir.

Çizelge 5.6. Test durumu 3 için elde edilen sonuçlar (Üçüncü dereceden (Kubik))

P(MW)		F _{gerçek} (GJ/H)		F _{tahmin} (GJ/H)						Hata (F _{gerçek} -F _{tahmin})(GJ/H)					
Ünite 1		R-SOA	SOA	YAA	YAK	PSO	EKK	R-SOA	IDA	DA	SOA	YAA	YAK	PSO	EKK
10		176.62	176.6012	176.6205	176.6152	176.806	176.227	0	0	0	0.0188	0.0005	0.0048	0.186	0.393
20		256.4	256.4127	257.7438	257.1342	260.557	258.274	0	0	0	0.0127	1.3438	0.7342	4.157	1.874
30		361.5	356.6467	356.6569	357.5425	357.0932	359.721	4.8533	4.8533	4.854	4.8431	3.9575	4.4068	0.451	1.779
40		467.6	467.6	467.6027	467.6001	467.4922	470.968	0	0	0.002	0.0027	0	0.1078	3.846	3.368
50		579.5	579.5189	579.5001	579.3312	579.5	582.415	0	0	0.004	0.0189	0.0001	0.1688	0	2.915
Σ hata								4.8533	4.8533	4.86	4.8962	5.302	5.4224	8.641	10.329
P(MW)		F _{gerçek} (GJ/H)		F _{tahmin} (GJ/H)						Hata (F _{gerçek} -F _{tahmin})(GJ/H)					
Ünite 2		R-SOA	SOA	YAA	YAK	PSO	EKK	R-SOA	IDA	DA	SOA	YAA	YAK	PSO	EKK
10		184.75	184.7487	184.499	184.7391	184.076	184.301	0	0	0	0.0013	0.251	0.0109	0.674	0.449
20		268.2	268.2061	268.7312	269.1631	268.2	269.562	0	0	0	0.0061	0.5312	0.9631	0	1.362
30		377.7	372.875	372.8804	373.2656	373.5071	374.223	4.825	4.8249	4.825	4.8196	4.4344	4.1929	4.69	3.477
40		488.8	488.8003	488.7919	488.7711	488.863	488.084	0	0	0	0.0003	0.0081	0.0289	0.063	0.716
50		606	605.9948	605.9998	605.9551	606.119	600.945	0	0	0	0.0052	0.0001	0.0449	0.119	5.055
Σ hata								4.825	4.8249	4.825	4.8326	5.2248	5.2407	5.547	11.059
P(MW)		F _{gerçek} (GJ/H)		F _{tahmin} (GJ/H)						Hata (F _{gerçek} -F _{tahmin})(GJ/H)					
Ünite 3		R-SOA	SOA	YAA	YAK	PSO	EKK	R-SOA	IDA	DA	SOA	YAA	YAK	PSO	EKK
10		187.2	187.2026	186.9	187.1883	187.101	186.804	0	0	0	0.0026	0.3	0.0167	0.099	0.396
20		272.8	272.8015	273.577	274.6323	274.326	274.688	0	0	0	0.0015	0.777	1.8323	1.526	1.888
30		384.3	379.3834	379.4138	380.2508	381	382.452	4.9166	4.9167	4.917	4.8862	4.0492	3.7387	3.3	1.848
40		497.2	497.2	497.2446	497.6085	498.074	500.496	0	0	0	0.0446	0.4085	0.0297	0.874	3.296
50		616.5	616.4986	616.3374	616.6593	616.5	619.22	0	0	0	0.0014	0.1626	0.1593	0	2.72
Σ hata								4.9166	4.9167	4.917	4.9363	5.6973	5.7767	5.799	10.148

5.2. Düz Olmayan Yakıt Maliyet Fonksiyonu

5.2.1. Test durum 4: Düz olmayan yakıt maliyet fonksiyonu

Lineer denklem katsayıları Çizelge 5.7.'de verilmiştir.

