GENETİK ALGORİTMANIN OPTİMAL GÜÇ AKIŞI PROBLEMİNE UYGULANMASI

İbrahim Onur AYDOĞAN
201405202

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Yüksek Lisans Programı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Zehra ÇEKMEN

İstanbul
T.C. Maltepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Şubat, 2024

GENETİK ALGORİTMANIN OPTİMAL GÜÇ AKIŞI PROBLEMİNE UYGULANMASI

İbrahim Onur AYDOĞAN
201405202
ORCID: 0000-0002-9380-5507

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Yüksek Lisans Programı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Zehra ÇEKMEN

İstanbul
T.C. Maltepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Şubat, 2024



JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

İBRAHİM ONUR AYDOĞAN'ın "Genetik Algoritmanın Optimal Güç Akışı Problemine Uygulanması" başlıklı tezi 05.02.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek "Maltepe Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği" nin ilgili maddeleri uyarınca Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans/Doktora/Sanatta Yeterlik tezi oy birliğiyle/oy çokluğuyla, başarılı/başarısız olarak kabul edilmiştir.

	Unvanı. Adı ve Soyadı	İmza
Üye (Tez Danışmanı)	Dr. Öğr. Üyesi Zehra ÇEKMEN Maltepe Üniversitesi	.....
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Fatma SARICA Maltepe Üniversitesi	.....
Üye	Doç. Dr. Erdoğan AYDIN Medeniyet Üniversitesi	.....

Prof. Dr. Selva ERSÖZ KARAKULAKOĞLU

Enstitü Müdürü

ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI

Bu belge, Yükseköğretim Kurulu tarafından 19.01.2021 tarihli "Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge" ile bildirilen 6698 Sayılı Kişisel Verilerin Korunması Kanunu kapsamında gizlenmiştir.

TEŞEKKÜR

Başta yüksek lisans tezimi tamamlamamda bana rehberlik eden danışmanım Zehra Çekmen'e, ilk teşekkürlerimi sunarım.

Sıkı çalışma koşullarına rağmen sağladığı imkanlar ve destekleri nedeniyle işyerimdeki yöneticilerime başta olmak üzere iş arkadaşlarıma teşekkür etmek isterim.

Tezimin yazım aşamasında önerileriyle bana rehberlik eden öğretim üyeleri, meslektaşlarım ve arkadaşlarıma destekleri ve gösterdikleri sabırları için minnettarlığımı sunarım.

Çalışmalarım süresince sağladığı motivasyon ve destekleri için başta annem Hatice Aydoğan ile babam Mehmet Akif Aydoğan'a ve kardeşim Mert Furkan'a en derinden sevgilerimi ve teşekkürümü buraya da not etmek isterim.

İbrahim Onur AYDOĞAN

Şubat, 2024

ÖZET

GENETİK ALGORİTMANIN OPTİMAL GÜÇ AKIŞI PROBLEMİNE UYGULANMASI

İbrahim Onur Aydoğan
Yüksek Lisans Tezi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Zehra Çekmen
Maltepe Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, 2024

Elektrik enerjisi talebi küresel olarak artarken, endüstri bölgelerindeki yüksek enerji tüketimi ve birey başına düşen kullanımındaki artış, fosil yakıtların, özellikle petrol ve doğalgazın kullanımını artırıyor. Bu durum, birim fiyat artışına ve kaynakların çıkarılma, işlenme maliyetlerinin yükselmesine neden oluyor. Artan enerji talebi, özellikle enerji kaynaklarına dışa bağımlı ülkelerde daha verimli işletim ihtiyacını beraberinde getiriyor. Elektrik şebekeleri, enerji santrallerinin artmasıyla karmaşık hale gelerek güvenilir ve ekonomik işletilmesi gereken bir yapıya dönüştü. Yenilenebilir enerjiye yapılan yatırımlar küresel ısınma endişesiyle artarken, fosil kaynak rezervlerinin zengin olduğu ülkelerin bu kaynakları kullanma eğilimi devam ediyor. Bu nedenle, enerji üretimi, iletimi, dağıtımı ve tüketiminde optimizasyon çalışmaları, enerji kayıplarını azaltmayı ve maliyetleri düşürmeyi hedefliyor. Optimal güç akışı problemi, enerjinin teknik ve ekonomik olarak en iyi şekilde kullanılmasına yönelik önemini koruyor.

Güç akışı problemleri, enerji üretim sistemleri ile tüketen yükler arasındaki bağlantıyı kuran ve elektriksel bileşenlerin boyutlandırılmasını sağlayan bir konudur. Optimal güç akışı, özellikle enerji talebinin arttığı günümüzde mevcut tesislerin verimli işletilmesi ve gelecekteki enerji tesislerinin planlanmasında kritik bir rol oynar. 1962'de Carpentier tarafından önerilen bu problem, sistem kısıtları içinde yakıt maliyetini veya iletim hatlarındaki kayıpları minimize etmeyi amaçlayan sınırlı veya doğrusal olmayan bir analiz olarak tanımlanır. Maliyet odaklı çalışmalar, enerji kaynaklarının sınırlılığı göz önüne alınarak yapılmıştır.

Bu tez çalışmasında, elektrik şebekelerine güç sağlayan generatör ünitelerinin toplam yakıt maliyetinin minimizasyonu hedeflenmiştir. Sezgisel yöntemlerden ve diğer algoritmalara göre öne çıkan algoritmalardan biri olarak Genetik Algoritma (GA) kullanılarak IEEE'nin 14 ve 30 baralı test sistemlerinde OGA çözümleri gerçekleştirilmiştir. GA için oluşturulan farklı parametre senaryoları ile parametrelerin çıkan sonuçlara etkileri değerlendirilmiştir. Denemesi yapılan parametrelerden elde edilen en iyi sonuçlar ile literatürdeki benzer çalışmalarda elde edilen en iyi sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmalar sonucunda yapılan çalışmanın daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: Optimizasyon, Optimal Güç Akışı, Yük Akışı, Genetik Algoritma, IEEE 14, IEEE 30, Vana Etkisi, Yakıt Maliyeti, Newton-Raphson Yöntemi

ABSTRACT

APPLICATION OF GENETIC ALGORITHM IN SOLVING THE OPTIMAL POWER FLOW PROBLEM

İbrahim Onur Aydoğan
Master Thesis
Department of Electrical-Electronics Engineering
Electrical-Electronics Engineering Master Programme with Thesis
Thesis Advisor: Asst. Prof. Zehra Çekmen
Maltepe University Graduate School, 2024

As the global demand for electrical energy increases, the high energy consumption in industrial zones and the rise in per capita usage contribute to the escalated utilization of fossil fuels, particularly oil and natural gas. This trend leads to an increase in unit prices and the costs associated with extraction and processing of resources. The growing demand for energy necessitates more efficient operations, especially in countries dependent on external energy sources. The complexity of electric grids has evolved with the proliferation of power plants, emphasizing the need for reliable and economical management. Investments in renewable energy are on the rise due to concerns about global warming, yet countries rich in fossil fuel reserves continue to exploit these resources. Consequently, optimization efforts in energy production, transmission, distribution, and consumption aim to reduce energy losses and lower costs. The optimal power flow problem remains crucial for achieving the technical and economic best use of energy resources.

Power flow problems involve establishing the connection between energy production systems and consuming loads, determining the electrical sizing of components. Optimal power flow, particularly relevant in today's increased energy demand, plays a critical role in efficiently operating existing facilities and planning future energy installations. Proposed by Carpentier in 1962, this problem is defined as a limited or nonlinear analysis aiming to minimize fuel costs or losses in transmission lines within system constraints. Cost-focused studies consider the limitations of energy resources.

This thesis focuses on minimizing the total fuel cost of generator units supplying power to electric grids. Optimal Power Flow problem is implemented on IEEE's 14 and 30 bus test systems, by using Genetic Algorithm which is standing out among heuristic methods and other algorithms. Different parameter scenarios for GA are created, and the impacts of parameters on the obtained results are evaluated. The best results from the tested parameters are compared with the best results from similar studies in the literature, revealing that the conducted work yields superior outcomes.

Keywords: Optimization, Optimal Power Flow, Load Flow, Genetic Algorithm, IEEE 14, IEEE 30, Valve Effect, Fuel Cost, Newton-Raphson Method

İÇİNDEKİLER

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI ii

ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI iii

TEŞEKKÜR iv

ÖZET v

ABSTRACT vii

İÇİNDEKİLER ix

TABLOLAR LİSTESİ xii

ŞEKİLLER LİSTESİ xiv

KISALTMALAR xvi

1. GİRİŞ 1

1.1 Problem 2

1.2 Amaç 5

1.3 Önem 6

1.4 Sınırlıklar 9

2. GENEL BİLGİLER 10

2.1 Yük Akışı 10

2.1.1 Yük akışı probleminin matematiksel modeli 10

2.1.2 Yük akışı probleminin çözümü için Newton-Raphson yöntemi 13

2.2 Optimal Güç Akışı 15

2.2.1 Ceza faktörü 19

2.2.2 Vana etkisi 19

3. YÖNTEM 21

3.1 Genetik Algoritma 21

3.1.1 Başlangıç popülasyonunun belirlenmesi 22

3.1.2 Uygunluk fonksiyonunun belirlenmesi 23

3.1.3 Genetik operatörler yardımıyla yeni nesillerin oluşturulması 23

3.1.3.1 Doğal seçilim operatörü 24

3.1.3.2 Elit bireylerin belirlenmesi 24

3.1.3.3 Mutasyon operatörü 25

3.1.3.4 Çaprazlama operatörü 26

3.2 GA'nın Optimal Güç Akışı Problemine Uygulanması 27

3.2.1 IEEE 30 baralı test sistemi 27

3.2.2 IEEE 14 baralı test sistemi 31

3.2.3 Genetik algoritma parametreleri 33

3.2.4 Simülasyon çalışması 33

3.2.4.1 IEEE 30 baralı test sisteminde simülasyon sonuçları 34

3.2.4.2 IEEE 14 baralı test sisteminde simülasyon sonuçları 42

4. BULGULAR VE TARTIŞMA 49

4.1 IEEE 30 Baralı Test Sisteminde Bulgular 49

4.2 IEEE 14 Baralı Test Sisteminde Bulgular 50

4.3 Tartışma 51

5. SONUÇ ve ÖNERİLER 58

KAYNAKLAR 59

ÖZGEÇMİŞ 64

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1. Sezgisel Algoritmaların Kronolojisi 3

Tablo 2. Literatürde Yakıt Maliyetleri 5

Tablo 3. Güç Sistemi Elemanlarına göre Bilinen/Bilinmeyen Tablosu 13

Tablo 4. GA için Örnek bir Başlangıç Popülasyonu 23

Tablo 5. IEEE 30 Generatör Verileri 28

Tablo 6. IEEE 30 Hat Verileri 28

Tablo 7. IEEE 30 Bara Bilgileri 29

Tablo 8. IEEE 30 Generatör Maliyet Katsayıları 30

Tablo 9. IEEE 14 Generatör Verileri 31

Tablo 10. IEEE 14 Hat Verileri 31

Tablo 11. IEEE 14 Bara Bilgileri 32

Tablo 12. IEEE 14 Generatör Maliyet Katsayıları 33

Tablo 13. Genetik Algoritma Parametreleri 33

Tablo 14. OPF için GA Senaryoları 34

Tablo 15. IEEE 30 Simülasyon En İyi Sonuçları 39

Tablo 16. IEEE 30 Senaryolardan Elde Edilen Sonuçlar 40

Tablo 17. IEEE 14 Simülasyon En İyi Sonuçları 47

Tablo 18. IEEE 14 Senaryolardan Elde Edilen Sonuçlar 47

Tablo 19. IEEE 14 Baralı Sistemde Elde Edilen Sonuçların Literatür Karşılaştırması . 57

Tablo 20. IEEE 30 Baralı Sistemde Elde Edilen Sonuçların Literatür Karşılaştırması . 57

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Dünya Nüfusunun Artış Grafiği 6

Şekil 2. Yıllara Göre Elektrik Enerjisi Tüketimi 7

Şekil 3. Enerji Kaynaklarına göre Toplam Üretim 8

Şekil 4. Enerji Kaynaklarının Üretimdeki Oranları 8

Şekil 5. Tek Hat Diyagramı Örneği 12

Şekil 6. Örnek Admittans diyagramı 12

Şekil 7. Vana Etkisinin Temsili 20

Şekil 8. Genetik Algoritmanın Optimal Güç Akışına Uygulanması Akış Diyagramı 22

Şekil 9. Nesillerin Oluşum Temsili 25

Şekil 10. Mutasyon Operatörü Karşılaştırması 26

Şekil 11. Genetik Algoritma Akış Diyagramı 27

Şekil 12. 30 Baralı Test Sistemi THŞ (IEEE 30) 30

Şekil 13. 14 Baralı Test Sistemi THŞ (IEEE 14) 32

Şekil 14. IEEE 30 Baralı Sistemde S1 Senaryosu Sonuçları 34

Şekil 15. IEEE 30 Baralı Sistemde S2.1 Senaryosu Sonuçları 35

Şekil 16. IEEE 30 Baralı Sistemde S2.2 Senaryosu Sonuçları 36

Şekil 17. IEEE 30 Baralı Sistemde S2.3 Senaryosu Sonuçları 37

Şekil 18. IEEE 30 Baralı Sistemde S3.1 Senaryosu Sonuçları 38

Şekil 19. IEEE 30 Baralı Sistemde S3.2 Senaryosu Sonuçları 38

Şekil 20. IEEE 30 Baralı Sistemde S3.3 Senaryosu Sonuçları 39

Şekil 21. IEEE 14 Baralı Sistemde S1 Senaryosu Sonuçları 42

Şekil 22. IEEE 14 Baralı Sistemde S2.1 Senaryosu Sonuçları 43

Şekil 23. IEEE 14 Baralı Sistemde S2.2 Senaryosu Sonuçları 44

Şekil 24. IEEE 14 Baralı Sistemde S2.3 Senaryosu Sonuçları 45

Şekil 25. IEEE 14 Baralı Sistemde S3.1 Senaryosu Sonuçları 45

Şekil 26. IEEE 14 Baralı Sistemde S3.2 Senaryosu Sonuçları 46

Şekil 27. IEEE 14 Baralı Sistemde S3.3 Senaryosu Sonuçları 46

Şekil 28. Popülasyon Değerinin Artış Etkisinin Temsili 52

Şekil 29. IEEE 14 Çaprazlama Oranının Etkisinin Temsili 53

Şekil 30. IEEE 14 Mutasyon Oranının Etkisinin Temsili 53

Şekil 31. IEEE 30 Çaprazlama Oranının Etkisinin Temsili 54

Şekil 32. IEEE 30 Mutasyon Oranının Etkisinin Temsili 55

KISALTMALAR

OGA : Optimal Güç Akışı

THŞ : Tek Hat Şeması

ENH : Enerji Nakil Hattı

YEK : Yenilenebilir Enerji Kaynakları

STATCOM **:** Statik Senkron Kompansatör

GA : Genetik Algoritma

YKK : Yapay Karınca Kolonisi

PSO : Parçacık Sürüsü Optimizasyonu

DE : Diferansiyel Evrim

YAK : Yapay Arı Kolonisi

BPBB : Büyük Patlama-Büyük Büzülme

KOA : Karadelik Optimizasyon Algoritması

GKA : Gri Kurt Algoritması

GAA : Girdap Arama Algoritması

TWh : Tera Watt Saat

GWh : Giga Watt Saat

1. GİRİŞ

Elektrik enerjisi talebi küresel olarak gün geçtikçe artmaktadır. Enerji tüketim oranının her zaman yüksek olduğu endüstri bölgelerinde her geçen yıl kurulan üstün teknolojili fabrikalar ile birlikte enerji ihtiyaçlarının artmasının yanında, yine gelişen teknoloji ile birlikte kişi başına düşen enerji kullanımında da yükseliş görülmektedir. Bu enerji talebini karşılamakta kullanılan kaynaklar arasındaki en yüksek oran fosil yakıtlardan olan petrol ve doğalgaza aittir. Bu kaynakların tüketiminin artması ile talebin oluşturduğu birim fiyat artışının yanında, küresel ekonomik nedenlerden dolayı kaynakların çıkarılması, işlenmesi ve kullanıma hazır hale getirilmesi için gerekli olan maliyetler de artmaktadır. Enerjinin üretilmesi için gerekli olan maliyetlerin artması, özellikle enerji kaynakları açısından dışa bağımlı ülkelerdeki kaynakların işletiminde yüksek verimlilik ihtiyacı doğurmaktadır. Bir diğer yandan elektrik enerjisine olan talebin ilk başlarda az olması nedeniyle kurulan elektrik şebekeleri basit yapıdaydı. Artan enerji talebini karşılamak için kurulan enerji santralleri ile birlikte ortaya çıkan şebekelerin de kompleks bir yapıya dönüşmesiyle santrallerin ve enerji iletiminin daha güvenilir ve ekonomik bir şekilde işletilmesi söz konusu oldu.

Son yıllarda küresel ısınmaya sebep olan karbon salınımına olan farkındalığın artması ile birlikte güneş ve rüzgâr gibi yenilenebilir enerji kaynaklarına yapılan yatırımlar bütün dünya genelinde hızlanmıştır. Bunun yanında karbon salınımını düşürmek adına uluslararası anlaşmalar da yapılmıştır. Ancak fosil kaynak rezervleri yüksek olan ülkeler bu kaynaklarını kullanmaya devam edeceklerdir. Yenilenebilir enerji kaynakları ile üretim, tüketimi karşılayıncaya dek termik santrallere olan ihtiyaç da devam edecektir. Bu nedenle enerji üretiminde, iletiminde, dağıtımında ve tüketiminde en iyileştirme çalışmaları yapılarak bu işlemler sırasında kaybedilen enerjinin en düşük seviyeye çekilmesi ve maliyetlerin düşürülmesi amaçlanmaktadır.

Optimal güç akışı problemi enerjinin teknik ve ekonomik olarak en iyi şekilde kullanılmasına yönelik bir araç olarak güncelliğini korumaktadır.

1.1 Problem

Güç akışı problemleri enerji sistemlerinin önemli konularından biridir. Yük akışı olarak da adlandırılan problemin amacı enerji üretim sistemleri ile enerjiyi tüketen yükler arasındaki bağlantıyı kurmaktır (Bayancık, 2020). Bu bağlantı kullanılarak bulunan güç değerleri ile sistemdeki güç kablolarının, devre kesicilerin, transformatörlerin ve iletim hatlarının elektriksel boyutlandırması gerçekleştirilir (Patil, Vyas, Lehru, Jain ve Mahajan, 2019). Optimal güç akışı ise özel durumlar altında problemlerin çözümünü araştırmaktır. Bu çalışma, küresel enerji talebinin artması ile birlikte mevcut tesislerin verimli ve optimal bir şekilde işletilmesi ile ileride kurulacak olan enerji üretim ve tüketim tesislerinin planlamasında önemli bir rol oynamaktadır (Cabadağ, 2012).

Optimal güç akışı problemi 1962 yılında Carpentier tarafından literatüre kazandırılmıştır (Cartenpier, 1962). Problem literatürde sınırlı ve sistem parametrelerinin birbirlerine olan etkileri nedeniyle lineer ya da doğrusal olmayan bir problem olarak tanımlanır. Optimal güç akışı analizi sistem kısıtları içinde kalarak üretim için gerekli yakıt maliyetini veya iletim hattındaki kayıpları minimize etmeyi amaçlamaktadır (Çağataykuyu, Erdem, Vatansever ve Yılmaz, 2018). Yakıt maliyeti ve kayıp minimizasyonunun haricinde gerilim veya reaktif güç profilini düzenlemek için amaç fonksiyonları da oluşturulabilirken bu amaç fonksiyonları maliyeti yükseltecek sonuçlar çıkaracaktır. Maliyet enerji kaynaklarının sınırlı olması nedeniyle önem kazanmış ve çalışmalar maliyeti düşürmeye yönelik yapılmıştır.

Bu problemin çözümünde ilk başlarda matematiksel yaklaşımlar kullanılmıştır. Doğrusal programlama, doğrusal olmayan programlama, kuadratik programlama, genelleştirilmiş sadeleştirilmiş gradient (GRG) yöntemi gibi geleneksel yöntemler kullanılmıştır (Stott ve Hobson, 1978) (Torres ve Quintana, 1998) (Bhesdadiya, Ladumor, Trivedi, Jangir, Pandya ve Parmar, 2016) (Peschon, Bree ve Hajdu, 1972). Bu geleneksel yöntemlerde sistemin gerilim değerinin hesaplanmasında bara admittans matrisleri oluşturularak hesaplar yapılır. Ancak bu yöntemler ile optimizasyonun uzun süreler gerektirmesi ve çözüm uzayında yerel minimumlara takılması nedeniyle farklı yöntem arayışları başlamıştır. Problemlerin, doğrusal olmayışı ve kompleks yapıları nedeniyle sezgisel algoritmalar geliştirilmeye başlanmış ve çözümü kolaylaştırılmıştır.

Sezgisel algoritmaların kullanımı ile OGA problemlerinde geleneksel yöntemlere göre daha kısa sürelerde daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Bu yöntemler arasında sürü tabanlı, evrimsel tabanlı ve fizik veya kimya gibi toplamda 8 farklı tabanda optimizasyon yöntemleri vardır (Demirol, Öztemiz ve Karcı, 2018).

Sürü tabanlı optimizasyon yöntemlerine Yapay Karınca Kolonisi (YKK), Yapay Arı Kolonisi (YAK), Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) ve Gri Kurt Optimizasyonu (GKO) gibi optimizasyon yöntemleri örnek gösterilebilir. OGA probleminin çözümünde kullanılan Genetik Algoritma (GA), Diferansiyel Evrim (DE) ve Modifiye Diferansiyel Evrim (MDE) algoritması gibi evrimsel tabanlı algoritmalara da literatürde sıkça rastlanır. Girdap Arama Algoritması (GAA), Karadelik Optimizasyon Algoritması (KOA) ve Büyük Patlama-Büyük Büzülme (BPBB) algoritması gibi fizik tabanlı algoritmaların kullanımı OGA probleminin çözümünde az rastlansa da diğer yöntemler gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Yukarıda verilen algoritmaların sınıflarına göre ortaya çıkış sıraları Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Sezgisel Algoritmaların Kronolojisi

Algoritma	Çıkış Yılı	Sınıf
GA (Cabadağ, 2012)	1975	Evrimsel Tabanlı
YKK (Dorigo, Birattari ve Stuzel, 2006)	1991	Sürü Tabanlı
PSO (Eberhart ve Kennedy, 1995)	1995	Sürü Tabanlı
DE (Storn ve Price, 1997)	1997	Evrimsel Tabanlı
YAK (Abo-Elyousr, 2018)	2005	Sürü Tabanlı
BPBB (Erol ve Eksin, 2006)	2006	Fizik Tabanlı
KOA (Hatamlou, 2013)	2013	Fizik Tabanlı
GKA (Bayancık, 2020)	2014	Sürü Tabanlı
GAA (Doğan ve Ölmez, 2015)	2015	Fizik Tabanlı

Joshi ve Ghanci çalışmalarında IEEE 30 baralı test sisteminde problemi çözerken YKK yöntemini kullanmış ve yakıt maliyetini düşürmenin yanı sıra gerilim profilinin düzenli olmasını ve iletim hatlarındaki kayıpları minimize etmeyi amaçlamışlardır. Önerdikleri YKK optimizasyon yöntemi ile literatürdeki sonuçları karşılaştırmış ve daha iyi sonuçlar bulduklarını göstermişlerdir (Joshi ve Ghanchi, 2013). Yapay arı kolonisi algoritmasının kullanıldığı Sumpavakup ve arkadaşlarının yapmış olduğu çalışmada IEEE 14 baradan oluşan test sisteminde amaç fonksiyonu sadece yakıt maliyetini düşürme olarak seçilmiştir (Sumpavakup, Srikun ve Chusanapiputt, 2010). Aynı şartlarda çözülen

problemin GA ve PSO'ya göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Ancak gerilim profili veya hat kayıplarının da hesaba dahil edilmesi ile sistemin yakıt maliyetlerinin artacağı öngörülebilir. Bir diğer çalışmada PSO algoritmasını IEEE 30 baralı sistemde OGA problemini çözmek için uygulamıştır. Valf etkisinin de göz önüne alındığı çalışmada PSO algoritmasının yakıt maliyeti ve gerilim profili optimizasyonunda YAK ve DE algoritmalarına göre daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir (Karaman, 2018). Gri kurtların avlanma davranışlarından esinlenerek ortaya çıkarılan GKA'nın kullanıldığı çalışmada ise yine IEEE 30 baralı test sistemine gerilim sapmasını ve yakıt maliyetini minimize etmek amaçlı OGA problemi çözülmüştür. Bara gerilimlerine destek olması açısından çalışmayı statik senkron kompansatör (STATCOM) kullanarak modellemiştir. Gerilim sapmasına kullanılan cihazların pozitif etki yaptığı görülmüş ve literatürdeki benzer çalışmalara göre STATCOM kullanıldığında yakıt maliyetinin ve gerilim sapmasının daha düşük çıktığını göstermiştir (Ladumor, Bhesdadiya, Trivedi ve Jangir, 2017).

Bir diğer çalışmada Cabadağ, GA ile IEEE 14, IEEE 30 ve IEEE 57 baralı test sistemlerinde generatör üretim güçlerinin artmasıyla maliyetin lineer bir şekilde artmadığını gösteren valf etkisini de göz önüne almıştır (Cabadağ, 2012). Bu çalışmada valf etkisinin aynı şartlarda yapılan çalışmalara göre maliyetin artışı yönünde bir etki yaparak daha gerçekçi sonuç verdiği gösterilmiştir. MDE algoritmasının IEEE 30 baralı test sistemini çözmek için kullanıldığı başka bir çalışmada ise amaç fonksiyonu olarak yakıt maliyeti ve gerilim değişimi iki vaka şeklinde incelenmiştir. DE algoritmasının mutasyon ve sonuç kabul kurallarında değişiklik yapılarak uygulanan algoritmada literatürdeki diğer çalışmalardan daha iyi sonuç verdiğini gördüler (Nayak, Krishnanand ve Rout, 2011).

Girdap Arama Algoritması ise yine IEEE 30 baralı test sistemine Aydın tarafından uygulanmış ve sisteme eklenen rüzgâr türbinlerinin amaç fonksiyonuna etkisi gözlemlenmiştir. Rüzgâr enerjisinin yenilenebilir enerji olması nedeniyle literatürdeki diğer çalışmalara göre daha düşük yakıt maliyeti elde edilerek problem optimize edilmiştir (Aydın, 2017). IEEE 30 ve 57 baralı test sistemlerinde OGA probleminin çözümü için 2014 yılındaki bir çalışmada ise KOA kullanılmıştır. Yakıt maliyetinin, gerilim sapmasının ve kararlılığının ayrı ayrı 3 farklı amaç fonksiyonu olarak

tanımlandığı çalışmada literatürdeki benzer çalışmalara göre daha iyi sonuçların elde edildiği görülmektedir (Hasan ve El-Hawary, 2014). Yapılan son çalışmalardan biri ise 2022 yılında IEEE 30 baralı test sistemine BPBB algoritmasının uygulanması ile OGA çözümüdür. Güvenlik kısıtlılığı kullanılan bu yöntemde ise yine aynı makalede verilen bir diğer algoritma olan Jaya Algoritmasının daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür (Ankeshwarapu ve Sydulu, 2022). OGA çalışmalarında amaç genel olarak yakıt maliyetini düşürmek olabilir. Ancak bunun yanı sıra gerilim profilini düzeltmek veya iletim hatlarında kaybolan enerjiyi minimize etmek üzerine de çalışılmıştır. Problemlere eklenen farklı cihazlar veya üretim birimlerinin de farklı sonuçlar ortaya çıkardığı yapılan literatür taramasında gözlemlenebilir. Verilen çalışmalardaki yakıt maliyetlerinin karşılaştırması Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Literatürde Yakıt Maliyetleri

Test Sistemi	Algoritmalara göre Sonuçlar ($/s)								
	GA	YKK	PSO	MDE	YAK	BPBB	GKA	KOA	GAA
IEEE 14	838,82	--	832,83	--	801,88	--	--	--	--
IEEE 30	916,56	799,51	800,49	799,13	--	803,94	799,18	800,88	797,27

Test sistemlerinde bu çalışmadan daha önce yapılan çalışmaların gösterildiği Tablo 2'de IEEE 14 baralı test sisteminde yaklaşık değerler bulunmuş ve bunlar arasında en iyi çözüm 801,88 $/s ile Yapay Arı Kolonisi algoritmasının kullanıldığı çözüm olarak tespit edilmiştir. IEEE 30 baralı sistem için en iyi sonucun 797,27 $/s maliyet ile Girdap Arama Algoritması ile bulunduğu görülmüştür. Ancak bu sonucun düşük çıkmasının nedeni olarak sisteme rüzgâr türbinleri eklenerek sistemin modifiye edilmesi not edilmelidir.

1.2 Amaç

Ulusal ya da uluslararası büyük elektrik şebekelerinde üretim ve tüketim dengesini sağlarken, minimum maliyet ile en yüksek elektriksel gücü elde edebilmek için yapılan optimum güç akışı sezgisel algoritmalar ile çözülerek literatürde yapılan çalışmalar ile karşılaştırmaktır.

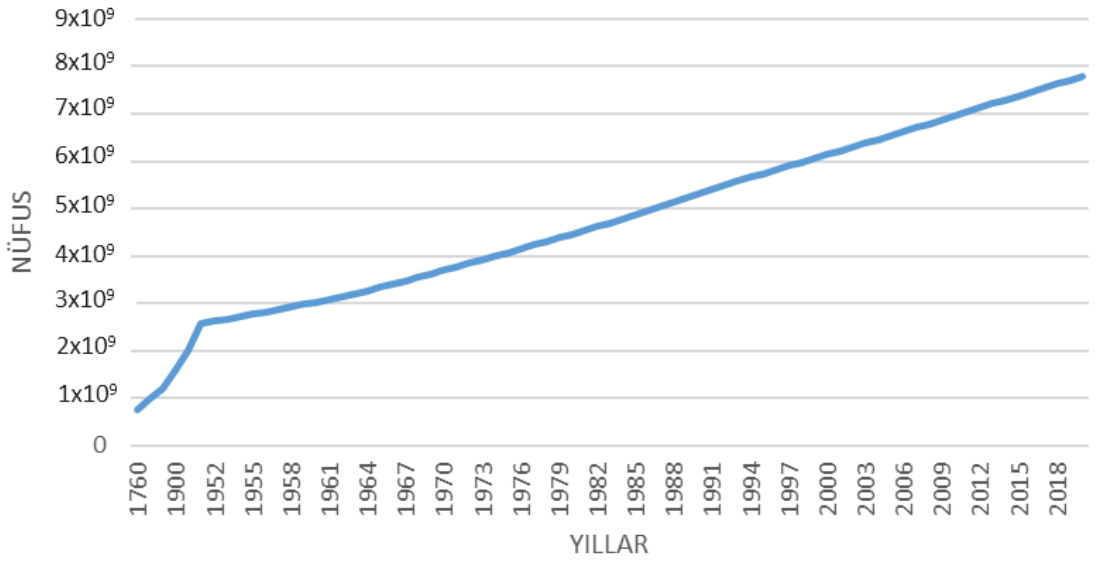
Literatür taraması yapılmış olan algoritmalar arasından Genetik Algoritma IEEE 30 ve IEEE 14 Baralı test sistemleri için uygulanacak ve elde edilecek sonuçlar literatürde diğer

sezgisel algoritmalardan elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılacaktır. Algoritmalarda kullanılan parametreler değiştirilerek parametrelerin sonuca olan etkisi araştırılacaktır. Elde edilen sonuçlar değerlendirilerek uygulanan algoritmanın daha iyi sonuçlar verebilmesi adına yapılabilecek işlemler ve yaklaşımlar çalışma sonunda önerilecektir.

1.3 Önem

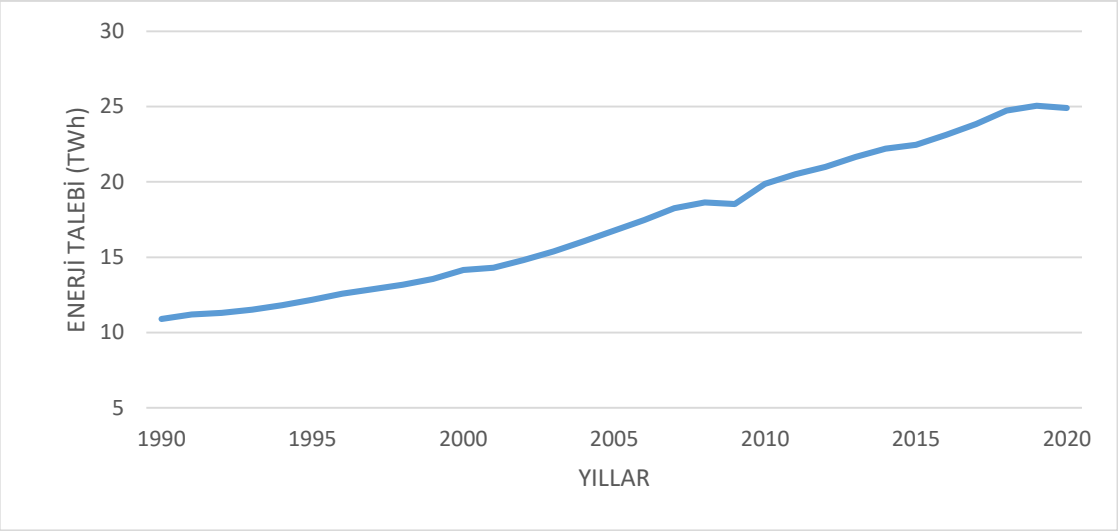
Popülasyonla birlikte sürekli artan enerji talebini sınırlı olan enerji kaynakları ile karşılanmaktadır. Bu nedenle optimal güç akışı problemi elektrik şebeke gereksinimlerini karşılarken kaynakların yanlış kullanımını önlemeye yardımcı olacak önemli bir araçtır.

Enerji insan hayatında vazgeçilmez bir yer tutmaktadır. Tüm insani faaliyetlerin gerçekleştirilebilmesi için enerjiye gereksinim duyulmaktadır. Dünya üzerindeki insan popülasyonu günbegün artmaktadır ve buna bağlı olarak popülasyonun ihtiyacı olan enerjiye talep her geçen gün artmaktadır. Bilhassa Sanayi Devriminden sonra ortaya çıkan hızlı endüstrileşme ve kentleşme enerjiye olan talebin de hızlı bir şekilde artmasına neden olmuştur. Talep edilen güç insanların tüketim ve tüketimi karşılayacak üretim faaliyetlerinde kullanılmaktadır. Dünya nüfusunun 1950'li yıllarda yaklaşık 3 milyar, 2020 yılına gelindiğinde ise yaklaşık 7,7 milyara ulaştığı Şekil 1'de görülmektedir. 2023 yılı başında ise nüfus, 8 milyarı aşmıştır.



Şekil 1. Dünya Nüfusunun Artış Grafiği (worldometer, 2023)

1990 yılından 2020 yılına kadar olan dünya enerji talebindeki artışı gösteren grafik Şekil 2'de verilmiştir. 1990 yılında 5.3 Milyar nüfus için 10.894 TWh enerji talebi varken, 2020 yılı sonunda 7.8 Milyar nüfusun enerji talebi 24.901 TWh olmuştur. Oransal olarak incelendiğinde, 1990 yılına göre 2020 yılında kişi başına düşen enerji talebi yaklaşık 1,75 katına çıkmıştır.

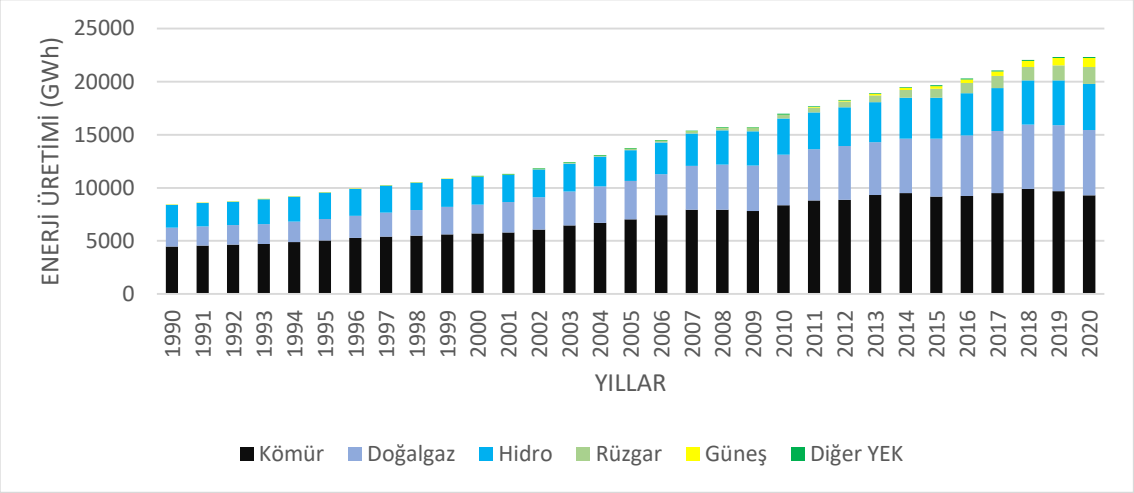


Şekil 2. Yıllara Göre Elektrik Enerjisi Tüketimi (IEA, 2023)

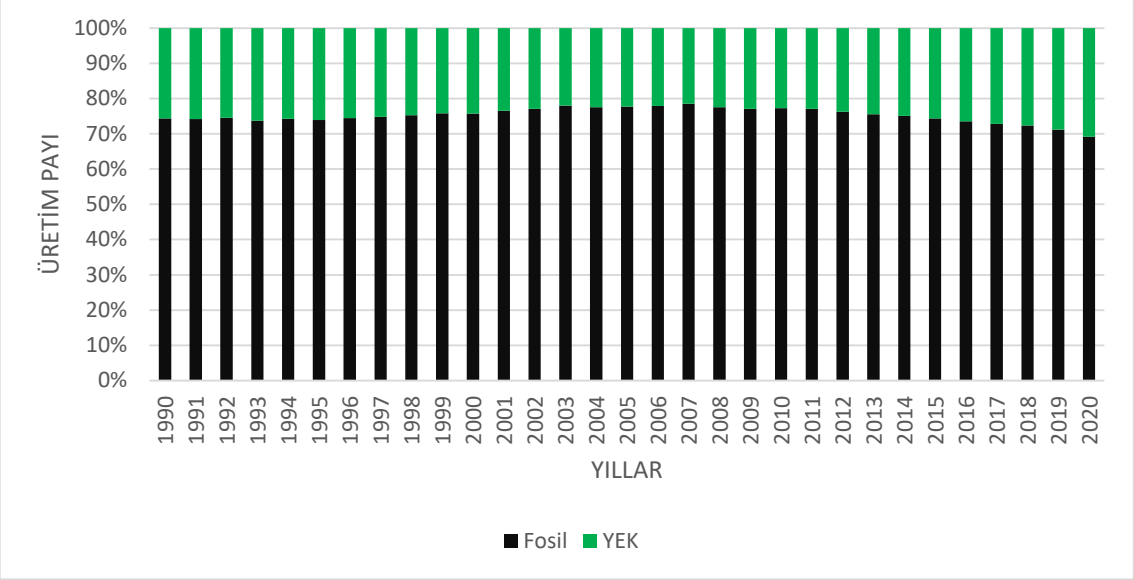
Artan elektrik enerjisinin talebinin karşılanmasında, talebe karşılık üretilecek olan enerjinin birim maliyeti ise yeryüzündeki kaynakların sınırlı olması nedeniyle önemlidir. Bu nedenle elektrik enerjisinin üretiminde kullanılan kaynakların verimli kullanılması önemli hale gelmektedir.

Diğer yandan elektrik enerjisinin üretiminde kullanılan primer enerji kaynakları güneş, rüzgar ve biyokütle enerjisi gibi yenilenebilir ve kömür, doğalgaz ve petrol gibi fosil tabanlı olan yenilenemeyen enerji kaynakları olarak sınıflandırılır. Enerji üretiminde fosil tabanlı kaynakların kullanımı ile birlikte zaman içinde karbon salınımının artması ve kritik bir eşiğe gelmesi nedeniyle yenilenebilir enerji kaynaklarına yönelim artmıştır. Şekil 3'te enerji kaynaklarının kullanımındaki oransal dağılımda yenilenebilir enerjinin payının arttığı görülmektedir. Bu artışa rağmen enerjinin üretiminde fosil kaynakların kullanımının ağırlığını koruduğu da yine Şekil 3'te gösterilmiştir. 1990 ile 2020 yılları arasında son yıllarda yenilenebilir enerji kaynaklarının üretimdeki payı artmış olduğu

halde, genel olarak üretim %75 payını fosil kaynakların oluşturduğu Şekil 4'te gösterilmiştir.



Şekil 3. Enerji Kaynaklarına göre Toplam Üretim (Our World in Data, 2023)



Şekil 4. Enerji Kaynaklarının Üretimdeki Oranları (Our World in Data, 2023)

Paris Anlaşması ile birlikte küresel ısınmayı önlemek adına karbon salınımının kademeli olarak düşürülmesi planlanmıştır. Uzun vadede küresel sıcaklık artışını 2°C'nin altında tutmak hedeflenmiştir (iklim.gov.tr/paris-anlasmasi-i-34, 2022). Bunlara rağmen, diğer yandan dünyamızda bulunan fosil tabanlı kaynakların rezerv bolluğu nedeniyle bu kaynakların enerji üretimdeki kullanımının oranı Şekil 4'te de görüldüğü üzere oldukça yüksektir.

Amaç fonksiyonu, kömür, petrol ve doğalgaz gibi fosil kaynaklar kullanan enerji santralleri ve bu santrallerden oluşan elektrik şebekeleri için yakıt maliyetini düşürmek olan optimal güç akışı, aynı zamanda birim miktarda enerji talebini karşılarken atmosfere salınan karbon miktarını da düşürmeyi sağlayacak bir çalışmadır. Bu nedenle optimal güç akışı problemlerinin çözümünde kullanılacak algoritmaların geliştirilmesi ve kullanılması için yapılacak çalışmalar önem arz etmektedir.

1.4 Sınırlıklar

Optimal güç akışı problemleri çözülürken gerçek şebekeler için uygulanması gerçekçi sonuçlar ortaya çıkaracaktır. Ancak bu problemlerin gerçek veriler ile mevcut elektrik şebekelerine uygulanması için her biri eşsiz tasarımlara ve işletmelere sahip enerji üretim santrallerinin verilerine ihtiyaç vardır. Bu veriler generatör verileri, tek hat şemaları, yakıt maliyetleri gibi detaylı ve elde edilmesi mümkün fakat güç olan verilerdir. Bu nedenle optimal güç akışı problemleri IEEE'nin elektrik şebekeleri için verdiği test sistemleri üzerinden çözülecektir. Diğer yandan önerilen veya önerilecek çözüm yöntemleri hassas güç değerlerini içerebilir. Mevcut güç sistemlerinde gerilim ve güç değerleri enerji santrallerinin yapılarına göre anlık olarak değişmektedir. Bu nedenle gerçek sistemlerde bu hassas değerlerin anlık olarak uygulanması mümkün olmayabilir.

2. GENEL BİLGİLER

Bu bölümde problemin detaylarına ait açıklamalara ve matematiksel ifadelere yer verilmiştir.

2.1 Yük Akışı

Elektrik enerjisinin kullanımının artmasıyla birlikte elektrik şebekelerinin yapıları da karmaşık hale gelmiştir. Bu karmaşıklık ise sistemlerin tasarımından kullanımına kadar detaylı çalışmaların ortaya çıkmasına neden olmuştur. Sistemleri daha anlaşılır ve sistemlerin çözümünü kolay hale getirebilmek için sistemler üretim, iletim ve dağıtım sistemleri ve yükler olarak sınıflara ayrılmıştır. Sistemlerdeki her bir bileşenin güvenli bir şekilde çalışabilmesi için gerilim, akım ve güç faktörü gibi değişkenlerin hesaplarının yapılması gerekmektedir. Bu değişkenlerin, herhangi bir topoloji oluşturulurken sistemdeki gücü iletecek ekipmanlardan olan iletim hatlarının, kabloların, transformatörlerin elektriksel boyutlandırmasında ve sistemin koruma ve kontrolünü yapacak ekipmanlardan olan devre kesiciler, ayırıcılar, akım ve gerilim transformatörlerinin elektriksel boyutlandırmasında hesaplanması gereklidir. Bu hesapların ve boyutlandırmaların yapılabilmesi için güç akışı ya da yük akışı olarak adlandıran çalışma gereklidir. Sistem topolojisinde bulunan her bir bağlantı noktasında oluşan gerilimler ile dallardan geçen akım değerleri bu çalışma sayesinde bulunur. Bunun yanında bu gerilimler bulunurken ait olduğu bağlantı noktalarının güç analizleri de yapılmış olur.

Yük akışı analizi sistemlerin lineer olmayışı nedeniyle iteratif yöntemler kullanılarak yapılır. Bu iteratif yöntemler arasından Newton-Raphson ve Gauss-Seidel yöntemleri en çok kullanılan yöntemler olarak öne çıkmaktadır (Saadat, 1999).