Çizelge 5.7. Lineer denklem katsayıları

	Parametreler	Algoritmalar				
		R-SOA	IDA	SOA	GKA [15]	PSO [13]
1	a ₀	550	550.000000004	550	551.129	548.921
	a ₁	8.09999937916374	8.099999462	8.100	8.100	8.096
	a ₂	0.000279999042814207	0.000279999	2.8e-04	0.000	0.000
	a ₃	300.000200131087	300.000184360	300.002	298.990	301.424
	a ₄	74.00535	637.07990147	81.8421	99.561	0.035
2	a ₀	308.999625863596	308.999625883	308.99962586	309.0015	308.410
	a ₁	8.10000301071587	8.100003011	8.1000030107	8.09	8.107
	a ₂	0.000559989876851128	0.000559990	5.5998987679e-04	0.000586	0.001
	a ₃	200.000481972466	200.000481965	200.00048196	200.7088	200.611
	a ₄	267.593577429857	421.189948503	236.53411364	382.6182	0.042

Bu durumda, denklem (4.5)'de verilen denklem tahminde kullanılmıştır. Önerilen algoritmayı değerlendirmek için iki termal birim test edilmiştir. Ünite 1'de 0 MW'dan 500 MW'e kadar güç çıkışına sahip, Ünite 2'de 0 MW'den 360 MW'e kadar güç çıkışına sahip 21 jeneratör bulunmaktadır. Çizelge 5.8. ve Çizelge 5.9'da, iki ünite için tahmin edilen parametreler ve düzgün olmayan yakıt maliyet eğrisi ile elde edilen sonuçları gösterilmiştir.

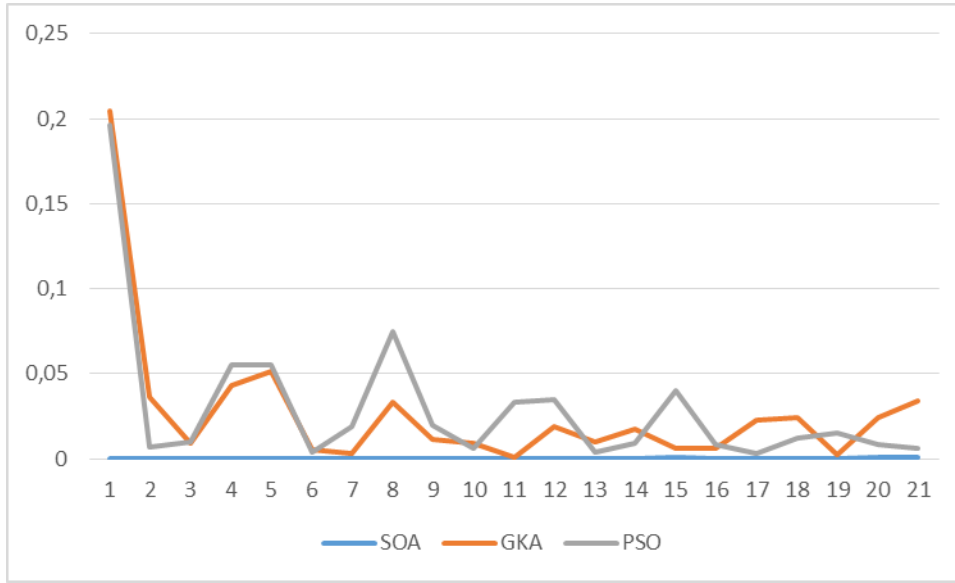
Çizelge 5.8. Test durumu 4'te Ünite 1 için elde edilen sonuçlar (Ünite 1'de 0 ile 500 MW arasında değişen güç çıkışı bulunmaktadır.)