2.1.1 Yük akışı probleminin matematiksel modeli

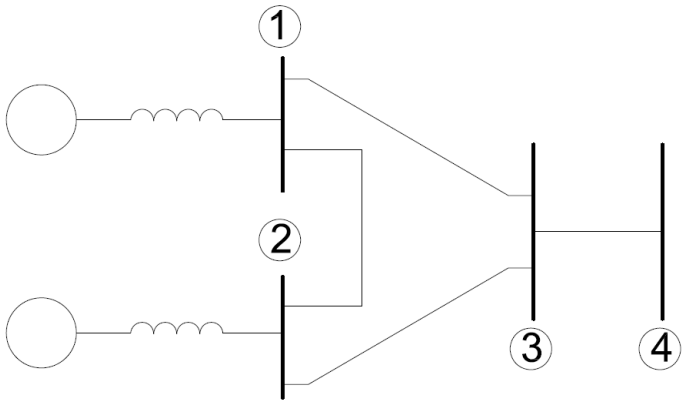
Yük akışı probleminin çözümü için n baralı bir elektrik şebekesinde eşitlik Denklem 1.1'de verildiği gibi oluşturulur. Burada bara admittans matrisi oluşturulur.

$$\begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1n} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2n} \\ : & : & : & : \\ Y_{n1} & Y_{n2} & \dots & Y_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \widehat{V_1} \\ \widehat{V_2} \\ : \\ \widehat{V_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \widehat{I_1} \\ \widehat{I_2} \\ : \\ \widehat{I_n} \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

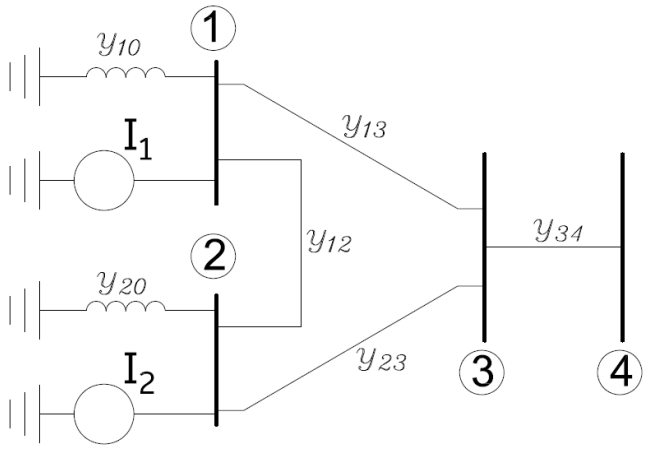
Bir başka deyişle Denklem 1.2'de verildiği gibi matris denklemi oluşturulur.

$$Y_{bara} V_{bara} = I_{bara} \quad (1.2)$$

Devredeki n adet bara ile sistemin nxn boyutlarında oluşan admittans matrisi bir kare matristir. Şekil 5'te örnek bir tek hat şeması ve Şekil 6'da admittans diyagramı verilmiştir.



Şekil 5. Tek Hat Diyagramı Örneği



Şekil 6. Örnek Admittans diyagramı

Sistemin çözümü yapılırken sistemin kararlı halde olduğu varsayılır. Bu kararlı halde baraların her biriyle 4 adet değişken ilişkilendirilir. Bunlar gerilim büyüklüğü |V|, faz açısı (θ), aktif güç (P) ve reaktif güçtür (Q). Baraların bu büyüklüklere sınıflandırılması ise bilinen değişkenlere göre yapılır. PV Barası olarak adlandırılan bara, üretim barası olmak ile beraber baranın aktif güç ve gerilim değerleri bilinmektedir. PQ Yük barası olarak bilenen barada ise aktif ve reaktif güç bilinirken gerilim ve genlik değerleri değişken olarak hesaplanmaktadır. Slack ya da gevşek bara ise referans alınacak bara olarak, istenilen güç değerlerini sağlayan ya da üretilen gücün emildiği baradır. Slack barada gerilimin büyüklüğü ve açısı bilinirken hesap sonucunda aktif ve reaktif güç değerleri elde edilir. Baraların dışında sistemde bulunan diğer elementler, üretim birimi

olarak generatör veya yükler olarak sınıflandırılır. Bu sınıflandırma için özet Tablo 3'te verilmiştir (IEEE, Kasım).

Tablo 3. Güç Sistemi Elemanlarına göre Bilinen/Bilinmeyen Tablosu (IEEE, Kasım)

Eleman Tipi	Bilenen Değişkenler	Bilinmeyen Değişkenler
Generatör	Aktif Güç (P)	Gerilim Açısı (θ)
	Gerilim Büyüklüğü (V)	Reaktif Güç (Q)
Yük	Aktif Güç (P)	Gerilim Açısı (θ)
	Reaktif Güç (Q)	Gerilim Büyüklüğü (V)
Slack (Gevşek) Bara	Gerilim Açısı (θ)	Aktif Güç (P)
	Gerilim Büyüklüğü (V)	Reaktif Güç (Q)

Bilinen ve bilinmeyen değerler ile n. baradaki akım değeri Denklem 1.3 ile elde edilir.

$$I_n = \frac{(P_n + jQ_n)^*}{V_n^*} \tag{1.3}$$

Burada (*) gösterimi, kompleks değerler için konjuge göstergesidir.

2.1.2 Yük akışı probleminin çözümü için Newton-Raphson yöntemi

Gauss-Seidel yöntemi ile problem çözülürken daha fazla iterasyon gerektiği için Newton-Raphson yöntemine göre verimsizdir. Bu sebeple bu tez çalışmasında yük akışı probleminin çözümü için Newton-Raphson yöntemi kullanılmış ve bu bölümde detaylı olarak anlatılmıştır.

Newton-Raphson yönteminde yük akışı denklemlerinin kısmi türevleri kullanılarak bağımsız değişkenlerdeki değişim bulunur. Yöntemi uygulamak için bara güçleri bara

gerilimlerinin doğrusal olmayan bir fonksiyonu olarak yazılır. Denklem 1.4'te güç ve gerilim ilişkisi verilmiştir.

$$P_1 = V_1(Y_{11}V_1 + Y_{12}V_2 + \ldots\ldots + Y_{1n}V_n)$$

$$P_2 = V_2(Y_{21}V_1 + Y_{22}V_2 + \ldots\ldots + Y_{2n}V_n) \tag{1.4}$$

$$\vdots = \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots\ \vdots$$

$$P_n = V_n(Y_{n1}V_1 + Y_{n2}V_2 + \ldots\ldots + Y_{nn}V_n)$$

Gerilimlerdeki küçük değişimler güçlerde küçük değişimlere neden olacağı için doğrusallaştırılmış denklem takımı Denklem 1.5'de şu şekilde ifade edilir:

$$\begin{bmatrix} \Delta P_1 \\ \Delta P_2 \\ . \\ . \\ . \\ \Delta P_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_1}{\partial V_1} & \frac{\partial P_1}{\partial V_2} & \cdots\cdots & \frac{\partial P_1}{\partial V_n} \\ \frac{\partial P_2}{\partial V_1} & \frac{\partial P_2}{\partial V_2} & \cdots\cdots & \frac{\partial P_2}{\partial V_n} \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ \frac{\partial P_n}{\partial V_1} & \frac{\partial P_n}{\partial V_2} & \cdots\cdots & \frac{\partial P_n}{\partial V_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta V_1 \\ \Delta V_2 \\ . \\ . \\ . \\ \Delta V_n \end{bmatrix} \tag{1.5}$$

Denklem sade bir şekilde denklem 1.6'de verilmiştir. Burada kısmi türevlerin yer aldığı J matrisi, Jakobien matrisidir.

$$[\Delta P_1] = [J][\Delta V] \tag{1.6}$$

Bu denklemler içinde referans barası olarak kabul edilen baranın gerilim ve güç değerleri, değişimler sıfır (0) olduğu için hesaplarda göz ardı edilir. 1. baranın referans barası olduğu kabul edilirse Denklem 1.5'ten çıkarılır ve Jakobien matrisin tersi alınarak yapılan işlemden Denklem 1.7 elde edilir.

$$[\Delta V] = [J]^{-1}[\Delta P] \tag{1.7}$$

Sonrasında sırasıyla şu adımlar takip edilir:

i. 1. bara dışındaki baraların gerilim değerlerine tahmini değerler atanır.
ii. Gerilim değerleri tahmin edilen baraların güç değerleri hesaplanır.
iii. Hesaplanan ve belirtilen güçler arasındaki güç farkları hesaplanır. (ΔP)
iv. ΔP değerlerinin sıfırdan farklı çıkması gerilim değerlerinin baştaki tahminlerine bağlı olduğu için yeni gerilim değerleri tahmini yapılır.
v. Yeni tahminler için güç değişimleri hesaplanır. ΔP değerleri istenilen bir hata oranından küçük olana kadar bu adımlar iterasyon olarak tekrarlanır.

2.2 Optimal Güç Akışı

Optimal güç akışı probleminde belirli kısıt denklemleri altında yakıt maliyetinin düşürülmesi ya da güç iletim sistem kayıplarından bir tanesi olarak amaç fonksiyonu minimize edilir (Türkay ve Cabadağ, 2013). Denklem 1.8 ve 1.9'da amaç ile eşitlik ve eşitsizlik fonksiyonları sırasıyla verilmiştir.

$$f\ (x, u) \tag{1.8}$$

$$h(x, u) = 0 \tag{1.9}$$

$$g(x, u) \leq 0$$

Amaç fonksiyonunun optimum değeri bulunurken sistem için verilen eşitlik ve eşitsizlik sınırlarının içinde kalınacaktır. Sistemde kullanılacak kontrol değişkenleri Denklem 1.10'da verilmiştir.

$$u^T = [V_{G1} \dots V_{GNG,} P_{G2} \dots P_{GNG}, T_1 \dots T_{NT}] \quad (1.10)$$

Kontrol değişkenleri u matrisinde verilen parametrelerden Vg generatör gerilimi, Pg generatör aktif gücü ve T transformatör kademe ayarıdır.

Yük Akışı için üretim ve talep güç eşitliği göz önüne alınarak aktif ve reaktif güç sınır koşulları Denklem 1.11 ve 1.12'de sırasıyla verilmiştir. Denklemlerde hat kayıpları P_{Li} ile gösterilmiş ve üretim ve tüketim eşitliği olarak formüle edilmiştir.

$$P_{Gi} - P_{Li} - V_i \sum_{j=1}^{N} V_j (G_{ij} cos\theta_{ij} + B_{ij} sin\theta_{ij}) = 0 \qquad (i = 1, \dots, N) \quad (1.11)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Li} - V_i \sum_{j=1}^{N} V_j (G_{ij} sin\theta_{ij} - B_{ij} cos\theta_{ij}) = 0 \qquad (i = 1, \dots, N) \quad (1.12)$$

Senkron generatörlerin çalışma eğrileri ile belirtilen aktif güç ve reaktif güç limitleri ile sisteme uygun anma gerilime göre çalışabileceği generatör uç gerilimi sınır değerleri Denklem 1.13, 1.14 ve 1.15'te sırasıyla eşitsizlik olarak verilmiştir. Yük baralarında oluşacak dengesiz gerilimleri önlemek için Denklem 1.16 kullanılmıştır.

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{maks} \qquad i = 1 \ldots Ng \tag{1.13}$$

$$Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{maks} \qquad i = 1 \ldots Ng \tag{1.14}$$

$$V_{Gi}^{min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi}^{maks} \qquad i = 1 \ldots Ng \tag{1.15}$$

$$V_{Li}^{min} \leq V_{Li} \leq V_{Li}^{maks} \qquad i = 1 \ldots Ng \tag{1.16}$$

Bu denklemlerde;

P_{Gi}^{min} : i. Generatörün minimum aktif gücüdür.

P_{Gi}^{max} : i. Generatörün maksimum aktif gücüdür.

Q_{Gi}^{min} : i. Generatörün minimum reaktif gücüdür.

Q_{Gi}^{max} : i. Generatörün maksimum reaktif gücüdür.

V_{Gi}^{min} : i. Generatörün minimum gerilim değeridir.

V_{Gi}^{max} : i. Generatörün maksimum gerilim değeridir.

İletim hatlarındaki aşırı yüklenmeleri önlemek için hat akım taşıma kapasitesi eşitsizliği Denklem 1.17'de gösterilmiştir.

$$P_{Li} \leq P_{Li}^{maks} \qquad i = 1 \ldots N_T \tag{1.17}$$

Transformatörlerin gerilim dönüştürme oranını değiştirmek için kademe ayarı eşitsizliği Denklem 1.18'de verilmiştir. Bu sayede optimizasyon yapılırken bara gerilimlerindeki değişim sınırlarında esneklik yakalanacaktır.

$$T_{Ti}^{min} \leq T_{Ti} \leq T_{Ti}^{max} \qquad i = 1 \ldots N_T \tag{1.18}$$

Denklemde T_{Ti}, n. transformatörün kademe ayarını gösterirken;

T_{Ti}^{min} : i. Transformatörün minimum kademe ayarı seviyesidir,

T_{Ti}^{max} : i. Transformatörün maksimum kademe ayarı seviyesidir.

Yakıt maliyetinin optimizasyonu için Denklem 1.19 kullanılacaktır. Burada güç üretimine bağlı olarak değişen yakıt tüketimi belirli katsayılarla bir polinom ifadesi olarak gösterilmiştir. Denklemde verilen a, b ve c katsayıları deneysel yollardan veya test sonuçlarından elde edilen veriler ile oluşturulmuş katsayılardır. Çalışmanın yapılacağı IEEE test sistemine göre değişken değeler olup, gerçek sistemlerde ise güç santrallerinden elde edilmesi gerekmektedir.

$$F = \sum_{i=1}^{N_G} (a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i) \$/s \tag{1.19}$$

İletim hatlarında oluşan aktif güç kayıplarının minimizasyonu için Denklem 1.20 probleme dahil edilecektir.

$$P_{kayıp} = \sum_{j \neq 1}^{N_G} \sum_{i=1}^{N_G} G_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2 V_i V_j \cos \delta_{ij}) \tag{1.20}$$

2.2.1 Ceza faktörü

Optimizasyon problemlerinde eşitlik ve eşitsizlik sınırları çözümün mantık kümesi içinde olması için zorunludur. Sınırlılıklar kullanılmadan elde edilen çözümün makul, yani uygulanabilir bir çözüm olmama olasılığını ortadan kaldırmak için problemlerde birçok sınır denklemi probleme dahil edilir. Ceza ya da diğer adıyla penaltı faktörü ise sınırlılıkları olan bir optimizasyonu problemini sınırlılıkları olmayan tek amaç fonksiyonlu bir probleme dönüştürmek için kullanılan bir metottur (Lijing ve YuLing, 2012). Bu demek oluyor ki optimizasyonu yapılacak fonksiyon için bulunan çözümlerden, eşitliklerden veya eşitsizliklerden herhangi birini sağlamayan çözümler için uygulanacak ceza faktörü ile bu çözümleri ortaya çıkaran sebepler ortadan kaldırılmış olur.

2.2.2 Vana etkisi

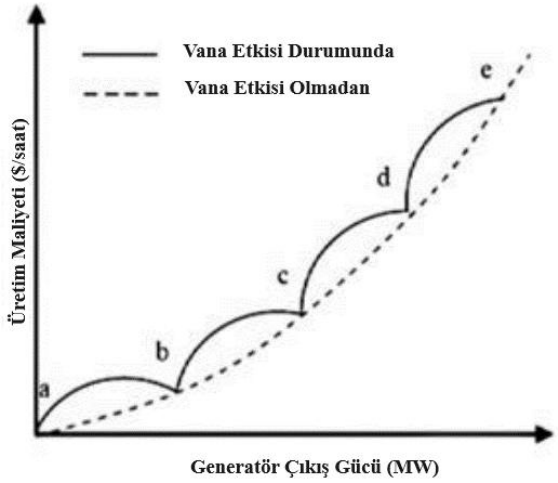
Bir güç üretim tesisinde üretilen güç ile yakıt maliyeti doğrusal bir orantıya sahip değildir. Ünitelerin en düşün maliyetle en yüksek güç oranını elde ettikleri bir çalışma noktası bulunmaktadır ve sistemlerin testleri sırasında bu noktalar belirlenir ve verim eğrileri oluşturulur. Çözümü yapılacak birçok sayıda üniteye sahip sistemlerde optimal güç akışı probleminde çözümlerden bazılarının bir ya da birkaç üniteyi hiç çalıştırmama veya ünitenin en verimli olduğu noktanın dışında bir güç değerinde çalıştırma ihtimali bulunmaktadır. Bu ihtimaller dahilinde her bir ünite için doğrusal olmayan güç ve yakıt maliyeti ilişkisi problemde tanımlanmalıdır. Şekil 7'de bu etkinin temsili gösterimi yer almaktadır ancak gerçek üretim ünitelerinde bu etki her biri için farklı olacaktır (Çağataykuyu vd.,2018).

Bu etki vana etkisi olarak kabul edilmekte ve eşitlik 1.21'de verilmiştir. Bu eşitlik her bir ünite için iterasyonlar sonucu ortaya çıkan yakıt maliyetine eklenmelidir. Eşitlikte bulunan ei ve fi katsayıları maliyet fonksiyonu katsayılarıdır (Çağataykuyu vd., 2018).

$$F_{vana} = \{e_i * sin[f_i * (P_{Gi}^{min} - P_{Gi})]\} \ \$/s \tag{1.21}$$

Vana etkisinin de eklenmesiyle Denklem 1.19'da verilen amaç fonksiyonu Denklem 1.22'deki gibi tekrar yazılabilir.

$$F = \sum_{i=1}^{N_G}(a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i) + \{e_i * sin[f_i * (P_{Gi}^{min} - P_{Gi})]\} \ \$/s \qquad (1.22)$$



Şekil 7. Vana Etkisinin Temsili (Çağataykuyu vd.,2018)

3. YÖNTEM

Bu bölümde problemin çözümünde kullanılacak sezgisel yöntem olan Genetik Algoritma hakkında detaylara yer verilmiştir.

3.1 Genetik Algoritma

Genetik algoritma Darwin Evrim Teorisi'nden esinlenilerek üretilmiş bir sezgisel algoritmadır ve ilk olarak 1975 yılında John Holland tarafından geliştirilmiş ve kullanılmıştır (Şenel, 2006). Algoritma doğum, büyüme, gelişme ve ölüm olguları ile canlı doğasına uygun şekilde çalışmaktadır. Anne ve babanın üremesiyle birlikte bir sonraki nesil doğar ve nesiller içerisinde mutasyonların da değişiminde rol oynadığı gen aktarımı gerçekleşir. Herhangi bir türün geni kendinden önceki neslin en iyi fiziksel özelliklerini içerir kabulünden, bu algoritmada anne, baba veya çocuklardan oluşan bireyler problemin ögeleri olarak aranan niteliklerde birer çözümü temsil eder. Çözümleri temsil eden bireylerin genlerine uygulanan mutasyonlar sonucunda çıkan çözümlerin uygunluk değerleri sıralanarak en iyi çözümler belirlenir. En iyi çözümleri oluşturan birey kümesinden başlangıçtaki popülasyon sayısı kadar birey bir sonraki popülasyonu oluşturacak bireyler olarak değerlendirmeye devam edilir. Aranan hedef niteliğindeki birey ya da problem için ögenin kriterleri sağlandığında algoritma sonlandırılır ve en iyi çözüm bulunmuştur denilir (Wollenberg ve Wood, 1996) (Suresh ve Janik, 2019).

Özetle GA'nın ana aşamaları şöyledir:

i. Başlangıç Popülasyonunun Belirlenmesi
ii. Uygunluk Fonksiyonunun Belirlenmesi (Fitness Function)
iii. Genetik Operatörler Yardımıyla Yeni Nesillerin Oluşturulması
iv. Kontrol ve İterasyonlar

Şekil 8'de verilen akış diyagramı algoritmanın optimal güç akışı problemine nasıl uygulanacağını gösterir.



Şekil 8. Genetik Algoritmanın Optimal Güç Akışına Uygulanması Akış Diyagramı

Optimal güç akışı problemlerini çözerken sezgisel yöntemlerden biri olan GA'nın kullanılması geleneksel yöntemlere göre daha hızlı olması bir avantajdır buna rağmen algoritmanın doğru çalışması ve en iyi çözüme yakınsamasını sağlayacak parametrelerin belirlenmesi için çokça deneme yapılması gerekliliği bir dezavantaj olarak gösterilebilir.

3.1.1 Başlangıç popülasyonunun belirlenmesi

Genetik algoritmanın başlatılması için gerekli olan popülasyon literatürdeki çalışmalarda farklı yöntemler kullanılarak elde edilmiştir. Ancak genellikle popülasyonun büyüklüğü kullanıcı tarafından belirlendikten sonra bireylerin gen havuzu kullanılan yazılım kodu ile rastgele belirlenmektedir. Popülasyonun büyük olması daha geniş bir arama uzayında çözümün aranmasına ve dolayısıyla hata payının düşük olmasında elverişlidir. Ancak çok büyük çözüm havuzunda arama yapılması sonuca ulaşmanın süresini arttıracaktır. Popülasyondaki her bireyin kromozom sayısı (m), bireylerdeki gen sayısı (n) ve toplam birey sayısı (N) ile gösterilerek Tablo 4'te temsili bir başlangıç popülasyonu verilmiştir.

Tablo 4. GA için Örnek bir Başlangıç Popülasyonu

Gen-1	Gen-2	……	Gen-n	Bireyler
11110	11100	……	00001	Birey 1
00010	00011		00011	Birey 2
⋮	⋮	⋮	⋮	
10101	10100	……	00111	Birey N

3.1.2 Uygunluk fonksiyonunun belirlenmesi

Oluşturulan bir çözüm olarak popülasyondaki herhangi bir bireyin popülasyon içinde çözüm için uygunluğu belirlenir. Uygunluk fonksiyonu genetik algoritmada sonraki nesillerin üretiminde hangi bireylerin nesillerinin devam edip hangi bireylerin çözüm kümesinden kaldırılacağına karar verecek olan fonksiyondur. Optimize edilecek fonksiyon içindeki değerlerin her birini ayrı bir gen olarak tanımlayarak kromozomlar oluşturulur. Bu kromozomların matematiksel sonucu uygunluk fonksiyonunun değerini verir. Elde edilen uygunluk fonksiyonlarından en iyisi en iyi sonucu veren çözüm kümesini temsil eder.