Ünite 1	$F_{gerçek}(GJ/H)$	$F_{tahmin}(GJ/H)$				Hata($F_{gerçek}-F_{tahmin}$)(GJ/H)				
P(MW)		R-SOA	SOA	GKA [15]	PSO [13]	R-SOA	IDA	SOA	GKA	PSO
0	550.000	550	550	551.129	548.921	0	0.0000	0	0.205	0.196
25	982.938	982.9382	982.93818	983.295	982.870	0.00019	0.0002	0.00018	0.036	0.007
50	1250.896	1250.89594	1250.89593	1251.009	1251.019	0	0.0001	0	0.009	0.010
75	1307.251	1307.251113	1307.25111	1307.809	1306.536	0.00011	0.0001	0.00011	0.043	0.055
100	1468.035	1468.03499	1468.03499	1468.035	1467.224	0	0	0	0.051	0.055
125	1849.962	1849.961767	1849.96176	1850.049	1849.882	0.00023	0.0002	0.00024	0.005	0.004
150	2028.980	2028.980377	2028.98037	2029.045	2028.605	0.00037	0.0004	0.00037	0.003	0.019
175	2023.333	2023.33327	2023.33277	2024.000	2021.819	0.00023	0.0002	0.00023	0.033	0.075
200	2378.296	2378.29600	2378.29600	2378.558	2377.828	0	0	0	0.011	0.020
225	2686.609	2686.60874	2686.60874	2686.371	2686.446	0.000253	0.0003	0.00026	0.009	0.006
250	2779.917	2779.91702	2779.91703	2779.878	2779.010	0	0	0	0.001	0.033
275	2858.341	2858.34097	2858.34097	2858.877	2857.352	0	0	0	0.019	0.035
300	3269.109	3269.108681	3269.10867	3268.792	3268.972	0.000318	0.0003	0.00033	0.010	0.004
325	3490.738	3490.738089	3490.73808	3490.128	3490.415	0	0.0001	0	0.017	0.009
350	3512.636	3512.635417	3512.63542	3512.424	3511.243	0.00058	0.0006	0.00058	0.006	0.040
375	3785.882	3785.88218	3785.88218	3785.654	3785.576	0.00018	0.0002	0.00018	0.006	0.008
400	4131.982	4131.98202	4131.98201	4131.018	4132.108	0	0	0	0.023	0.003
425	4265.053	4265.0530	4265.05299	4264.025	4264.524	0	0	0	0.024	0.012
450	4264.307	4264.30700	4264.30700	4264.205	4263.686	0	0	0	0.002	0.015
475	4698.816	4698.8156	4698.81561	4697.711	4699.189	0.00037	0.0004	0.00039	0.024	0.008
500	4962.688	4962.6874	4962.68739	4961.025	4962.991	0.00059	0.0006	0.00061	0.034	0.006
Σ hata						0.003681	0.0037	0.00372	0.572	0.619

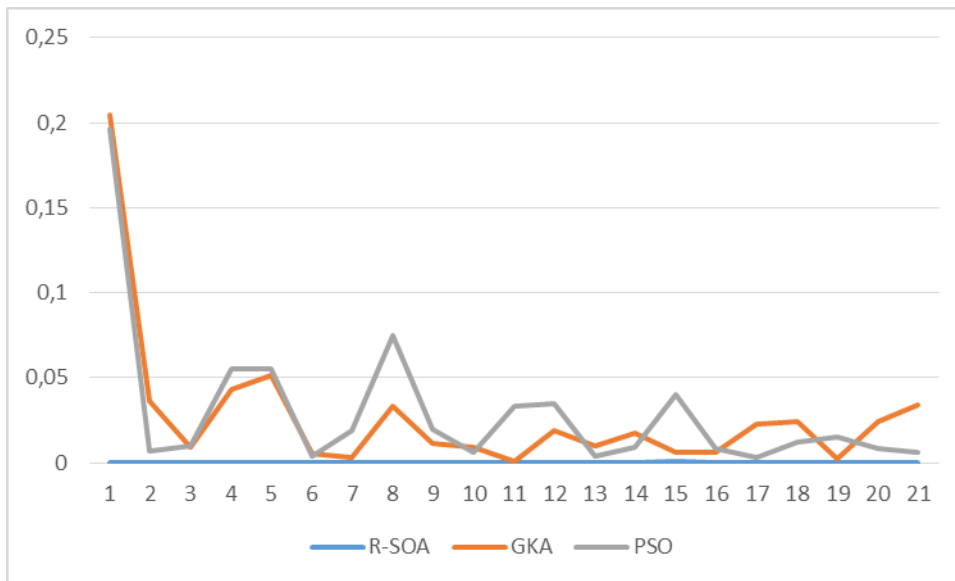
Önerilen SOA ve R-SOA algoritmasında çıkan sonuçlar GKA, IDA ve PSO algoritmalarında çıkan sonuçlar ile ve birbirleri ile karşılaştırılmıştır. SOA algoritması, GKA ve PSO algoritmaları ile elde edilen düzgün olmayan yakıt maliyeti fonksiyonunun tahmini parametreleri Çizelge 5.7.'de gösterilmiştir. Çizelge 5.8.'de gerçek ve tahmini yakıt maliyeti değerleri ile SOA, R-SOA, GKA ve PSO algoritmalarından elde edilen hata değerleri iki farklı tesis için verilmiştir.

Çizelge 5.8.'e göre SOA algoritması, Ünite 1 için toplam hata GKA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,56828 GJ/H ve PSO algoritması ile karşılaştırıldığında 0,61528 GJ/H olarak azalmıştır. R-SOA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,000039 GJ/H ve IDA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,00002 GJ/H artmıştır. Hata değerleri, Şekil 5.7.'de verilen grafiklerle karşılaştırılmıştır.

Çizelge 5.8.'e göre R-SOA algoritması, Ünite 1 için toplam hata SOA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,000039 GJ/H, GKA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,568319 GJ/H ve PSO algoritması ile karşılaştırıldığında 0,615319 GJ/H ve IDA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,00019 GJ/H olarak azalmıştır. Hata değerleri, Şekil 5.8.'de verilen grafiklerle karşılaştırılmıştır.



Şekil 5.7. SOA Ünite 1 için düzgün olmayan hata değerleri



Şekil 5.8. R-SOA Ünite 1 için düzgün olmayan hata değerleri

Çizelge 5.9. Test durumu 4'te Ünite 2 için elde edilen sonuçlar (Ünite 2'de 0 ile 360 MW arasında değişen güç çıkışı bulunmaktadır.)