3.1.3 Genetik operatörler yardımıyla yeni nesillerin oluşturulması

Genetik algoritmalarda çözüm uzayında yeni ve uygunluk fonksiyonu açısından iyileşerek gitmesi planlanan çözümler oluşturmak için genetik operatörler kullanılır. Bu operatörler arasında doğal seçilim, mutasyon ve çaprazlama operatörleri bulunmaktadır. Bir sonraki neslin oluşturulmasında uygunluk fonksiyonu göz önünde bulundurularak bu operatörler uygulanır. Bu operatörlerin uygulanmasında ve algoritmanın kontrolünde başlangıç popülasyonu büyüklüğü, çaprazlama oranı ve mutasyon oranı parametreleri kullanılır. Şekil 8'deki akış şemasında gösterildiği gibi başlangıç popülasyonun oluşturulmasının ardından ortaya çıkan bireylerin uygunluk fonksiyonları değerlendirilir. Ardından en iyi bireyler sonraki neslin oluşumunda tutularak uygun olmayan bireyler ile sırasıyla doğal seçilim, mutasyon ve çaprazlama operatörleri ile yeni nesil oluşturulur. İstenen uygunluğa erişildiğinde ya da en fazla iterasyona ulaşıldığında algoritma sonlandırılır.

3.1.3.1 Doğal seçilim operatörü

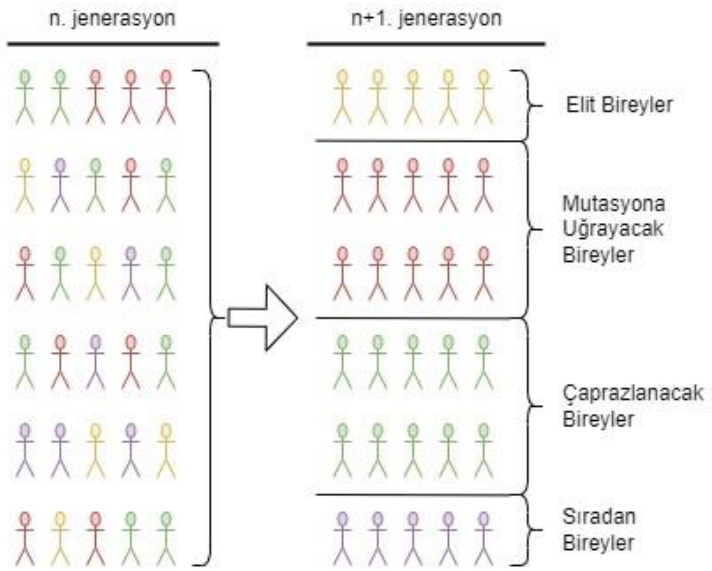
Doğal seçilim operatörü güçlü olan yani uygunluk değeri yüksek olan bireylerin hayatta kalmaları ve soylarının devam etmesini sağlayan ve aksi durumda uygunluk değeri açısından zayıf görünen bireylerin de sayılarının azalarak yok olmalarını sağlayan bir operatördür. Turnuva seçimi, sıralı seçim ve baskın seçim operatörleri doğal seçilimin yapılması için kullanılabilecek yöntemlerdendir. Ancak uygulamadaki en çok kullanılan yöntem literatürde rulet çarkı tekniği olarak öne çıkmaktadır (Cabadağ, 2012) (Erol ve Eksin, 2006) (Bakirtzis, Biskas, Zoumas ve Petridis, 2002) (Zhang, Chen, Lei, Liang ve Zhong, 2016).

Rulet çarkı tekniğinde bir daire N eşit parçaya bölünür. Her bir parça, popülasyondaki ilgili bireyi temsil eder. Parçaların genişliği, aynı bireyin seçilme olasılığına bağlı olarak belirlenir. Bu olasılık ise uygunluk fonksiyonuna göre belirlenir. Böylece dairedeki toplam genişlikler bir birime eşit hale getirilmiş olur. Seçim adımında daire N kez döndürülür. Her dönüşte rulet çarkından çıkan birey, yeni popülasyona katılmaya hak kazanır. Bu tezde rulet çarkı tekniği kullanılarak doğal seçilim sağlanmıştır.

3.1.3.2 Elit bireylerin belirlenmesi

Elitizm, her jenerasyonun en iyi bireylerini korumak anlamına gelir. Her jenerasyon sonunda, en iyi bireyler yeni nesle taşınır, böylece en üstün çözümler korunur. Bu sayede, genetik algoritma ürettiği çözümlerden en iyilerini saklar ve problemin optimize edilmesine katkıda bulunur. Elitizm, bu algoritmanın evrimsel sürecini daha verimli ve etkili hale getirerek, karmaşık problemleri çözmede güçlü bir araç haline getirir.

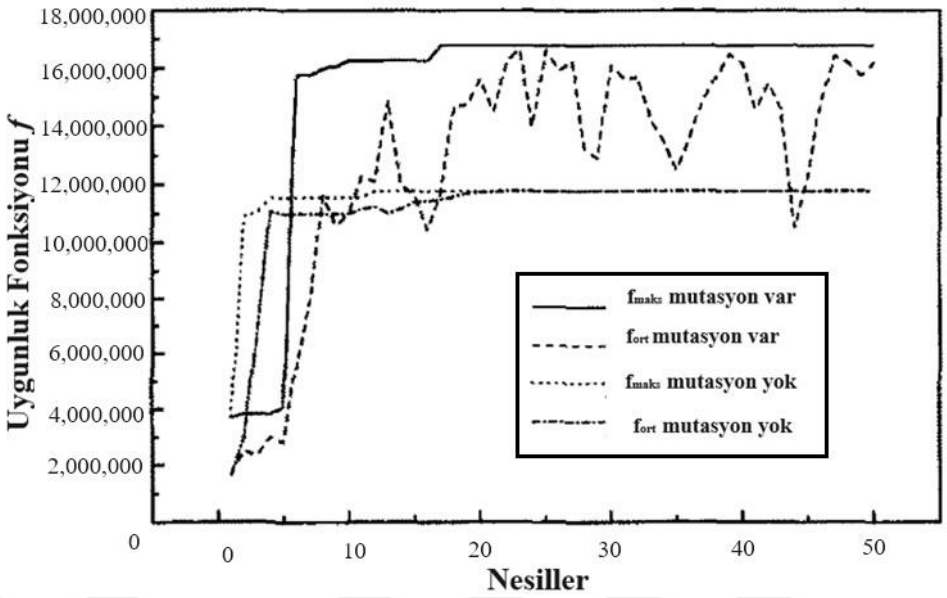
Şekil 9'da verilen temsili gösterimde 30 bireyden oluşan bir nesilde, elit olarak isimlendirilen en iyi 5 birey korunarak bir sonraki nesle aktarılmıştır. Bireylerin %33'ü mutasyona ve %33'ü çaprazlama işlemine uğratılarak bir sonraki nesil oluşturulmuş ve geri kalan kısmı için ise önceki nesilden olan sıradan rastgele bireyler yeni nesle dahil olmuşlardır.



Şekil 9. Nesillerin Oluşum Temsili

3.1.3.3 Mutasyon operatörü

Mutasyon operatörü ile doğadaki mutasyon olayı modellenmektedir. Bu sayede ortaya çözüm havuzu içinde yeni ve görülmemiş çözümler ortaya çıkarılarak çözümün arandığı uzay genişletilmektedir. Popülasyonun oluşturulmasından sonra ortaya çıkan bireylerde algoritma kodlamasındaki mutasyon oranına bağlı olarak Tablo 4'te örneği verilen genler için 1'leri 0, 0'ları 1 yapmak suretiyle uygulanır. Bu şekilde çözüm uzayında global optimum noktaya ulaşma ihtimali artırılır. Aksi halde çözümü global optimal noktaya götürecek ve başlangıç popülasyonunda bulunmayan geni elde etmek imkansız olduğu için problemin çözümü yerel bir optimum noktada kalacaktır. Mutasyon operatörünün kullanıldığı ve kullanılmadığı çözümlerin karşılaştırması Şekil 10'da verilmiş ve mutasyonun olmamasının çözüme ulaşmayı sınırladığı gösterilmiştir (Coley, 1999). Ancak yüksek seçilen mutasyon oranı çözüm uzayını genişletse de çok yüksek olması durumunda optimum noktaya ulaşmayı engelleyecektir. Bu nedenle mutasyon oranının dikkatli belirlenmesi gereklidir.

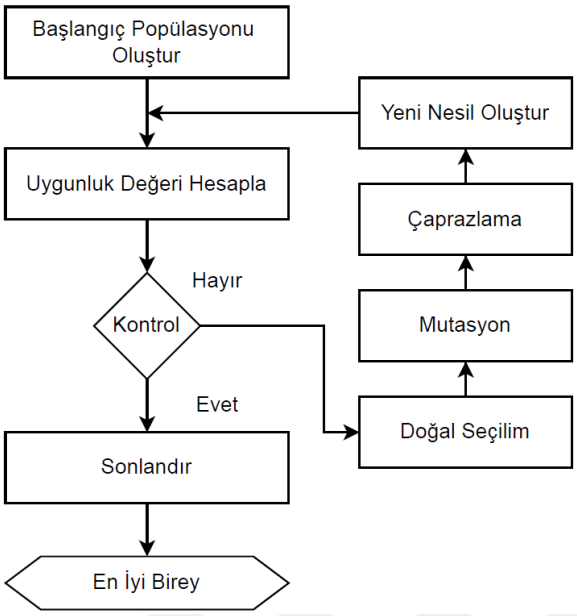


Şekil 10. Mutasyon Operatörü Karşılaştırması (Coley, 1999)

3.1.3.4 Çaprazlama operatörü

Çaprazlama işlemi aynı çözüm havuzunda bulunan bireyler arasında gen alışverişi ile yeni bireylerin yani çocukların oluşturulması işlemidir. Bu operatörün uygulaması için oluşturulan kodlamada öncelikle rastgele iki bireyin eşleştirilerek çaprazlanmasına karar verilir ve ardından bireyler için belirli olan gen yapısında bir nokta çaprazlama noktası olarak belirlenir. İlk bireyin çaprazlama noktasından önceki genleri ile diğer bireyin çaprazlama noktasından sonraki genleri yer değiştirilir. Yeni oluşan gen yapılarının büyüklüğü önceki neslinki ile aynı olacaktır.

Çaprazlama oranı her nesil için ortaya çıkarılan yeni bireylerin popülasyona oranı olarak verilir. Bu değerin yüksek olması geniş bir arama uzayında çözüm aramak demek olsa da hem çözüm süresini artırırken hem de yanlış en iyi çözüm bulunması ihtimalini arttırır (Şenel, 2006). Bu çözümün global bir çözüm olmadığı, lokal bir noktada belirlendiği anlamına gelir. Bu nedenle çaprazlama parametresi kullanılırken oranın yüksek olmamasına dikkat edilmelidir. Yine mutasyon operatöründe olduğu gibi yüksek çaprazlama oranı da optimizasyon için süre kısıtı algoritmaya dahil edilmişse, ortaya çıkan çözümün yerel optimum nokta olma olasılığı yüksektir.



Şekil 11. Genetik Algoritma Akış Diyagramı

Şekil 11'de verilen bu akış içinde algoritmanın kontrolü başlangıç popülasyonunun büyüklüğü mutasyon ve çaprazlama oranı ile sağlanır.

3.2 GA'nın Optimal Güç Akışı Problemine Uygulanması

Bu bölümde, IEEE 30 ve IEEE 14 baralı test sistemlerinde OGA problemi Genetik Algoritma uygulanarak çözülecektir.

3.2.1 IEEE 30 baralı test sistemi

IEEE 30 Baralı test sistemi OGA'nın en çok uygulandığı test sistemlerinden birisidir. Sistem toplam 6 adet senkron generatör ile üretim sisteminden ve toplam talep gücü 283,4 MW olan yüklerden oluşmaktadır. Sisteme ait senkron generatör bilgileri Tablo 5'te, hat bilgileri Tablo 6'da ve bara bilgileri Tablo 7'de verilmiştir (Zimmerman, Murillo-Sánchez ve Thomas, 2011). Sistemde bulunan bara tipleri Tablo 3'te açıklandığı gibi Tablo 7'de kullanılmış ve numara açıklamaları aşağıda verilmiştir.

Tip 1: Gevşek Bara (Slack Bus)

Tip 2: PV Barası

Tip 3: PQ Barası

Tablo 5. IEEE 30 Generatör Verileri (Zimmerman, Murillo-Sánchez ve Thomas, 2011)

bara	Pg [MW]	Qg [MVAr]	Pmaks [MW]	Pmin [MW]	Qmaks [MVAr]	Qmin [MVAr]	Vg [pu]	Mbaz [MVA]
1	260,2	-16,1	200	50	300	-40	1	100
2	40	50	80	20	100	-20	1	100
5	0	37	50	15	80	-15	1	100
8	0	37,3	35	10	60	-15	1	100
11	0	16,2	30	10	50	-10	1	100
13	0	10,6	40	12	60	-15	1	100

Tablo 6. IEEE 30 Hat Verileri (Zimmerman, Murillo-Sánchez ve Thomas, 2011)

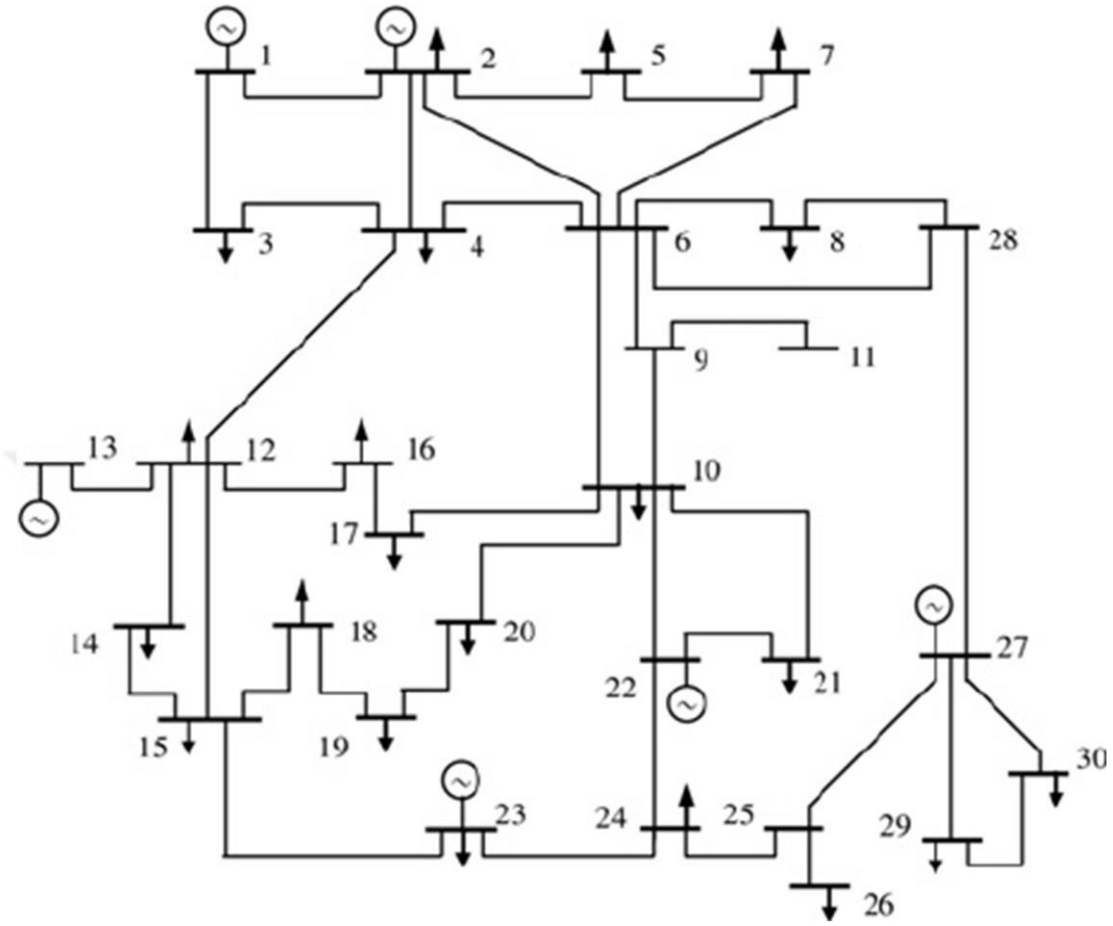
baradan	baraya	rateA	rateB	rateC	Kademe [pu]	r [Ohm]	x [Ohm]	B (S)
1	2	130	130	130	1	0.0192	0.0575	0.02640
1	3	130	130	130	1	0.0452	0.1852	0.02040
2	4	65.	65	65	1	0.0570	0.1737	0.01840
3	4	130	130	130	1	0.0132	0.0379	0.00420
2	5	130	130	130	1	0.0472	0.1983	0.02090
2	6	65	65	65	1	0.0581	0.1763	0.01870
4	6	90	90	90	1	0.0119	0.0414	0.00450
5	7	70	70	70	1	0.0460	0.1160	0.01020
6	7	130	130	130	1	0.0267	0.0820	0.00850
6	8	32	32	32	1	0.0120	0.0420	0.00450
6	9	65	65	65	0.978	0.0	0.2080	0.0
6	10	32	32	32	0.969	0	0.5560	0
9	11	65	65	65	1	0	0.2080	0
9	10	65	65	65	1	0	0.1100	0
4	12	65	65	65	0.932	0	0.2560	0
12	13	65	65	65	1	0	0.1400	0
12	14	32	32	32	1	00.1231	0.2559	0
12	15	32	32	32	1	00.0662	0.1304	0
12	16	32	32	32	1	00.0945	0.1987	0
14	15	16	16	16	1	00.2210	0.1997	0
16	17	16	16	16	1	00.0824	0.1923	0
15	18	16	16	16	1	0.1073	0.2185	0
18	19	16	16	16	1	0.0639	0.1292	0
19	20	32	32	32	1	0.0340	0.0680	0
10	20	32	32	32	1	0.0936	0.2090	0
10	17	32	32	32	1	0.0324	0.0845	0
10	21	32	32	32	1	0.0348	0.0749	0
10	22	32	32	32	1	0.0727	0.1499	0
21	22	32	32	32	1	0.0116	0.0236	0
15	23	16	16	16	1	0.1000	0.2020	0

baradan	baraya	rateA	rateB	rateC	Kademe [pu]	r [Ohm]	x [Ohm]	B (S)
22	24	16	16	16	1	0.1150	0.1790	0
23	24	16	16	16	1	0.1320	0.2700	0
24	25	16	16	16	1	0.1885	0.3292	0
25	26	16	16	16	1	0.2544	0.3800	0
25	27	16	16	16	1	0.1093	0.2087	0
28	27	65	65	65	0.968	0	0.3960	0
27	29	16	16	16	1	0.2198	0.4153	0
27	30	16	16	16	1	0.3202	0.6027	0
29	30	16	16	16	1	0.2399	0.4533	0
8	28	32	32	32	1	0.0636	0.2000	0.0214
6	28	32	32	32	1	0.0169	0.0599	0.065

Tablo 7. IEEE 30 Bara Bilgileri (Zimmerman, Murillo-Sánchez ve Thomas, 2011)

bus_i	tip	Pd [MW]	Qd [MVAr]	Gs [S]	Bs [S]	Vm [pu]	Va (°)	base [kV]	Vmaks [pu]	Vmin [pu]
1	1	0	0	0	0	1,06	0	135	1,05	0,95
2	2	21,7	12,7	0	0	1,043	0	135	1,05	0,95
3	3	2,4	1,2	0	0	1	0	135	1,05	0,95
4	3	7,6	1,6	0	0	1,06	0	135	1,05	0,95
5	2	94,2	19	0	0,19	1,01	0	135	1,05	0,95
6	3	0	0	0	0	1	0	135	1,05	0,95
7	3	22,8	10,9	0	0	1	0	135	1,05	0,95
8	2	30	30	0	0	1,01	0	135	1,05	0,95
9	3	0	0	0	0	1	0	135	1,05	0,95
10	3	5,8	2	0	0	1	0	135	1,05	0,95
11	2	0	0	0	0	1,082	0	135	1,05	0,95
12	3	11,2	7,5	0	0	1	0	135	1,05	0,95
13	2	0	0	0	0	1,071	0	135	1,05	0,95
14	3	6,2	1,6	0	0	1	0	135	1,05	0,95
15	3	8,2	2,5	0	0	1	0	135	1,05	0,95
16	3	3,5	1,8	0	0	1	0	135	1,05	0,95
17	3	9	5,8	0	0	1	0	135	1,05	0,95
18	3	3,2	0,9	0	0	1	0	135	1,05	0,95
19	3	9,5	3,4	0	0	1	0	135	1,05	0,95
20	3	2,2	0,7	0	0	1	0	135	1,05	0,95
21	3	17,5	11,2	0	0	1	0	135	1,05	0,95
22	3	0	0	0	0	1	0	135	1,05	0,95
23	3	3,2	1,6	0	0	1	0	135	1,05	0,95
24	3	8,7	6,7	0	0,04	1	0	135	1,05	0,95
25	3	0	0	0	0	1	0	135	1,05	0,95
26	3	3,5	2,3	0	0	1	0	135	1,05	0,95
27	3	0	0	0	0	1	0	135	1,05	0,95
28	3	0	0	0	0	1	0	135	1,05	0,95
29	3	2,4	0,9	0	0	1	0	135	1,05	0,95
30	3	10,6	1,9	0	0	1	0	135	1,05	0,95

IEEE 30 baralı test sistemine ait tek hat şeması Şekil 12'de verilmiştir (Ankeshwarapu ve Sydulu, 2022).



Şekil 12. 30 Baralı Test Sistemi THŞ (IEEE 30) (Ankeshwarapu ve Sydulu, 2022)

Denklem 1.22'de tanımlanan generatör yakıt maliyeti fonksiyonu için katsayılar Tablo 8'de verilmiştir (Cabadağ, 2012) (Aydın, 2017).

Tablo 8. IEEE 30 Generatör Maliyet Katsayıları (Cabadağ, 2012) (Aydın, 2017)

bara	a [$]	b [$/MW]	c [$/MW2]	e	f
1	0.00375	2.00	0.00	50	0.063
2	0.0175	1.75	0.00	40	0.098
5	0.0625	1.00	0.00	0	0
8	0.00834	3.25	0.00	0	0
11	0.025	3.00	0.00	0	0
13	0.025	3.00	0.00	0	0

3.2.2 IEEE 14 baralı test sistemi

Senkron generatör verileri Tablo 9'da, hat bilgileri Tablo 10'da ve bara bilgileri Tablo 11'de verilmiştir (Zimmerman vd., 2011).