Ünite 2	$F_{\text{gerçek}}(\text{GJ/H})$	$F_{\text{tahmin}}(\text{GJ/H})$				Hata ($F_{\text{gerçek}} - F_{\text{tahmin}})(\text{GJ/H})$				
P(MW)		R-SOA	SOA	GKA [15]	PSO [13]	R-SOA	IDA	SOA	GKA	PSO
0	309.000	308.99961	308.99962	309.002	308.410	0.00038	0.0004	0.00038	0.000	0.191
18	592.185	592.184752	592.18475	592.517	592.146	0.00024	0.0002	0.00025	0.056	0.007
36	800.980	800.980354	800.980358	801.366	801.219	0.00035	0.0004	0.000358	0.048	0.030
54	901.361	901.36123	901.36125	901.401	901.499	0.000232	0.0002	0.00025	0.004	0.015
72	918.567	918.567290	918.56732	917.983	918.330	0.00029	0.0003	0.00032	0.064	0.026
90	1161.719	1161.71950	1161.71947	1161.543	1161.979	0.00050	0.0005	0.00047	0.015	0.022
108	1387.229	1387.228885	1387.22887	1387.178	1387.693	0.000114	0.0001	0.00013	0.004	0.033
126	1505.826	1505.825998	1505.82603	1505.496	1506.111	0	0	0.00003	0.022	0.019
144	1533.617	1533.616841	1533.61690	1532.722	1533.444	0.000158	0.0002	0.0001	0.058	0.011
162	1735.414	1735.414039	1735.41397	1735.007	1735.687	0.00003	0	0.00003	0.023	0.016
180	1976.564	1976.563815	1976.56379	1976.359	1976.974	0.000184	0.0002	0.00021	0.010	0.021
198	2113.785	2113.785473	2113.78551	2113.368	2113.938	0.000473	0.0005	0.00051	0.020	0.007
216	2153.829	2153.828654	2153.82874	2152.901	2153.436	0.000345	0.0003	0.00026	0.043	0.018
234	2313.540	2313.540000	2313.53990	2313.179	2313.540	0	0	0.0001	0.016	0.000
252	2569.061	2569.060796	2569.06075	2568.984	2569.136	0.0002	0.0002	0.00025	0.003	0.003
270	2725.078	2725.0781128	2725.07815	2724.857	2724.819	0.000112	0.0001	0.00015	0.008	0.010
288	2778.892	2778.8919995	2778.89211	2778.211	2777.996	0	0	0.00011	0.024	0.032
306	2896.388	2896.387999	2896.38786	2896.347	2895.836	0	0	0.00014	0.001	0.019
324	3164.832	3164.83200	3164.83192	3165.165	3164.290	0	0	0.00008	0.011	0.017
342	3339.577	3339.576526	3339.57656	3339.836	3338.627	0.000473	0.0005	0.00044	0.008	0.028
360	3408.509	3408.509333	3408.50947	3408.358	3406.829	0.000333	0.0003	0.00047	0.004	0.049
Σhata						0.004448	0.0044	0.005038	0.444	0.575

Çizelge 5.9.'a göre SOA algoritması, Ünite 2'deki toplam hata GKA algoritması ile karşılaştırıldığında 0.438962 GJ/H ve PSO algoritması ile karşılaştırıldığında 0.569962 GJ/H olarak azalmıştır. R-SOA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,00059 GJ/H ve IDA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,000638 GJ/H artmıştır.

Çizelge 5.9.'a göre R-SOA algoritması, Ünite 2'deki toplam hata SOA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,00059 GJ/H, GKA algoritması ile karşılaştırıldığında 0.439552 GJ/H ve PSO algoritması ile karşılaştırıldığında 0.570552 GJ/H ve IDA algoritması ile karşılaştırıldığında 0,000048 GJ/H olarak azalmıştır.

Sonuçlardan görülebileceği gibi, önerilen R-SOA algoritması, hem termal Ünite 1 hem de Ünite 2 için gerçek değerlere yakın değerler sağlamıştır. R-SOA algoritmasının, bu test durumu için hesaplanan SOA ve daha önce bildirilen GKA ve PSO algoritmalarından daha iyi sonuçlar

verdiği açıktır. Bu test durumu için R-SOA algoritmasından elde edilen hata değerlerinin sıfıra çok daha yakın olduğu belirlenmiştir.

R-SOA algoritmasının yine termal Ünite 2 için gerçek değere yakın değerler ürettiği açıkça görülmektedir. SOA algoritmasının, bu test durumu için diğer algoritmalar ile karşılaştırırken daha iyi sonuçlar verdiği tamamen açıktır. Bu durum ayrıca, R-SOA algoritmasının özellikle düzgün olmayan maliyet fonksiyonları için güçlü bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Rulet Tekerleği Yöntemi Kullanılarak Simbiyotik Organizmalar Arama (R-SOA) algoritması geliştirilmiştir. Önerilen algoritmanın etkinliğini test etmek amacıyla 30 adet benchmark problemi üzerinde test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Simbiyotik Organizmalar Arama (SOA) Algoritması ile karşılaştırılmıştır. Bu sonuçlara göre önerilen algoritma 10 adet problemde SOA'den daha düşük sonuçlar üreterek, bu problemler için global optimum noktaya daha çok yakınsamıştır. Ayrıca standart sapma değerlerinin düşük olması önerilen algoritmanın anlamlı sonuçlar ürettiğini göstermiştir. Ardından SOA ve R-SOA algoritmaları optimum güç akışını ve ekonomik yük dağıtımını problemlerini çözmek için kullanılan yakıt maliyeti fonksiyonu parametrelerini doğru bir şekilde tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Deneylerde, birinci dereceden (lineer), ikinci dereceden (kuadratik), üçüncü dereceden (kübik) düzgün ve düzgün olmayan yakıt maliyeti fonksiyonları kullanılmıştır. Ayrıca deneylerde, üç farklı güç santrali hesaba katılmıştır. Her bir güç santrali düzgün yakıt maliyet fonksiyonu için beş üretim biriminden oluşmaktadır. Ayrıca, düzgün olmayan yakıt maliyeti fonksiyon tipini test etmek için iki farklı ünite hesaplamada kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlardan, önerilen SOA ve geliştirilen R-SOA algoritmalarının birinci ve ikinci dereceden düzgün hesaplamalarda daha iyi sonuçlar verdiği, Kübik düzgün ve düzgün olmayan fonksiyonlarda R-SOA algoritmasının klasik SOA ve diğer algoritmalarından daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Tüm test durumlarında ve farklı yakıt türlerine sahip tüm güç santralleri için tahmini ve gerçek yakıt maliyeti değerleri arasındaki hatayı SOA ve önerilen R-SOA algoritmalarının azalttığı gösterilmiştir. Özellikle düzgün olmayan fonksiyonda yakıt türleri için geliştirilen R-SOA algoritmadan elde edilen hata değeri sıfıra çok daha yakındır. Bu sonuç, SOA ve önerilen R-SOA algoritmalarının karmaşık, doğrusal olmayan ve düzgün olmayan yakıt maliyet fonksiyonlarına sahip optimizasyon problemlerinin çözümünde iyi bir yaklaşım sağlayacağını göstermiştir.

KAYNAKLAR

1. Abou El Ela, A.A., Abido, M.A., Spea, S.R. (2010). Optimal power flow using differential evolution algorithm. *Electric Power System Research*. 80, 878-885.
2. Sayah, S., Zehar, K. (2008). Modified differential evolution algorithm for optimal power ow with non-smooth cost functions. *Energy Conversion and Managemant* 49:3036-3042.
3. Pao-La-Or, P., Oonsivilai, A., Kulworawanichpong, T. (2010). Combined economic and emission dispatch using particle swarm optimization. *WSEAS Transaction on Enviroment and Development*. 6, 296-305.
4. Basu, M. (2008). Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. *Electrical Power and Energy System* 30, 140-149.
5. Duman, S., Güvenc, U., Sönmez, Y., Yörükeren, N. (2012). Optimal power ow using gravitational search algorithm. *Energy Conversion and Management*. 9, 86-95.
6. El-Naggar, K.M, AlRashidi, M.R., Al-Othman, A.K. (2009). Estimating the input-output parameters of thermal power plants using PSO. *Energy Conversion and Management* 50, 1767-1772.
7. Taylor, F.J, Huang, C.H. (1977). Recursive estimation of incremental cost curves, *Computers and Electrical Engineering*, 4:297-307.
8. El-Hawary, M.E., Mansour, S.Y. (1982). Performance evaluation of parameter estimation algorithms for economic operation of power systems. *IEEE Transaction on Power Apparatus and System* PAS-101, 574-82.
9. Soliman, S.A., Al-Kandari, A.M. (1996). Kalman filtering algorithm for on-line parameter identification of input-output curves for thermal units. *Proceedings of 8th Mediterranean Electrotechnical Conference*, 1588-1593.
10. Ferreira, I.M., Maciel Barbosa, F.P. (1994). Artificial Neural Network algorithm for dynamic state estimation of electric power systems. *Proceedings of 7th Mediterranean Electrotechnical Conference*. 3, 877-880.
11. Shivakumar, N.R., Jain, A. (2008). A review of power system dynamic state estimation techniques. *Power System Technology and IEEE Power India Conference*. 1-6.
12. Cheng, M.Y., Prayogo, D. (2014). Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm. *Computer Structure*. 139, 98-112.
13. Alrashidi, M.R., El-Naggar, K.M., Al-Othman, A.K. (2009). Particle Swarm Optimization Based Approach for Estimating the Fuel-cost Function Parameters of Thermal Power Plants with Valve loading Effects. *Electric Power Computer and System*, 37, 1219-1230.