Tablo 9. IEEE 14 Generatör Verileri (Zimmerman vd., 2011)

bara	Pg [MW]	Qg [MVAr]	Pmaks [MW]	Pmin [MW]	Qmaks [MVAr]	Qmin [MVAr]	Vg [pu]	Mbaz [MVA]
1	232.4	-16.9	200	50	100	-40	1.06	100
2	40	42.4	80	20	50	-40	1.045	100
3	0	23.4	40	15	40	0	1.01	100
6	0	12.2	24	10	24	-6	1.07	100
8	0	17.4	24	10	24	-6	1.09	100

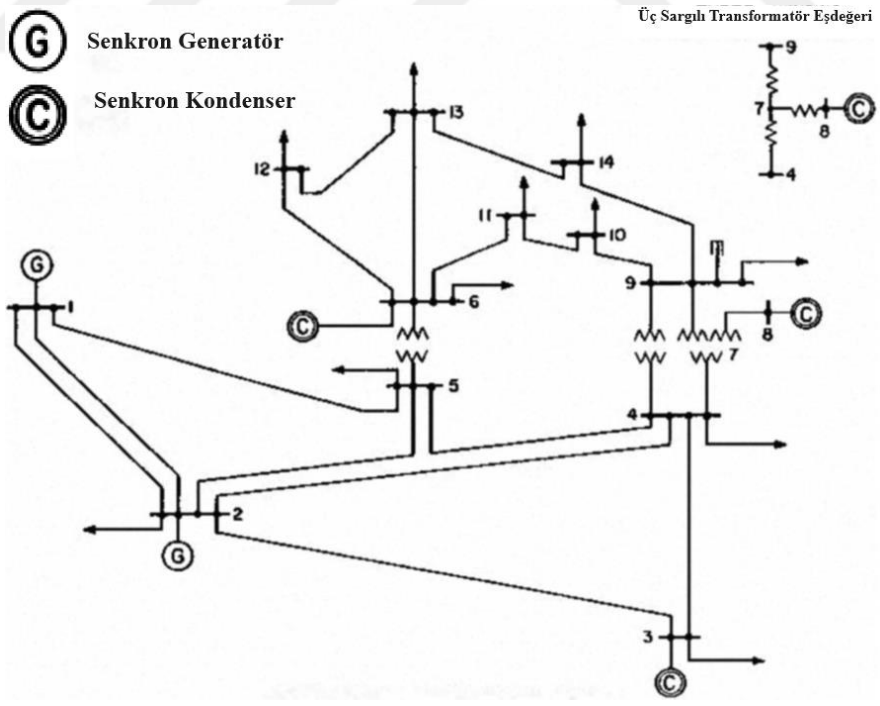
Tablo 10. IEEE 14 Hat Verileri (Zimmerman vd., 2011)

baradan	baraya	r [Ohm]	x [Ohm]	B [S]	rateA	rateB	rateC
1	2	0.01938	0.05917	0.0528	0	0	0
1	5	0.05403	0.22304	0.0492	0	0	0
2	3	0.04699	0.19797	0.0438	0	0	0
2	4	0.05811	0.17632	0.0340	0	0	0
2	5	0.05695	0.17388	0.0346	0	0	0
3	4	0.06701	0.17103	0.0128	0	0	0
4	5	0.01335	0.04211	0.0000	0	0	0
4	7	0.00000	0.20912	0.0000	0	0	0
4	9	0.00000	0.55618	0.0000	0	0	0
5	6	0.00000	0.25202	0.0000	0	0	0
6	11	0.09498	0.19890	0.0000	0	0	0
6	12	0.12291	0.25581	0.0000	0	0	0
6	13	0.06615	0.13027	0.0000	0	0	0
7	8	0.0000	0.17615	0.0000	0	0	0
7	9	0.0000	0.11001	0.0000	0	0	0
9	10	0.03181	0.08450	0.0000	0	0	0
9	14	0.12711	0.27038	0.0000	0	0	0
10	11	0.08205	0.19207	0.0000	0	0	0
12	13	0.22092	0.19988	0.0000	0	0	0
13	14	0.17093	0.34802	0.0000	0	0	0

Tablo 11. IEEE 14 Bara Bilgileri (Zimmerman vd., 2011)

bus_i	tip	Pd [MW]	Qd [MVAr]	Gs [S]	Bs [S]	Vm [pu]	Va (°)	base [kV]	Vmaks [pu]	Vmin [pu]
1	1	0	0	0	0	1.06	0	0	1.06	0.94
2	2	21.7	12.7	0	0	1.045	-4.98	0	1.06	0.94
3	2	94.2	19	0	0	1.01	-	0	1.06	0.94
4	3	47.8	-3.9	0	0	1.019	-	0	1.06	0.94
5	3	7.6	1.6	0	0	1.02	-8.78	0	1.06	0.94
6	2	11.2	7.5	0	0	1.07	-	0	1.06	0.94
7	3	0	0	0	0	1.062	-	0	1.06	0.94
8	2	0	0	0	0	1.09	-	0	1.06	0.94
9	3	29.5	16.6	0	19	1.056	-	0	1.06	0.94
10	3	9	5.8	0	0	1.051	-15.1	0	1.06	0.94
11	3	3.5	1.8	0	0	1.057	-	0	1.06	0.94
12	3	6.1	1.6	0	0	1.055	-	0	1.06	0.94
13	3	13.5	5.8	0	0	1.05	-	0	1.06	0.94
14	3	14.9	5	0	0	1.036	-	0	1.06	0.94

IEEE 14 baradan oluşan test sistemi için oluşturulmuş tek hat şeması Şekil 13'te verilmiştir (Sumpavakup vd., 2010).



Şekil 13. 14 Baralı Test Sistemi THŞ (IEEE 14) (Sumpavakup vd., 2010)

Tablo 12. IEEE 14 Generatör Maliyet Katsayıları (Cabadağ, 2012) (Aydın, 2017)

bara	a [$]	b [$/MW]	c [$/MW2]	e	f
1	0.0016	2.00	150	50	0.0630
2	0.010	2.50	25	40	0.0980
3	0.0625	1.00	0	0	0
6	0.00834	3.25	0	0	0
8	0.025	3.00	0	0	0

Denklem 1.22'de tanımlanan generatör yakıt maliyeti fonksiyonu katsayıları IEEE 14 baralı test sisteminde bulunan generatörler için katsayılar Tablo 12'de verilmiştir (Cabadağ, 2012) (Aydın, 2017).

3.2.3 Genetik algoritma parametreleri

IEEE 30 test sisteminde OGA çözümü aranırken kullanılacak Genetik Algoritma parametreleri arama uzayını belirleyen parametreler olduğu için elde edilecek sonuçları doğrudan etkileyecektir. Bu nedenle arama uzayını ne çok dar ne de optimum sonuca ulaşmanın süresini artıracak kadar geniş seçmemek adına referans çalışmalardaki parametre değerleri ile problem test edilmiş ve bu tezde kullanılacak yeni parametreler belirlenmiştir. Algoritma uygulanırken başlangıçta kullanılacak olan parametreler Tablo 13'te verilmiştir.

Tablo 13. Genetik Algoritma Parametreleri

Test Sistemi	Popülasyon Büyüklüğü	Mutasyon Oranı	İterasyon Sayısı	Elit Birey Sayısı	Çaprazlama Oranı	Ceza Faktörü
IEEE 30	20	0,08	500	5	0,45	200
IEEE 14	20	0,08	500	5	0,45	200

3.2.4 Simülasyon çalışması

Optimal güç akışı probleminin çözümü genetik algoritma ile yapılırken 4 çekirdekli Intel Core i5-10310U işlemcili bilgisayarda MATLAB versiyon R2015b kullanılmıştır. Yük akışı problemi çözüldükten sonra genetik algoritmanın uygulanması için bir MATLAB fonksiyonu olan "gaoptimset" kullanılarak gerekli parametreler kod içinde tanımlanmıştır. Simülasyon çalışmasında GA parametrelerinin değiştiği farklı senaryolar

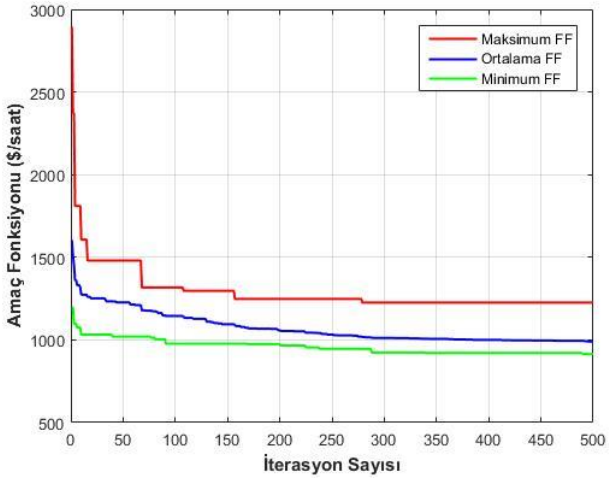
oluşturulmuştur. Bu senaryolarda Tablo 13'te verilen başlangıç parametreleri olarak kullanılacak parametrelerden bir sonraki senaryoda değiştirilecek olanlar Tablo 14'te koyu olarak verilmiştir.

Tablo 14. OPF için GA Senaryoları

Senaryo	Popülasyon Büyüklüğü	Mutasyon Oranı	İterasyon Sayısı	Elit Birey Sayısı	Çaprazlama Oranı	Ceza Faktörü	Deneme Sayısı
S1	**20**	0,08	500	5	0,45	200	10
S2.1	**50**	0,08	500	5	**0,45**	200	10
S2.2	50	0,08	500	5	**0,50**	200	10
S2.3	50	0,08	500	5	**0,55**	200	10
S3.1	50	**0,10**	500	5	0,55	200	10
S3.2	50	**0,12**	500	5	0,55	200	10
S3.3	50	**0,14**	500	5	0,55	200	10

S1 senaryosunda popülasyon küçük tutulmuştur. S2.1 senaryosuna geçişte diğer parametreler sabit tutulup popülasyon büyüklüğünün etkisi araştırılacaktır. S2.2 ve S2.3 senaryosunda artan çaprazlama oranının ve S3.1 ile S3.3 arasında artan mutasyon oranının etkisi gözlemlenecektir. Senaryolar IEEE 14 ve IEEE 30 baralı test sistemlerine aynı parametreler ile uygulanacaktır.

3.2.4.1 IEEE 30 baralı test sisteminde simülasyon sonuçları

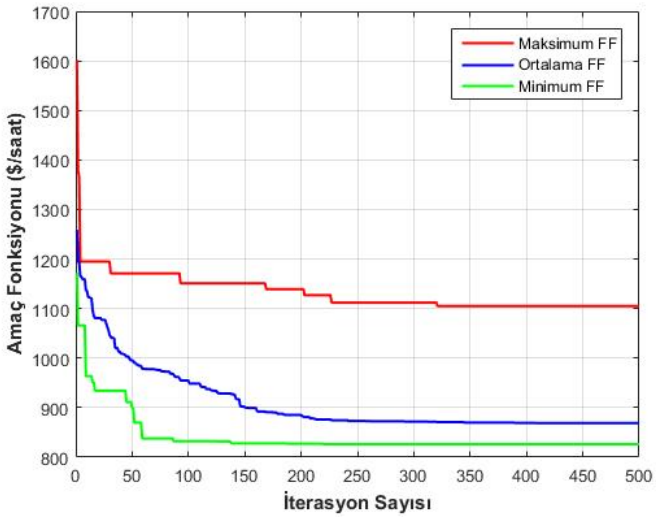


Şekil 14. IEEE 30 Baralı Sistemde S1 Senaryosu Sonuçları

IEEE 30 Baralı test sisteminde Genetik Algoritma Tablo 13'te verilen senaryo parametrelerine göre 10'ar kez çalıştırılmış ve ortaya çıkan sonuçlar kaydedilmiştir. Ortaya çıkan ama fonksiyonu her bir iterasyon için minimum maksimum ve ortalama değerler olarak grafikler ile verilmiştir. Grafiklerde x ekseninde verilen iterasyon sayısı genetik algoritmada jenerasyon olarak ifade edilir.

IEEE 30 baralı standart test sisteminde çözülen optimal güç akışı problemi için S1 senaryosunda 10 deneme sonucu elde edilen ortalama yakıt maliyet eğrisi ile minimumum ve maksimum değerlerden oluşturulan grafik Şekil 14'teki gibidir. Sistemin ortalama yakıt maliyet eğrisi incelecek olursa, problem tam olarak 496. iterasyonda, optimal güç akışı amaç fonksiyonun yakınsadığı ve simülasyonun en iyi değerine ulaşmış olduğu görülmüştür. Bu sistemin minimum yakıt eğrisinde birinci iterasyonda yakınsama başlamıştır ve 492. iterasyona kadar yakınsamalar devam etmiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi 2. iterasyon ile sonra yakınsamaya başlamıştır ve yakınsama 279. iterasyonda tamamlanmıştır.

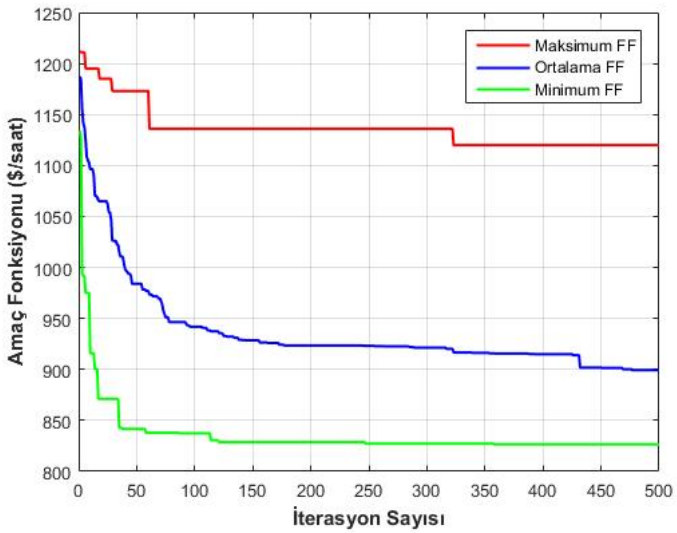
S2.1 senaryosu için GA uygulandığında 10 deneme sonucu elde edilen sistemin minimumum, maksimum ve ortalama yakıt maliyet eğrileri Şekil 15'te gösterilmiştir. Sistemin ortalama yakıt maliyet eğrisi incelendiğinde, 408. iterasyonda OGA amaç fonksiyonu yakınsamış ve senaryo sonucu en iyi değerini buluştur.



Şekil 15. IEEE 30 Baralı Sistemde S2.1 Senaryosu Sonuçları

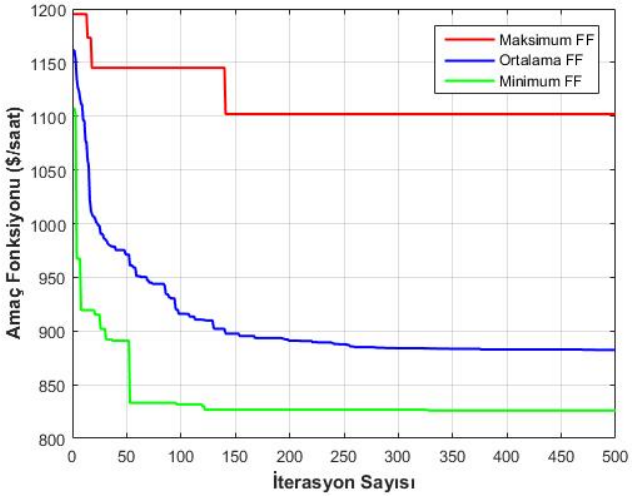
Senaryo S2.1'de sistem için minimum yakıt eğrisinde ilk iterasyonlardan sonra fazla bir dalgalanma gözlenmemiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi ilk iterasyondan sonra yakınsamaya başlamıştır ve yakınsamayı 323. iterasyonda tamamlamıştır.

Şekil 16, GA'nın IEEE 30 baralı test sistemine uygulandığında senaryo S2.2'ye göre sistemin minimumum, maksimum ve 10 deneme sonrasında kaydedilen ortalama yakıt maliyeti eğrilerini göstermektedir. Senaryo 2.2'de minimum yakıt eğrisi yakınsamasını ilk iterasyonlarda yapmaya başlamış ve yaklaşık 120. İterasyondan sonra yakınsama durmuştur. Kaydedilen ortalama yakıt maliyet eğrisi incelendiğinde, 477. iterasyonda OGA amaç fonksiyonun yakınsamasını tamamlayarak optimal değerine ulaştığı görülmektedir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi 5. iterasyondan sonra yakınsamaya başlamıştır ve yakınsamayı 323. iterasyonda tamamlamıştır.



Şekil 16. IEEE 30 Baralı Sistemde S2.2 Senaryosu Sonuçları

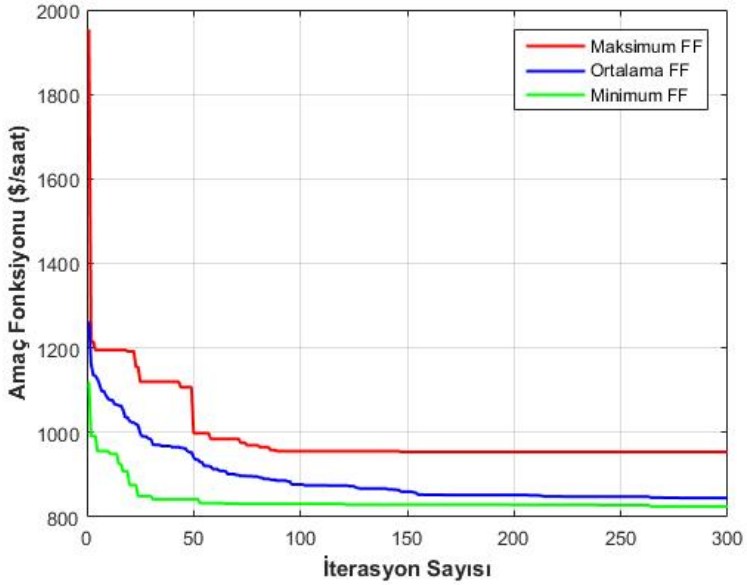
Senaryo 2.3'teki parametreler ile Genetik Algoritma uygulandığında 10 deneme sonucu ortaya çıkan minimumum, maksimum ve ortalama yakıt maliyet eğrileri Şekil 17'de verilmiştir. Ortalama yakıt maliyet eğrisinde yapılan değerlendirmede, tam olarak 470. iterasyondan sonra, OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını tamamladığı ve optimal değerine ulaştığı tespit edilmiştir. Sistemin minimum yakıt eğrisinde ilk 100 iterasyondan sonra fazla bir dalgalanma gözlenmemiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi ilk iterasyondan itibaren yakınsamaya başlamıştır ve yakınsama 141. iterasyonda tamamlanmıştır.



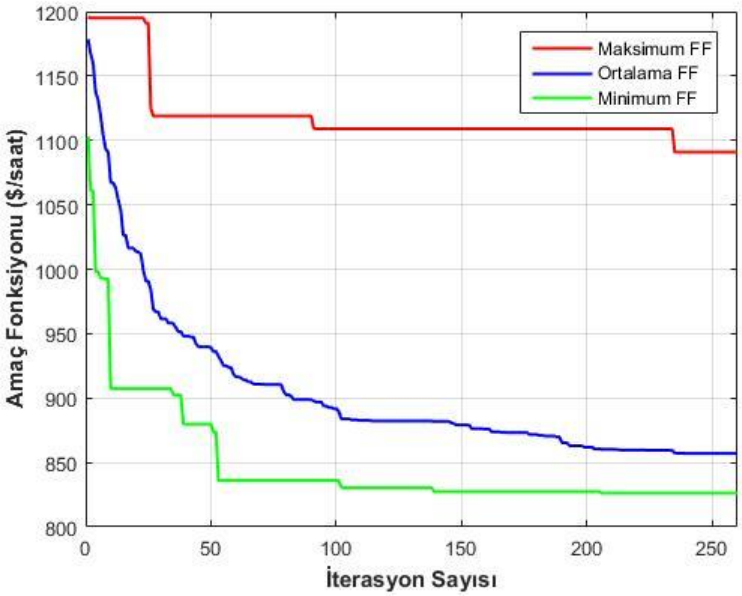
Şekil 17. IEEE 30 Baralı Sistemde S2.3 Senaryosu Sonuçları

Şekil 18'de GA'nın IEEE 30 baralı test sistemine senaryo 3.1 parametreleri ile uygulandığında 10 deneme sonucunda kaydedilen minimumum, maksimum ve ortalama yakıt maliyet eğrileri gösterilmiştir. Sistemin minimum yakıt eğrisinde değişim oranı düşük olarak görülmüştür. Sistemin ortalama yakıt maliyet eğrisi 446. iterasyondan sonra amaç fonksiyonu yakınsamasını tamamlamış ve optimal değere ulaşmıştır. Sistemin maksimum yakıt eğrisi ilk iterasyondan itibaren yakınsamaya başlamıştır ve yakınsamayı 346. iterasyonda tamamlamıştır.

Şekil 19'da IEEE 30 baralı standart test sistemine GA uygulandığında senaryo 3.2 parametreleri ile 10 denemede kaydedilen ortalama yakıt maliyetleri eğrileri ve sistemin minimumum, maksimum sonuç eğrileri gösterilmiştir. Ortalama yakıt maliyet eğrisine bakıldığında, 469. iterasyondan sonra, OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını tamamlamış ve optimal değerine ulaşmıştır. Minimum yakıt eğrisi yakınsamaya ilk iterasyondan itibaren başlamış ve yaklaşık 50. iterasyondan sonra yakınsamada büyük değişiklik görülmemiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi yakınsamayı 375. iterasyonda tamamlamıştır.

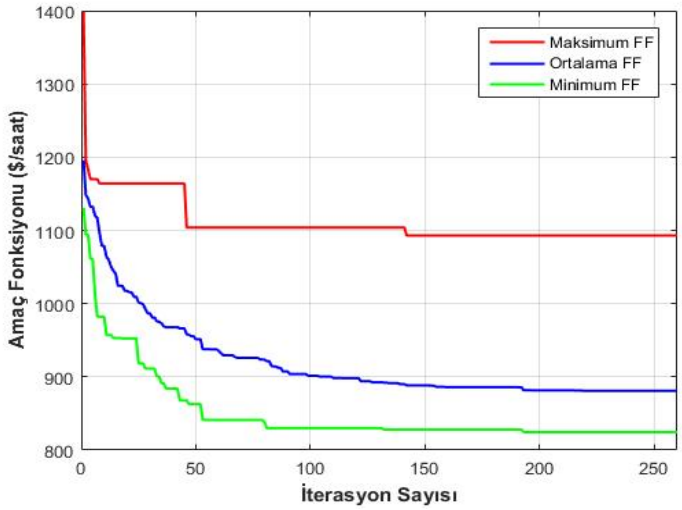


Şekil 18. IEEE 30 Baralı Sistemde S3.1 Senaryosu Sonuçları



Şekil 19. IEEE 30 Baralı Sistemde S3.2 Senaryosu Sonuçları

Şekil 20'de senaryo 3.3 parametreleri ile GA uygulandığında 10 deneme sonucu elde kaydedilen ortalama yakıt maliyeti eğrileri sistemin minimumum, maksimum olarak verilmiştir. Ortalama yakıt maliyet eğrisine bakıldığında, 499. İterasyon ile OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını tamamlamış ve problem sonucu en iyi değerini bulmuştur. Minimum yakıt eğrisi yakınsamaya ilk iterasyondan itibaren başlamış ve 294. iterasyondan sonra yakınsama tamamlanmıştır. Sistemin maksimum yakıt eğrisi yakınsamayı 142. iterasyonda tamamlamıştır. Tüm senaryolar için yapılan denemelerden elde edilen en iyi sonuçlar ile yakınsama süreleri sırasıyla Tablo 15 ve Tablo 16'da verilmiştir.