14. Sonmez, Y. (2013) Estimation of fuel cost curve parameters for thermal power plants using the ABC algorithm. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Science* 21, 1827-1841.
15. AlRashidi, M.R., El-Naggar, K.M., AlHajri, M.F. (2015). Convex and non-convex heat curve parameters estimation using cuckoo search. *Arabian Journal for Science and Engineering* 40, 873-882.
16. Sonmez, Y., Güvenç, U., Yılmaz, C., Kahraman, H.T. (2018) Fuel Cost Function Parameter Optimization by Using Gravitational Search Algorithm. *Proceedings Of 7th International Conference on Advance Technology*. 226-231.
17. Mittal, C. (2011). Fuel cost function estimation for economic load dispatch using evolutionary programming. *Dissertation*, Thapar University.
18. Sonmez, Y., Kahraman, H.T., Dosoglu, M.K., Guvenc, U., Duman, (2017). Symbiotic organisms search algorithm for dynamic economic dispatch with valve-point effects. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence* 29, 495-515.
19. Baker, J.E. (1985). Adaptive Selection Methods for Genetic Algorithms, Proc.1st Int. Conf. Genetic Algorithms and their Applications, *Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ*, 100-101.
20. Malhotra, R., Singh N., Singh Y. (2011). Genetic Algorithms: Concepts, Design for Optimization of Process Controllers, *Computer and Information Science*.
21. Jain, A., Jain, S., Chande, P.K., (2010). Formulation of Genetic Algorithm to Generate Good Quality Course Timetable, *International Journal of Innovation, Management and Technology*.
22. Sayah, S., Hamouda, A., (2015). Novel application of differential evolution algorithm for estimating fuel cost function of thermal generating units, *Third World Conference on Complex Systems (WCCS), Marrakech*,
23. Sayah, S., Hamouda, A., (2017). Efficient method for estimation of smooth and nonsmooth fuel cost curves for thermal power plants. *International Transactions on Electrical Energy Systems*. |

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : ÜNAL, Mesut
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri : 1984, Lefkoşa
Telefon : 0 (312) 202 37 28
e-mail : mesutunal@gmail.com



Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Yüksek lisans	Gazi Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü	Devam Ediyor.
Lisans	Doğu Akdeniz Üniversitesi/Mühendislik Fakültesi	2008
Lise	Lefkoşa Türk Lisesi	2002

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2008-Halen	Savunma Sanayi Sektörü	Mühendis

Yabancı Dil

İngilizce

Hobiler

BT, Yamaç paraşütü

DİZİN

A

ANN · 1
Asalak · 21,22,24,25,27

B**C****Ç****D**

DA · 2,29
Düzgün · 29
Düzgün Olmayan · 29,30

E

EKK · 1

F**G**

Güç akış · 1,3,48
GKA · 2,29
Görünüşte Kod · 21,26

H**İ**

IDA · 2,29

K

KF · 1
Kuadratik · 1,3,29
Kübik · 1,4,34
Karşılıklılık · 26,27

L

LAV · 1
Lineer · 1,3,29

N**O****Ö****P**

PSO · 1,7,29
PV · 10

R

Rulet · 16,25,26,62

S**Ş****T****U****Y**

YAK · 1,3,29,30,33
YAA · 2,29,30



GAZİ GELECEKTİR..