Şekil 20. IEEE 30 Baralı Sistemde S3.3 Senaryosu Sonuçları

Tablo 15. IEEE 30 Simülasyon En İyi Sonuçları

EN İYİ DEĞER [$/saat]	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	P6 [MW]	ENHkayıp [MW]	Süre [sn]
914.329	157.3649	68.2935	21.4300	15.1713	15.9979	15.609	10.47	54.56
826.141	163.9508	77.2376	17.7230	11.0237	10.0415	15.052	11.63	130.8
826.491	163.8026	77.4229	16.3406	12.4172	12.1328	12.903	11.62	119.9
825.864	162.3732	78.0611	19.8358	11.0896	10.5689	12.912	11.44	117.9
824.752	165.2538	76.4732	19.9077	10.5640	10.5470	12.267	11.61	113.9
826.096	166.4139	76.0609	15.0016	11.7052	12.7791	13.272	11.83	117.7
824.165	169.2085	74.7943	15.9189	11.1437	11.7401	12.589	11.99	117.6

Tablo 16. IEEE 30 Senaryolardan Elde Edilen Sonuçlar

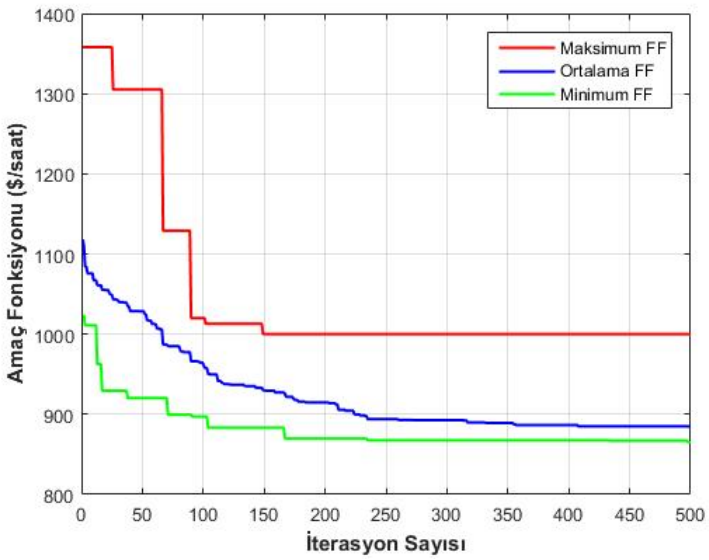
Senaryo	Deneme Sırası	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	P6 [MW]	FF [$/s]	$ENH_{kayıp}$ [MW]	Süre [sn]
S1	D1	139.306	80.000	21.907	15.987	17.602	18.136	959.785	9.54	53.79
	D2	148.775	72.359	22.462	16.519	15.143	18.079	934.398	9.94	55.14
	D3	157.365	68.293	21.430	15.171	15.998	15.610	914.329	10.47	54.56
	D4	144.419	80.000	20.478	16.876	16.314	15.261	923.722	9.95	55.33
	D5	144.737	74.267	23.351	17.754	17.017	15.906	947.392	9.63	53.40
	D6	154.726	66.202	20.394	16.891	17.001	18.389	947.715	10.20	54.14
	D7	200.000	20.000	20.000	15.000	30.000	40.000	1,225.889	41.75	57.13
	D8	151.234	71.711	20.623	18.566	15.874	15.504	920.977	10.11	54.53
	D9	139.853	78.786	20.663	17.296	15.611	20.786	960.939	9.59	54.19
	D10	200.000	20.000	20.000	31.079	30.000	15.000	1,169.466	32.72	57.48
S2.1	D1	162.837	78.086	18.248	10.756	12.646	12.342	827.428	11.52	126.95
	D2	162.831	77.851	17.265	12.796	11.270	12.915	826.726	11.53	122.83
	D3	159.948	80.000	16.992	13.424	10.535	13.899	829.428	11.40	134.57
	D4	163.951	77.238	17.723	11.024	10.041	15.053	826.141	11.63	130.81
	D5	162.104	78.416	16.223	10.075	11.129	17.050	828.828	11.60	124.23
	D6	200.000	80.000	15.000	10.000	10.000	12.000	950.786	43.59	129.57
	D7	160.117	80.000	16.468	14.310	10.861	13.055	829.503	11.41	121.12
	D8	162.172	78.404	17.074	10.449	11.127	15.731	827.877	11.56	116.81
	D9	200.000	20.000	41.422	10.000	24.412	12.000	1,104.966	24.22	125.35
	D10	159.311	79.620	15.074	11.020	10.453	19.399	835.881	11.48	116.77
S2.2	D1	200.000	80.000	15.000	10.000	10.000	12.000	955.706	43.54	129.01
	D2	159.737	80.000	19.562	11.565	11.820	12.009	828.434	11.29	116.39
	D3	161.652	78.179	18.114	10.000	14.909	12.026	836.454	11.41	115.16
	D4	163.943	78.217	17.772	11.631	10.899	12.574	832.428	11.64	118.42
	D5	164.363	77.209	15.881	10.666	10.303	16.722	828.500	11.74	115.20
	D6	163.803	77.423	16.341	12.417	12.133	12.904	826.491	11.62	119.97
	D7	161.380	78.737	19.455	10.796	11.001	13.435	827.279	11.40	113.41
	D8	200.000	80.000	15.000	10.000	10.000	40.000	1,120.055	71.72	124.14
	D9	200.000	80.000	15.000	10.000	10.000	40.000	1,120.055	71.72	121.79
	D10	165.944	75.554	17.801	10.594	11.774	13.430	828.238	11.70	118.07
S2.3	D1	163.341	77.492	16.852	11.313	13.383	12.585	827.019	11.57	119.23
	D2	160.451	79.855	17.208	10.381	13.857	13.078	830.197	11.43	115.75
	D3	162.585	77.779	19.547	10.296	10.869	13.793	827.033	11.47	114.52
	D4	200.000	80.000	15.000	10.000	30.000	12.000	1,096.628	63.68	122.84
	D5	200.000	80.000	15.000	10.000	30.000	12.000	1,102.328	63.74	120.19
	D6	162.373	78.061	19.836	11.090	10.569	12.912	825.864	11.44	117.94
	D7	163.643	77.445	16.101	11.687	11.932	14.228	827.164	11.64	113.70
	D8	160.021	80.000	15.585	10.837	12.454	15.989	831.176	11.49	113.68
	D9	162.350	78.057	18.168	13.289	10.567	12.432	826.665	11.46	120.45
	D10	162.245	77.984	16.770	10.000	13.839	14.091	830.091	11.52	114.58
S3.1	D1	161.757	78.827	15.349	11.429	12.038	15.580	829.522	11.58	113.46
	D2	163.065	77.734	17.204	14.181	10.036	12.717	825.953	11.54	116.11
	D3	159.322	80.000	18.786	13.355	10.991	12.217	830.672	11.27	113.74
	D4	161.709	78.722	15.628	10.927	14.231	13.717	828.721	11.53	146.02
	D5	159.954	80.000	18.714	13.401	10.039	12.628	828.254	11.34	121.12
	D6	165.254	76.473	19.908	10.564	10.547	12.267	824.752	11.61	113.93
	D7	164.804	76.147	17.561	10.000	12.880	13.652	829.974	11.63	117.48
	D8	200.000	80.000	15.000	10.000	10.000	12.000	953.185	43.64	119.95
	D9	160.010	80.000	16.252	10.642	11.874	16.092	830.729	11.47	114.04
	D10	160.013	80.000	15.464	11.159	12.457	15.791	831.258	11.48	115.22

Senaryo	Deneme Sırası	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	P6 [MW]	FF [$/s]	$ENH_{kayıp}$ [MW]	Süre [sn]
S3.2	D1	166.414	76.061	15.002	11.705	12.779	13.273	826.096	11.83	117.75
	D2	161.620	78.515	18.951	13.114	10.097	12.505	826.960	11.40	116.27
	D3	200.000	79.922	15.000	10.000	30.000	12.000	1,089.957	63.54	121.59
	D4	162.713	77.976	15.668	11.522	14.926	12.154	827.813	11.56	115.76
	D5	160.528	79.157	15.096	10.048	10.631	19.509	832.244	11.57	115.85
	D6	161.155	79.049	17.436	11.324	10.608	15.306	828.693	11.48	117.95
	D7	160.421	80.000	16.996	12.929	11.175	13.311	830.427	11.43	116.98
	D8	163.504	77.597	16.910	11.462	12.058	13.468	826.495	11.60	116.06
	D9	160.124	80.000	17.402	11.426	11.407	14.462	829.125	11.42	118.87
	D10	161.423	78.791	17.697	10.665	13.905	12.356	827.742	11.44	126.95
S3.3	D1	162.210	78.383	15.530	11.308	13.861	13.670	828.342	11.56	124.15
	D2	169.209	74.794	15.919	11.144	11.740	12.589	824.165	11.99	117.64
	D3	159.875	79.971	17.271	10.286	12.731	14.674	830.532	11.41	117.48
	D4	200.000	20.000	15.000	12.036	10.818	12.000	824.453	13.90	243.37
	D5	161.426	78.819	20.565	11.235	10.696	12.023	827.556	11.36	124.55
	D6	128.113	80.000	50.000	10.000	11.671	12.000	922.895	8.17	126.22
	D7	200.000	80.000	15.000	10.000	10.000	12.000	954.961	43.54	121.02
	D8	161.519	78.951	15.134	13.138	11.457	14.751	829.183	11.55	119.31
	D9	160.969	79.217	18.671	10.460	10.566	14.955	827.876	11.44	117.49
	D10	163.219	77.730	15.353	12.167	10.717	15.874	828.151	11.66	114.84

3.2.4.2 IEEE 14 baralı test sisteminde simülasyon sonuçları

Tablo 13'te verilen senaryolar ilgili parametrelere göre 10'ar kez çalıştırılmış ve ortaya çıkan sonuçlar kaydedilmiştir. Bu değerler arasından her bir iterasyon sonucu ortaya çıkan amaç fonksiyonu değerleri minimum maksimum ve ortalama değerleri grafikler ile verilmiştir.

IEEE 14 baralı standart test sisteminin senaryo S1'de 10 deneme sonucu ortaya çıkan minimumum, maksimum ve ortalama yakıt maliyet eğrileri Şekil 21'deki gibidir. Sistemin ortalama yakıt maliyet eğrisi incelendiğinde, tam olarak 498. İterasyon ile OGA amaç fonksiyonu yakınsadığı ve optimal değerine ulaştığı tespit edilmiştir. Senaryoda minimum yakıt eğrisi ilk iterasyondan itibaren yakınsama başlamış ve 498. iterasyona kadar devam etmiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi 25. iterasyon ile sonra yakınsamaya başlamıştır ve yakınsama 149. iterasyonda tamamlanmıştır.

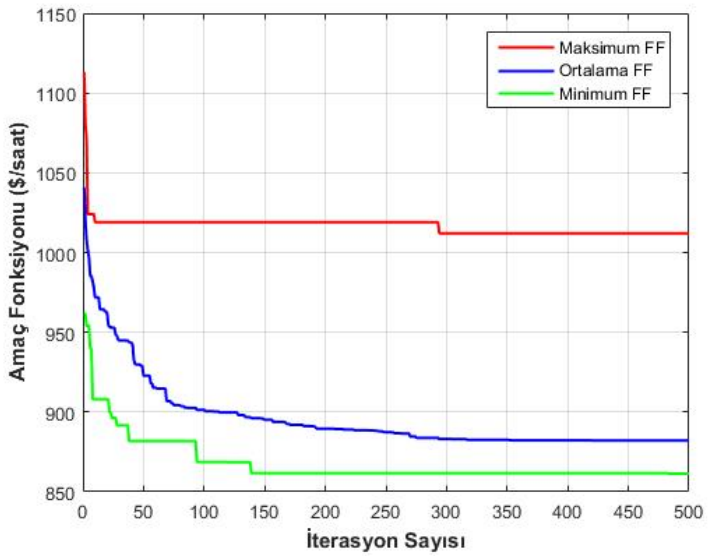


Şekil 21. IEEE 14 Baralı Sistemde S1 Senaryosu Sonuçları

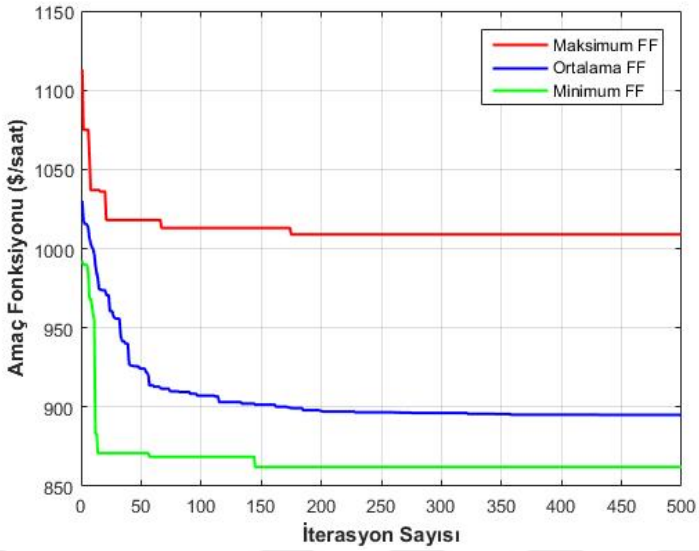
Şekil 22, Senaryo 2.1'de verilen parametreler ile GA'nın IEEE 14 baralı test sistemine uygulandığında sistemin 10 deneme sonucu kaydedilen minimumum, maksimum ve ortalama yakıt maliyet eğrilerini göstermektedir. Senaryo 2.1'de minimum yakıt eğrisi yakınsamasını ilk iterasyonlarda yapmaya başlamış ve yaklaşık 140. iterasyondan sonra yakınsama durmuştur. Sistemin ortalama yakıt maliyet eğrisine göre 300. iterasyon ile OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını tamamlamış ve en iyi değerine ulaşmıştır. Sistemin

maksimum yakıt eğrisi ilk iterasyon ile sonra yakınsamaya başlamış ancak süreklilik göstermemiş ve yakınsamayı 296. iterasyonda tamamlamıştır.

Şekil 23'te senaryo S2.2'de verilen parametrelere göre GA uygulandığında 10 deneme sonucu kaydedilen ortalama yakıt maliyetleri eğrileri sistemin minimumum, maksimum olarak gösterilmiştir. Ortalama yakıt maliyet eğrisine bakıldığında, 495. iterasyon ile OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını tamamlamış ve sonuç en iyi değerine ulaşmıştır. Minimum yakıt eğrisi yakınsamaya ilk iterasyondan itibaren başlamış ve yaklaşık 150. iterasyondan sonra yakınsamada büyük değişiklik görülmemiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi yakınsamayı 175. iterasyonda tamamlamıştır.



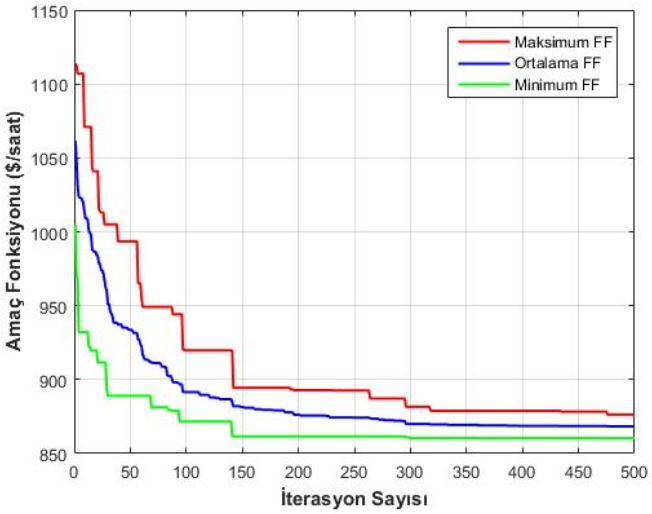
Şekil 22. IEEE 14 Baralı Sistemde S2.1 Senaryosu Sonuçları



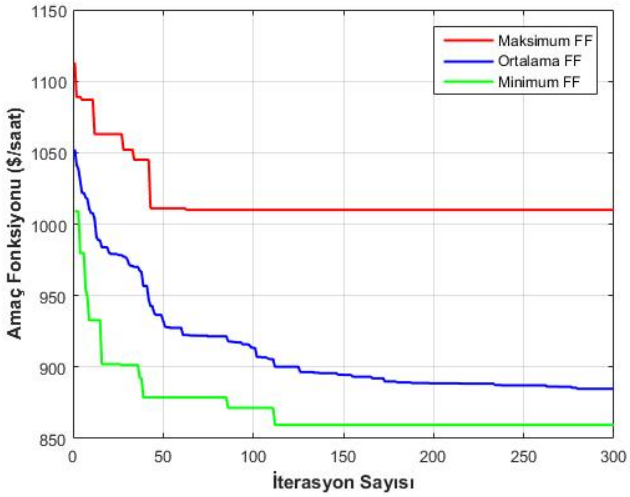
Şekil 23. IEEE 14 Baralı Sistemde S2.2 Senaryosu Sonuçları

Şekil 24'te senaryo 2.3'te verilen parametrelere göre GA uygulandığında 10 deneme sonucunda çıkan ortalama yakıt maliyetleri eğrileri sistemin minimumum, maksimum olarak gösterilmiştir. Ortalama yakıt maliyet eğrisine bakıldığında, 492. iterasyondan sonra, OGA amaç fonksiyonu optimal değerine yakınsayarak ulaşmıştır. Minimum yakıt eğrisi yakınsamaya ilk iterasyondan itibaren başlamış ve yaklaşık 10. iterasyondan sonra yakınsamada büyük değişiklik görülmemiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi yakınsamayı yaklaşık 325. iterasyonda tamamlamıştır.

Şekil 25'te GA'nın IEEE 14 baralı test sistemine senaryo S3.1'e göre uygulandığında sistemin minimumum, maksimum ve 10 deneme sonucu kaydedilen ortalama yakıt maliyet grafikleri gösterilmiştir. Sistemin minimum yakıt eğrisinde değişim oranı düşük olarak görülmüştür. Sistemin yakıt maliyeti ortalama değerler eğrisi incelendiğinde, 112. iterasyondan sonra, OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını tamamlayarak optimal değerine ulaştığı görülmektedir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi ilk iterasyondan itibaren yakınsamaya başlamıştır ve yakınsamayı 450. iterasyonda tamamlamıştır.

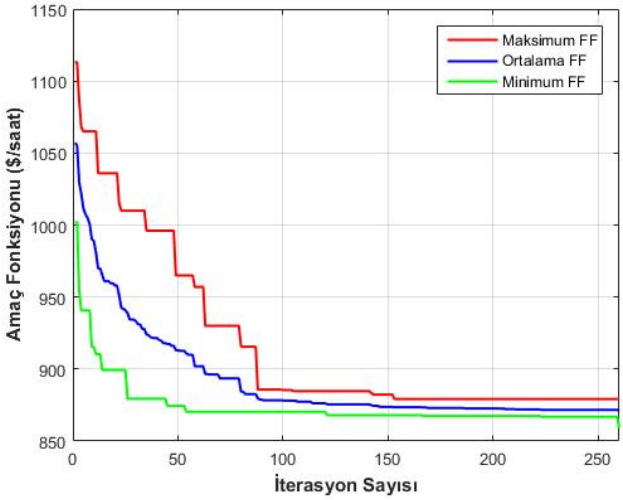


Şekil 24. IEEE 14 Baralı Sistemde S2.3 Senaryosu Sonuçları



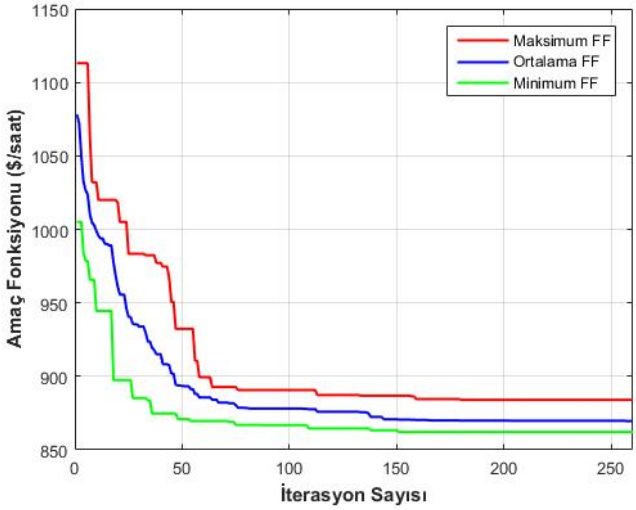
Şekil 25. IEEE 14 Baralı Sistemde S3.1 Senaryosu Sonuçları

Test sistemine senaryo 3.2'de verilen parametreler ile GA uygulandığında ve 10 deneme sonucunda kaydedilen minimumum, maksimum ve ortalama yakıt maliyet eğrileri Şekil 26'da verilmiştir. Sistemin ortalama yakıt maliyet eğrisine göre 492. iterasyondan sonra, OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını optimal değere ulaşarak bitirmiştir. Ancak sistemin grafiğine bakılacak olursa tüm değerler için yaklaşık 100. iterasyondan sonra kayda değer büyüklükte bir değişim gözlenmemiştir. Sistemin maksimum yakıt eğrisi ilk iterasyondan itibaren yakınsamaya başlamıştır ve yakınsama 361. iterasyonda tamamlanmıştır.



Şekil 26. IEEE 14 Baralı Sistemde S3.2 Senaryosu Sonuçları

Şekil 27'de senaryo 3.3'e göre IEEE 14 sistemine GA uygulandığında 10 deneme sonucunda kaydedilen ortalama yakıt maliyeti eğrileri sistemin minimumum, maksimum olarak verilmiştir. Ortalama yakıt maliyet eğrisine bakıldığında, 495. iterasyon ile OGA amaç fonksiyonu yakınsamasını en iyi değere ulaşarak tamamlamıştır. Minimum yakıt eğrisi yakınsamaya ilk iterasyondan itibaren başlamış ve 276. iterasyondan sonra yakınsama tamamlanmıştır. Sistemin maksimum yakıt eğrisi yakınsamayı 369. iterasyonda tamamlamıştır. Tüm senaryolar için yapılan denemelerden elde edilen en iyi sonuçlar ile yakınsama süreleri sırasıyla Tablo 17 ve Tablo 18'de verilmiştir.



Şekil 27. IEEE 14 Baralı Sistemde S3.3 Senaryosu Sonuçları

Tablo 17. IEEE 14 Simülasyon En İyi Sonuçları

EN İYİ DEĞER [$/s]	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	ENHkayıp [MW]	Yakınsama Süresi [sn]
865.224	162.251	66.157	16.425	12.229	11.340	9.402	38.20
861.373	168.340	64.113	15.550	10.549	10.282	9.835	64.50
862.131	163.019	66.148	15.821	12.219	11.274	9.481	66.64
860.450	166.192	64.996	15.289	10.477	11.736	9.690	64.40
859.519	165.878	65.134	16.304	10.736	10.601	9.653	63.48
858.211	168.445	64.379	15.485	10.549	10.001	9.860	63.71
861.351	164.812	65.434	15.734	12.434	10.197	9.611	63.73

Tablo 18. IEEE 14 Senaryolardan Elde Edilen Sonuçlar

Senaryo	Deneme Sırası	FF [$/s]	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	ENHkayıp [MW]	Süre [sn]
S1	D1	874.888	155.201	70.722	18.654	12.149	11.245	8.97	36.55
	D2	871.785	152.835	71.354	21.286	12.028	10.248	8.75	37.19
	D3	1,000.158	200.000	36.860	19.371	10.000	10.000	17.24	35.59
	D4	877.822	150.665	73.003	17.736	13.665	12.667	8.74	38.29
	D5	870.174	155.552	69.727	16.341	12.425	13.953	9.00	35.63
	D6	868.312	155.794	69.692	18.188	11.525	12.769	8.97	37.25
	D7	868.357	157.189	68.980	18.903	10.390	12.560	9.02	36.53
	D8	874.174	153.294	71.533	16.089	16.611	10.444	8.97	37.38
	D9	877.350	152.177	71.566	17.564	11.542	14.915	8.76	35.54
	D10	865.224	162.251	66.157	16.425	12.229	11.340	9.40	38.20
S2.1	D1	870.184	154.492	70.497	16.955	11.523	14.452	8.92	65.72
	D2	863.001	161.005	66.912	19.138	10.783	10.419	9.26	64.25
	D3	876.025	150.071	73.804	17.696	10.588	15.519	8.68	63.22
	D4	868.564	155.298	70.006	18.099	12.903	11.658	8.96	68.70
	D5	865.668	158.961	67.891	19.361	11.932	10.000	9.14	66.87
	D6	863.560	161.314	66.858	17.322	10.812	12.007	9.31	79.43
	D7	869.546	156.073	69.289	16.285	16.257	10.187	9.09	63.77
	D8	870.999	154.676	70.150	15.212	18.015	10.013	9.07	64.03
	D9	861.373	168.340	64.113	15.550	10.549	10.282	9.84	64.50
	D10	1,012.127	200.000	80.000	15.000	10.000	10.000	56.01	65.52
S2.2	D1	868.606	156.093	69.531	18.346	10.577	13.423	8.97	63.53
	D2	1,008.885	200.000	20.000	40.000	10.000	10.000	21.02	65.61
	D3	875.496	152.258	71.761	15.000	18.791	10.165	8.96	64.63
	D4	975.091	200.000	45.772	15.000	10.000	10.000	21.77	68.44
	D5	869.693	154.194	70.566	21.141	10.731	11.176	8.81	63.80
	D6	869.117	155.365	69.695	20.150	12.564	10.138	8.91	63.44
	D7	873.125	152.101	72.084	19.156	11.585	12.825	8.75	63.65

Senaryo	Deneme Sırası	FF [$/s]	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	ENHkayıp [MW]	Süre [sn]
S2.2	D8	871.823	154.473	70.569	16.916	10.383	15.565	8.91	64.18
	D9	875.945	151.515	72.298	15.304	10.667	17.993	8.78	63.69
	D10	862.131	163.019	66.148	15.821	12.219	11.274	9.48	66.64
S2.3	D1	860.450	166.192	64.996	15.289	10.477	11.736	9.69	64.40
	D2	867.763	156.978	69.056	17.237	12.822	11.985	9.08	63.67
	D3	875.642	150.203	73.448	23.452	10.330	10.206	8.64	63.41
	D4	876.420	155.834	68.430	21.189	11.800	10.608	8.86	63.52
	D5	865.986	157.345	68.585	20.859	10.930	10.271	8.99	63.20
	D6	860.476	164.917	65.358	17.338	10.653	10.291	9.56	63.72
	D7	868.851	155.989	69.476	21.366	10.610	10.464	8.90	63.37
	D8	872.092	152.371	72.098	18.535	14.355	10.475	8.83	63.62
	D9	875.208	150.978	73.201	15.629	13.348	14.651	8.81	63.61
	D10	860.575	164.461	65.591	16.546	10.242	11.696	9.54	63.47
S3.1	D1	872.953	151.742	72.161	21.746	11.614	10.420	8.68	64.07
	D2	863.846	159.725	67.429	19.259	10.434	11.312	9.16	63.39
	D3	867.852	156.561	69.075	18.665	13.513	10.214	9.03	63.31
	D4	859.519	165.878	65.134	16.304	10.736	10.601	9.65	63.48
	D5	873.087	153.440	70.985	15.678	16.663	11.199	8.96	63.05
	D6	872.888	153.055	71.428	15.956	11.749	15.678	8.87	63.80
	D7	861.405	165.116	65.305	15.710	12.149	10.347	9.63	63.66
	D8	871.616	152.111	72.150	20.429	11.916	11.133	8.74	63.05
	D9	875.588	149.941	74.152	17.349	12.061	14.209	8.71	64.05
	D10	1,007.467	200.000	20.000	40.000	10.000	10.000	20.99	65.41
S3.2	D1	870.321	154.967	70.216	15.615	15.359	11.878	9.04	63.43
	D2	867.047	156.739	69.083	18.695	11.013	12.472	9.00	63.50
	D3	871.771	154.380	70.547	15.148	13.293	14.607	8.98	63.50
	D4	870.283	153.881	70.889	20.540	12.070	10.449	8.83	63.76
	D5	874.741	150.578	73.339	19.727	12.580	11.467	8.69	63.45
	D6	874.292	152.233	71.812	16.494	10.064	17.178	8.78	63.58
	D7	869.566	156.258	69.369	15.582	11.577	15.258	9.04	63.65
	D8	873.037	151.123	72.896	20.710	12.311	10.653	8.69	63.55
	D9	858.211	168.445	64.379	15.485	10.549	10.001	9.86	63.71
	D10	866.996	157.510	68.401	20.155	11.653	10.299	9.02	64.26
S3.3	D1	868.431	155.260	69.813	21.379	10.607	10.799	8.86	62.95
	D2	867.052	156.591	69.183	18.236	13.451	10.582	9.04	71.62
	D3	866.265	158.186	68.183	18.419	11.563	11.747	9.10	63.69
	D4	871.900	152.324	72.022	18.853	14.434	10.188	8.82	63.59
	D5	864.813	159.033	67.616	20.679	10.535	10.224	9.09	64.11
	D6	870.821	153.772	71.021	16.623	15.101	11.432	8.95	63.65
	D7	872.569	152.169	72.105	17.418	16.078	10.099	8.87	64.14
	D8	868.140	158.023	68.290	15.555	12.814	13.481	9.16	63.91
	D9	861.351	164.812	65.434	15.734	12.434	10.197	9.61	63.73
	D10	862.604	162.402	66.348	16.288	10.750	12.616	9.40	63.66

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde IEEE 30 ve IEEE 14 baralı test sistemlerinde 7 farklı senaryoda optimal güç akışı genetik algoritma ile çözülmüş ve senaryolardan elde edilen bulgular aşağıda verilmiştir.

4.1 IEEE 30 Baralı Test Sisteminde Bulgular

Senaryo 1'de popülasyon büyüklüğü diğer senaryolara göre düşük tutularak bu parametrenin sonuca etkisi gözlenmiştir. 20 bireyden oluşan popülasyon ile 10 deneme arasından amaç fonksiyonu olan yakıt maliyeti 914.329 $/saat olarak elde edilmiştir. Generatör güçleri sırasıyla 157.3649 MW, 68.2935 MW, 21.43 MW, 15.1713 MW, 15.9979 MW ve 15.6099 MW olarak bulunmuştur. Enerji nakil hatlarında oluşan kayıp bu en iyi değer için 10.47 MW olarak hesaplanmış ve senaryo 54.56 saniyede yakınsamasını tamamlamıştır.

Senaryo 2'de genetik algoritmanın çaprazlama parametresi 3 kademe olacak şekilde artırılarak problem çözülmüştür. İlk aşamada 50 bireyden oluşan popülasyon ile 10 deneme arasından amaç fonksiyonu olan yakıt maliyeti 826.141 $/saat olarak elde edilmiştir. Generatör güçleri sırasıyla 163.9508 MW, 77.2376 MW, 17.723 MW, 11.0237 MW, 10.0415 MW ve 15.0528 MW olarak bulunmuştur. Enerji nakil hatlarında oluşan kayıp bu en iyi değer için 11.63 MW olarak hesaplanmış ve senaryo 130.81 saniyede yakınsamasını tamamlamıştır. İkinci aşamada popülasyon sayısı sabit tutulmuş ve 10 deneme arasından en iyi yakıt maliyeti 826.4915 $/saat olarak elde edilmiştir. Generatör güçleri sırasıyla 163.8026 MW, 77.4229 MW, 16.3406 MW, 12.4172 MW, 12.1328 MW ve 12.9035 MW olarak hesaplamıştır. Enerji nakil hattında oluşan kayıp ise 11.62MW'tır. Bu aşamada yakınsama 119.97 saniyede tamamlanmıştır. Bu senaryo için 3. aşamada çaprazlama parametresi 0,5'ten 0,55'e çıkarılarak genetik algoritma 10 defa çalıştırılmıştır. Denemeler arasından en iyi amaç fonksiyonu 162.3732 MW, 78.0611 MW, 19.8358 MW, 11.0896 MW, 10.5689 MW ve 12.9121 MW generatör güçleri ile 825.8643 $/saat olarak elde edilmiştir. Yakınsama ise 117.94 saniyede tamamlanırken, hat kayıpları 11.44 MW olarak kaydedilmiştir.

Sonuncu senaryoda popülasyon sayısı ikinci senaryo ile aynı tutularak mutasyon oranı sırasıyla 0.10, 0.12 ve 0.14 olacak şekilde kademeli olarak arttırılmıştır. Birinci aşamada 10 deneme arasından en iyi sonuç 824.7522 $/saat bulunmuştur. Generatör güçleri sırasıyla 165.2538 MW, 76.4732 MW, 19.9077 MW, 10.564 MW, 10.547 MW ve 12.2673 MW ve hat kayıpları ise 11.61 MW olarak elde edilmiştir. Bu sonuçlar 113.93 saniyede yakınsama tamamlanarak elde edilmiştir. İkinci aşamasında en iyi sonucun elde edildiği deneme 117.75 saniyede tamamlanarak 826.0961 $/saat yakıt maliyeti ortaya çıkmıştır. Generatör güçleri sırasıyla 166.4139 MW, 76.0609 MW, 15.0016 MW, 11.7052 MW, 12.7791 MW, 13.2729 MW çıkarken hat kayıpları ise 11.83 MW olarak elde edilmiştir. Sonuncu alt senaryoda ise 10 deneme arasından en iyi sonucu veren generatör güçleri 169.2085 MW, 74.7943 MW, 15.9189 MW, 11.1437 MW, 11.7401 MW ve 12.5891 MW iken bu değerlere denk gelen amaç fonksiyonu ise 824.1654 $/saat olarak 117.64 saniyede bulunmuştur.

4.2 IEEE 14 Baralı Test Sisteminde Bulgular

Senaryo 1'de popülasyon büyüklüğü diğer senaryolara göre düşük tutularak bu parametrenin sonuca etkisi gözlenmiştir. 20 bireyden oluşan popülasyon ile 10 deneme arasından amaç fonksiyonu olan yakıt maliyeti 865.2242 $/saat olarak elde edilmiştir. Generatör güçleri sırasıyla 162.251 MW, 66.157 MW, 16.425 MW, 12.229 MW ve 11.340 MW olarak bulunmuştur. Enerji nakil hatlarında oluşan kayıp bu en iyi değer için 9.402 MW olarak hesaplanmış ve senaryo 38.2 saniyede yakınsamasını tamamlamıştır.

Senaryo 2'de genetik algoritmanın çaprazlama parametresi 3 kademe olacak şekilde artırılarak problem çözülmüştür. İlk aşamada 50 bireyden oluşan popülasyon ile 10 deneme arasından amaç fonksiyonu olan yakıt maliyeti 861,373 $/saat olarak elde edilmiştir. Generatör güçleri sırasıyla 168.34 MW, 64.113 MW, 15.55 MW, 10.549 MW ve 10.282 MW olarak bulunmuştur. Enerji nakil hatlarında oluşan kayıp bu en iyi değer için 9.835 MW olarak hesaplanmış ve senaryo 64.50 saniyede yakınsamasını tamamlamıştır. İkinci aşamada popülasyon sayısı sabit tutulmuş ve 10 deneme arasından en iyi yakıt maliyeti 862.131 $/saat olarak elde edilmiştir. Generatör güçleri sırasıyla 163.019 MW, 66.148 MW, 15.821 MW, 12.219MW ve 11.274MW olarak hesaplamıştır. Enerji nakil hattında oluşan kayıp ise 9.481 MW. Bu aşamada yakınsama 66.64 saniyede tamamlanmıştır. Bu senaryo için 3. aşamada çaprazlama parametresi 0,5'ten 0,55'e

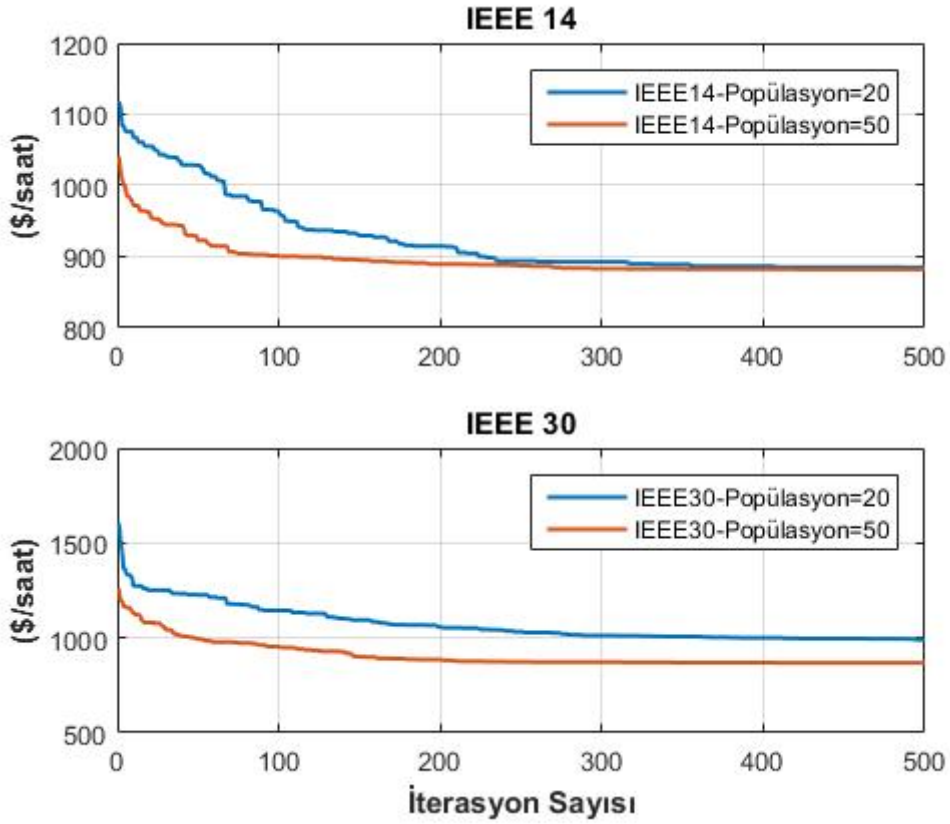
çıkarılarak genetik algoritma 10 defa çalıştırılmıştır. Denemeler arasından en iyi amaç fonksiyonu 166.192 MW, 64.996 MW, 15 289 MW, 10.477 MW ve 11.736 MW generatör güçleri ile 860.450 $/saat olarak elde edilmiştir. Yakınsama ise 64.60 saniyede tamamlanırken, hat kayıpları 6.69 MW olarak kaydedilmiştir.

Sonuncu senaryoda popülasyon sayısı ikinci senaryo ile aynı tutularak mutasyon oranı sırasıyla 0.10, 0.12 ve 0.14 olacak şekilde kademeli olarak arttırılmıştır. Birinci aşamada 10 deneme arasından en iyi sonuç 859.519 $/saat bulunmuştur. Generatör güçleri sırasıyla 165.878 MW, 65.134 MW, 16.304 MW, 10.736 MW, 10.601 MW ve hat kayıpları ise 9.653 MW olarak elde edilmiştir. Bu sonuçlar 63.48 saniyede yakınsama tamamlanarak elde edilmiştir. İkinci aşamasında en iyi sonucun elde edildiği deneme 63.71 saniyede tamamlanarak 858.211 $/saat yakıt maliyeti ortaya çıkmıştır. Generatör güçleri sırasıyla 168.445 MW, 64.379 MW, 15.485 MW, 10.549 MW, 10.001 MW çıkarken hat kayıpları ise 9.86 MW olarak elde edilmiştir. Sonuncu alt senaryoda ise 10 deneme arasından en iyi sonucu veren generatör güçleri 164.812 MW, 65.434 MW, 15.734 MW, 12.434 MW ve 10.197 MW ve iken bu değerlere denk gelen amaç fonksiyonu ise 861.351 $/saat olarak 63.73 saniyede bulunmuştur.

4.3 Tartışma

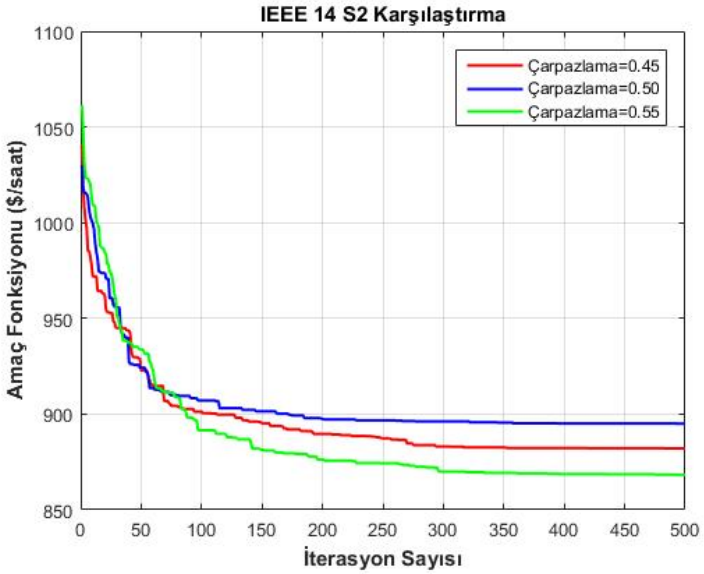
IEEE 14 ve IEEE 30 baralı test uygulanan tüm senaryolar değerlendirildiğinde ilk tespit artan bara sayılarının optimizasyonun yakınsama süresini arttırdığı olmuştur.

İlk senaryoda düşük tutulan popülasyon sayısının sonuca etkisi, diğer senaryolarla karşılaştırıldığında, IEEE 14 ve IEEE 30 baralı test sistemlerinin her ikisinde de daha hızlı bir şekilde bulunduğunu göstermektedir. Popülasyon sayısının 20'den 50'ye çıkarılmasıyla birlikte, IEEE 14'teki yakınsama süresinde yaklaşık 30 saniyeden 60 saniyelere ve IEEE 30'da ise 50 saniyeden 110 saniyelere kadar olan artışlar gözlemlenmiştir. Ancak, popülasyon sayısının arama uzayını genişletmesi nedeniyle elde edilen amaç fonksiyonu değerlerinin diğer senaryolardan daha büyük olduğu görülmüştür. Yani, optimizasyonun doğru sonuca ulaşamadan lokal optimum noktasında kaldığı belirlenmiştir. Popülasyon sayısının artışı hem yakınsama süresini kısaltır hem de daha iyi bir amaç fonksiyonunun ortaya çıkmasına katkıda bulunur. Şekil 28’de bu etki görülebilmektedir.



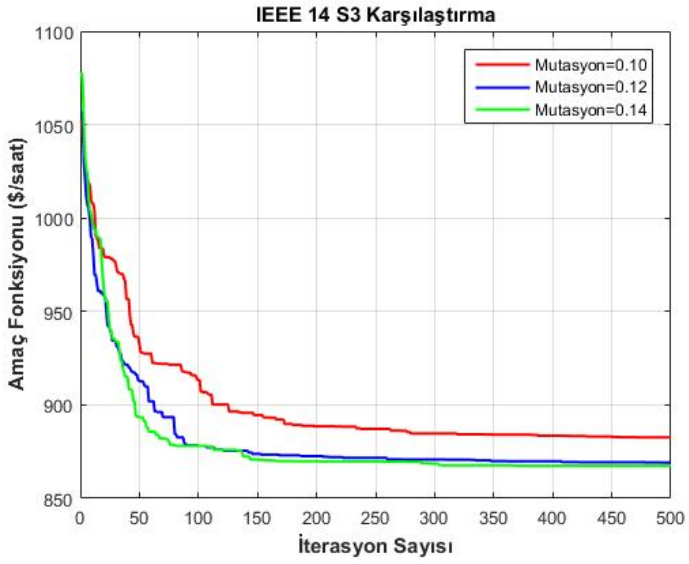
Şekil 28. Popülasyon Değerinin Artış Etkisinin Temsili

Bu kısımda çaprazlama oranı artırılarak 3 farklı senaryo iki güç sistemi için de değerlendirilmiştir. Çaprazlama oranı ilk olarak 0,45 belirlenmiş ve kademeli olarak 0,5 artırılmıştır. Popülasyon sayısının Senaryo 1'e göre büyük olmasının yakınsama süresini artırdığı görülmekle birlikte elde edilen yakıt maliyeti sonuçları literatürdeki sonuçlara yakındır. IEEE 14 baralı test sisteminde yaklaşık 60 saniyede tamamlanan optimizasyon denemelerinde çaprazlama oranının artırılması ilk iterasyonlardan itibaren daha hızlı bir yakınsama süresi verdiği ve artan çaprazlama oranının kısalan bir yakınsama sağladığı söylenebilir. Ancak 0.45, 0.50 ve 0.55 çaprazlama oranları Şekil 29'da doğru sıralanmadığı için amaç fonksiyonu ile ilgili bir ilişki kurmak mümkün olmamıştır. Bu senaryolar için ortalama yakınsama değerleri ile oluşturulan grafik Şekil 29'da verilmiştir.

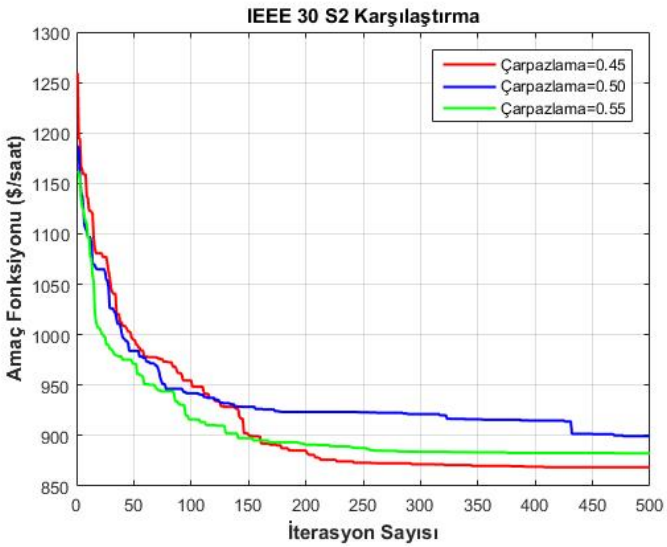


Şekil 29. IEEE 14 Çaprazlama Oranının Etkisinin Temsili

IEEE 14 baralı sistemde mutasyon oranının artırılması ile daha iyi amaç fonksiyonları elde edilse de 0.12 ve 0.14 olarak belirlenen oranlar arasında kayda değer büyük bir değişiklik söz konusu değildir. Yakınsama sürelerinin ise artan mutasyon oranı ile kısaldığı rahatlıkla söylenebilir. Şekil 30'da mutasyon oranlarının değişimi ile ortaya çıkan grafik verilmiştir.



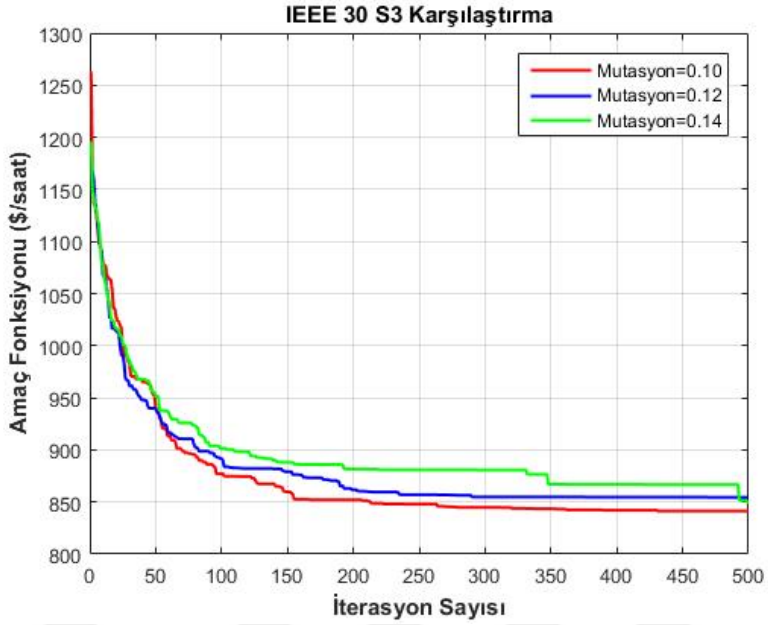
Şekil 30. IEEE 14 Mutasyon Oranının Etkisinin Temsili



Şekil 31. IEEE 30 Çaprazlama Oranının Etkisinin Temsili

IEEE 30 baralı test sisteminde artan çaprazlama oranının etkisi senaryolardan elde edilen ortalama değeler ile çıkarılan Şekil 31'de verilen grafik ile gösterilmiştir. Bu şebeke sisteminde çaprazlama oranının artırılmasının amaç fonksiyonuna negatif etki yaptığı görülürken, 0.45 oranında yakınsama süresi kısa iken büyük değerlerde daha uzun sürede yakınsamanın tamamlanması pozitif bir etki olarak yorumlanabilir. İterasyonların ilk aşamalarında ise düşük mutasyon oranının yakıt maliyetini yüksek çıkardığı not edilmelidir. Bu nedenle sistemin büyüklüğüne de bağlı olarak doğru sonuçlar almak için iterasyon sayısının büyük tutulmasının doğru sonuca ulaşmadaki katkısı da göz ardı edilmemelidir.

Mutasyon oranının etkisinin IEEE 30 baralı test sisteminde araştırıldığı senaryonun sonuç temsili Şekil 32'de verilmiştir. Buna göre artan mutasyon oranı amaç fonksiyonumuz olan yakıt maliyetine negatif etki yapmıştır. Yakınsama sürelerinde ise yine oranın artışının olumlu bir katkısı olmamıştır. Ancak ilk iterasyonlarda mutasyon oranı düşük denemelerin grafiğin üst kısmında kalması iterasyon sayısının düşük tutulması durumunda sonuçların tam tersi çıkacağını göstermektedir. Bu nedenle GA uygulanırken doğru sonuca ulaşmak için iterasyon sayısının olabildiğince yüksek tutulması gerektiği bir önceki kıyaslamada olduğu gibi bir kez daha gösterilmiştir.



Şekil 32. IEEE 30 Mutasyon Oranının Etkisinin Temsili

Genetik algoritmanın uygulandığı şebekeler için elde edilen en iyi amaç fonksiyonu sonuçları ise IEEE 14 Baralı Sistemde 858.2109 $/saat ve IEEE 30 baralı test sisteminde ise 824.1654 $/saat olarak elde edilmiştir.

IEEE 14 baralı test sisteminde yapılan benzer çalışmaların kıyası Tablo 19'da verilmiştir. Yapılan çalışmalar sonucu elde edilen yakıt maliyetleri, generatör yakıt maliyet katsayıları ile verilen generatör güçleri ile eşleştirilerek hesaplanan yakıt maliyetleri arasında farklar tespit edilmiştir. Bu sistem için verilen sonuçların bu tez çalışmasında verilen değerlerden daha iyi görünmesinin sebebi vana etkisinin algoritmalara dahil edilmemesi olarak görülmüştür. Vana etkisi katsayılarının maliyete eklenmesi ile GA algoritmanın verilen parametreler dahilinde OGA'ya uygulanmasının en iyi sonucu verdiği görülmüştür.

2018 yılında yapılan IEEE 14 baralı test sistemine Gri Kurt Algoritmasının uygulandığı çalışmada verilen 692.1177 $/saat yakıt maliyetinin ise literatürdeki çalışmalardan çok düşük olması dikkat çekmiştir (Salem, Abdelaziz ve Ezzat, 2018). Bu çalışmada verilen güç değerleri ile yakıt maliyetleri hesaplandığında çıkan sonucun vana etkisiyle 1009.0 $/saat olduğu görülmüştür. Vana etkisi göz ardı edildiğinde ise 850.2937 $/saat olarak hesaplanmış ve yine bu tezde elde edilen yakıt maliyetinin gerisinde kalmıştır.

IEEE 30 baralı test sisteminde yapılan literatürdeki benzer çalışmalar kıyaslandığında ise elde edilen sonuçlara vana etkisi dahil edilmeden hesaplandığı göze çarpmıştır. Tablo 20'de yapay arı kolonisi algoritması kullanılarak çözülen optimal güç akışı probleminin sonuçları diğer sonuçlara göre hem güç değerleri hem de yakıt maliyeti açısından öne çıkmaktadır (Sumpavakup vd., 2010). Ancak çalışma sonucunda kaydedilen generatör güç değerleri ile yakıt maliyetleri tekrar hesaplandığında valf etkisi göz önüne alındığında 1038.9 $/saat, göz ardı edildiğinde ise 808.4254 $/saat olarak elde edilmiştir. Bu değerler ile kıyaslama yapılması durumunda bu tez çalışmasında verilen genetik algoritma parametrelerinin optimal güç akışı probleminin çözümünde daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Karşılaştırılan sonuçlarda yakınsama sürelerindeki farkların optimizasyonlarda kullanılan algoritmalara ve aynı algoritmalar için ise kullanılan bilgisayarların işlemci gücüne bağlı olduğu görülerek not edilmiştir.

Tablo 19. IEEE 14 Baralı Sistemde Elde Edilen Sonuçların Literatür Karşılaştırması

Yöntem	Amaç Fonksiyonu [$/saat]	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	ENHkayıp [MW]	Süre [sn]	
GA	858.2109	168.4450	64.3792	15.4854	10.5488	10.0012	9.8596	63.7051	
GA	812.7828	196.2130	27.1444	15.7434	11.7255	11.5652	3.4183	-	(Mohan ve Nireekshana, 2019)
GA	838.82	198.21	20	16.89	16.44	16.30	9.29	82.67	(Cabadağ, 2012)
PSO	833.5700	199.4300	20.0000	21.4200	16.4800	10.8700	9.2100	43.4600	(Türkay ve Cabadağ, 2013)
PSO	836.4500	197.4700	20.0000	21.3400	11.6700	17.7700	9.2600	-	(Mohan ve Nireekshana, 2019)
GKA	692.1177	167.0301	47.8284	20.5258	20.2058	11.6148	8.2050	-	(Salem vd., 2018)

Tablo 20. IEEE 30 Baralı Sistemde Elde Edilen Sonuçların Literatür Karşılaştırması

Yöntem	Amaç Fonksiyonu [$/saat]	P1 [MW]	P2 [MW]	P3 [MW]	P4 [MW]	P5 [MW]	P6 [MW]	ENHkayıp [MW]	Süre [sn]	
GA	824.16	169.20	74.79	15.91	11.14	11.74	12.58	11.9945	117.63	
GA	916.56	197.82	20.20	24.68	15.36	13.28	22.10	7.84	226.33	(Cabadağ, 2012)
GA	802.06	176.20	48.75	21.44	21.95	12.42	12.02	-	-	(Bakirtzis vd., 2002)
GKA	801.85	176.75	48.82	21.51	21.38	12.10	12.18	9.3799	-	(Salem vd., 2018)
YAK	802.12	177.13	49.80	21.65	22.44	11.29	12.34	-	14.23	(Sumpavakup vd., 2010)
GAA	797.27	186.10	45.52	23.40	11.42	10.40	14.80	8.2700	58.54	(Aydın, 2017)
YAK	826.05	219.81	27.86	16.01	10.00	10.03	12.00	-	-	(Çağataykuyu vd., 2018)
PSO	826.03	219.81	28.27	15.65	10.00	10.00	12.00	-	-	(Çağataykuyu vd., 2018)
KDO	800.8882	177.41	48.98	21.24	21.13	12.51	11.25	9.1630	-	(Hasan ve El-Hawary, 2014)

5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu tezde, genetik algoritma kullanılarak optimal güç akışı probleminin çözümü IEEE 14 ve IEEE 30 baralı test sistemleri için elde edilmiştir. Verilen şebekelerdeki generatörlerin ana tahriki buhar ya da gaz türbinlerinden oluştuğu ve yakıtlarının fosil kaynaklardan elde edildiği varsayımı ile yakıt maliyeti minimizasyonu hedeflenirken, genetik algoritma parametrelerinden birkaçı değiştirilerek senaryolar üretilmiş ve parametre değişikliklerinin elde edilen sonuçlara etkisi incelenmiştir. Uygulanan senaryolar arasından elde edilen en iyi sonuçlar kaydedilmiş ve literatürde aynı şebeke sistemlerine uygulanan gerek aynı algoritma gerekse farklı algoritmalar ile kıyaslanmıştır. Bu kıyaslamalar sonucunda yapılan tespitler ışında önerilen genetik algoritma parametreleri ile optimal güç akışı probleminin çözümünün diğer algoritmalara olan üstünlüğü gösterilmiştir.

Diğer yandan elde edilen generatör güç değerlerinin çok hassas değerler olması nedeniyle gerçek sistemlere uygulanması noktasında şu anki teknoloji ile büyük zorluklar olacaktır. Generatör gücünü belirleyici buhar türbinlerin kontrol sistemlerindeki gelişmeler sayesinde bu değerlerin yakalanması mümkün olabilir ama mevcut durumda verilen tüm çalışma sonuçları ve öneriler sadece bir fikir olması açısından önem arz etmektedir.

Elektrik şebekelerinde gerilim kararlılığının iyileştirilmesi, reaktif güç optimizasyonu, iletim hatlarında olan aktif güç kayıplarının minimizasyonu gibi konular ve yenilenebilir enerji kaynaklarının entegre edildiği elektrik şebekelerinde yapılabilecek çalışmalar bu tez kapsamının dışındadır. Özellikle yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımının son yıllarda artması ile ileriki zamanlarda dünya çapında sadece fosil yakıtlara bağlı bir şebeke kalmayacaktır. Bir diğer güç sistemleri konusu olan enerji depolama kaynaklarının gelişmesi ile şebekede yapılacak enerji transferleri ile güç talebi karşılanırken yapılacak maliyet hesaplamaları da önem kazanacaktır. İleride yapılacak olan çalışmalarda bu kapsamların göz önünde bulundurulması gerekecektir.

KAYNAKLAR

Abo-Elyousr, F. K. (2018). Load Frequency Controller with Virtual Inertia Generator for Interconnected Power Systems via Artificial Bee Colony. *2018 Twentieth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON).* Cairo.

Ankeshwarapu, S., ve Sydulu, M. (2022). Investigation on Security Constrained Optimal Power Flows using Meta-heuristic Techniques. *2022 International Conference on Intelligent Controller and Computing for Smart Power (ICICCSP)* (s. 1-6). Hyderabad, India: IEEE.

Aydın, Ö. (2017). *Girdap Arama Algoritması Kullanarak Optimal Güç Akışı Probleminin Çözümü*. (Yayın No: 472788), [Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi], https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezSorguSonucYeni.jsp

Bakirtzis, A., Biskas, P. N., Zoumas, C., ve Petridis, V. (2002, Mayıs). Optimal Power Flow by Enhanced Genetic Algorithm. *IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, 17*(2), s. 229.

Bayancık, R. (2020). *Gri Kurt Algoritması Kullanarak Geçici Hal Kararlılık Kısıtlı Çok Amaçlı Optimal Güç Akışı*. (Yayın No: 662675), [Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi], https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezSorguSonucYeni.jsp

Bhesdadiya, R., Ladumor, D., Trivedi, I., Jangir, P., Pandya, M., ve Parmar, A. (2016). Solution of Optimal Power Flow with Voltage Stability Enhancement Using Grey Wolf Optimization. *International Conference on Electrical Power and Energy Systems (ICEPES)*, (s. 232-238). Bhopal, India.

Cabadağ, R. İ. (2012). *Sezgisel Yöntemler Kullanarak Optimal Güç Akışı Problemi Çözümü*. (Yayın No: 333080), [Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Enerji Enstitüsü], https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezSorguSonucYeni.jsp

Cartenpier, J. (1962). Contribution to the economic dispatch problem. *Bulletin de la Societe Francaise des Electriciens, 3*(8), 431-447.

Coley, D. (1999). *An Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers.* Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.

Çağataykuyu, Y., Erdem, N., Vatansever, F., ve Yılmaz, G. (2018). Evrimsel Algoritma Performanslarının Güç Akışı Analizinde Karşılaştırılması. *Pamukkale Üniversity Journal of Engineering Sciences, 24*(2), 1.

Demirol, D., Öztemiz, A., ve Karcı, A. (2018). Fizik Tabanlı Meta-Sezgisel Optimizasyon Algoritmalarının Performans Karşılaştırılması. *Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)* (s. 1-5). Malatya, Turkey: IEEE.

Doğan, B., ve Ölmez , T. (2015, Şubat 1). A new metaheuristic for numerical function optimization: Vortex Search algorithm. *Information Sciences, 293*, s. 125-145.

Dorigo, M., Birattari, M., ve Stuzel, T. (2006). Ant colony optimization - Artificial ants as a computational intelligence technique. *IEEE Computational Intelligence Magazine, 1*, 28-39.

Eberhart, R., ve Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle. Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science. *IEEE.* **DOI:** 10.1109/MHS.1995.494215

Erol, O., ve Eksin, İ. (2006, Şubat). A new optimization method: Big Bang–Big Crunch. *Advances in Engineering Software, 37*(2), s. 106-111.

Hasan, Z., ve El-Hawary, M. (2014). Optimal Power Flow by Black Hole Optimization Algorithm. *2014 IEEE Electrical Power and Energy Conference* (s. 134-141). Calgary, AB, Canada: IEEE.

Hatamlou, A. (2013, Şubat 10). Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. *Information Sciences, 222*, s. 175-184.

IEA. (2023). Energy Statistics Data Browser. Erişim Tarihi: 12 Mart 2023 www.iea.org/data-and-statistics/ / adresinden alındı.

IEEE. (Kasım, 2018 12). *IEEE Recommended Practice for Conducting Load-Flow Studies and Analysis of Industrial and Commercial Power Systems.* doi:10.1109/IEEESTD.2018.8529292

İklim Değişikliği Başkanlığı. (2022). Paris Anlaşması. Erişim Tarihi: 13 Mart 2023 https://iklim.gov.tr/paris-anlasmasi-i-34 adresinden alındı

Joshi, S., ve Ghanchi, V. (2013). Solution of Optimal Power Flow Subject to Security constraints by an Ant Colony. *Third International Conference on Computational Intelligence and Information Technology* (s. 590-597). Mumbai: IET.

Karaman, E. (2018). *Güç Sistemlerinde Optimal Güç Akışı Analizi ve Simülasyonu*. (Yayın No: 493682), [Yüksek Lisans Tezi. Gazi Üniversitesi]. https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezSorguSonucYeni.jsp

Ladumor, D. P., Bhesdadiya, R. H., Trivedi, I. N., ve Jangir, P. (2017). Optimal Power Flow with Shunt Flexible AC Transmission System (FACTS) Device Using Grey Wolf Optimizer. *2017 Third International Conference on Advances in Electrical, Electronics, Information, Communication and Bio-Informatics (AEEICB).* Chennai.

Lijing , Z., ve YuLing, G. (2012). Optimal Power Flow Using Particle Swarm Intelligence Algorithm and Non-Stationary Multi-Stage Assignment Penalty Function. *2012 Fourth International Conference on Computational and Information Sciences* (s. 1357-1359). Chongqing, China: IEEE.

Mohan, T. M., ve Nireekshana, T. (2019). A Genetic Algorithm for Solving Optimal Power Flow Problem. *Third International Conference on Electronics Communication and Aerospace Technology [ICECA 2019]* (s. 1438-1440). Coimbatore, India: IEEE.

Nayak, M., Krishnanand, K., ve Rout, P. (2011). Modified differential evolution optimization algorithm for multi-constraint optimal power flow. *2011*

International Conference on Energy, Automation and Signal (s. 1-7). Bhubaneswar, India: IEEE.

Our World in Data. (2023). Electricity Production by Source. Erişim Tarihi: 12 Mart 2023 https://ourworldindata.org/ adresinden alındı

Patil, M., Vyas, D., Lehru, K., Jain, R., ve Mahajan, V. (2019). IEEE 5th International Conference for Convergence in Technology (I2CT). *Optimal Power Flow Problem Using Particle.*

Peschon, J., Bree, D., ve Hajdu, L. (1972, Haziran). Optimal Power-Flow Solutions for Power System Planning. *Proceedings of the IEEE*.

Saadat, H. (1999). *Power System Analysis.* New York: McGraw-Hill.

Salem, R. H., Abdelaziz, A. Y., ve Ezzat, M. (2018). Grey-wolf Optimization Scenario for Security Constrained Optimal Power Flow Problem. *Twentieth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON)* (s. 463-468). Cairo, Egypt: IEEE.

Storn, R., ve Price, K. (1997). Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization. *Journal of Global Optimization, 11*, s. 341–359.

Stott, B., ve Hobson, E. (1978, Eylül). Power System Security Control Calculations Using Linear Programming, Part I. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems , PAS-97*(5), s. 1713 - 1720.

Sumpavakup, C., Srikun, I., ve Chusanapiputt, S. (2010). A solution to the Optimal Power Flow using Artificial Bee Colony algorithm. *2010 International Conference on Power System Technology* (s. 1-5). Zhejiang, China: IEEE.

Suresh, V., ve Janik, P. (2019). Optimal Power Flow in Microgrids using Genetic Algorithm. *2019 2nd International Conference on Power and Embedded Drive Control (ICPEDC).* Chennai, India.

Şenel, S. (2006). *Genetik Algoritmalar ile Enerji İletim Kayıpları ve Saatlik Yakıt Giderleri Optimizasyonu.* (Yayın No: 172189), [Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi]. https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezSorguSonucYeni.jsp

Torres, G., ve Quintana, V. (1998, Kasım). An interior-point method for nonlinear optimal power flow using voltage rectangular coordinates. *IEEE Transactions on Power Systems, 13*(4), s. 1211 - 1218.

Türkay, B. E., ve Cabadağ, R. İ. (2013). Optimal Power Flow Solution Using Particle Swarm Optimization. *EuroCon*, (s. 2). Zagreb.

Wollenberg, B. F., ve Wood, A. J. (1996). *Power Generation, Operation and Control, Second Edition.* New York: John Wiley&Sons.

Worldometer. (2023). World Population by Year. Erişim Tarihi: 26 Şubat 2023 https://www.worldometers.info/world-population/world-population-by-year/ adresinden alındı

Zhang, C., Chen, H., Lei, J., Liang, Z., ve Zhong, Y. (2016). Solution of Interval Reactive Power Optimization Using Genetic Algorithm. *IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Conference*, (s. 1096-1100). Xi'an China.

Zimmerman, R. D., Murillo-Sánchez, C. E., ve Thomas, R. J. (2011). MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power System Research and Education. *Power Systems, IEEE Transactions, 26*(1), 12-19.

ÖZGEÇMİŞ

İbrahim Onur AYDOĞAN

Eğitim

Derece	Yıl	Üniversite, Enstitü, Anabilim Dalı
Yüksek Lisans	2024	Maltepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Lisans	2017	İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Fakültesi Elektrik Mühendisliği Anabilim Dalı

İş/İstihdam (Varsa)

Yıl	Görev
2021-	Kıdemli Proje Tasarım Mühendisi, Kontrolmatik Teknoloji ve Mühendislik AŞ.
2021- 2024	Tasarım Merkezi Yöneticisi, Kontrolmatik Teknoloji ve Mühendislik AŞ.
2019-2021	Proje Tasarım Mühendisi, Kontrolmatik Teknoloji ve Mühendislik AŞ.
2017-2019	Tasarım Mühendisi, Bereket Enerji Üretim AŞ.

Mesleki Birlik/Dernek Üyelikleri (Varsa)

Yıl	Kurum
2017-	Üye: Elektrik Mühendisleri Odası
2022-	Üye: CIGRE

Alınan Burs ve Ödüller (Varsa)

Yıl	Burs/Ödül
2021-2023	Maltepe Üniversitesi Eğitim Bursu
2012-2013	Birkökler Vakfı Eğitim Bursu