

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ ENERJİ ENSTİTÜSÜ

**SEZGİSEL YÖNTEMLER KULLANARAK OPTİMAL GÜÇ AKIŞI
PROBLEMİ ÇÖZÜMÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Rengin İdil CABADAĞ

Enerji Bilim ve Teknoloji Anabilim Dalı

Enerji Bilim ve Teknoloji Programı

KASIM 2012

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ ENERJİ ENSTİTÜSÜ

**SEZGİSEL YÖNTEMLER KULLANARAK OPTİMAL GÜÇ AKIŞI
PROBLEMİ ÇÖZÜMÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Rengin İdil CABADAĞ
(301091109)**

Enerji Bilim ve Teknoloji Anabilim Dalı

Enerji Bilim ve Teknoloji Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Belgin Emre TÜRKAY

KASIM 2012

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 301091109 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Rengin İdil CABADAĞ**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “**SEZGİSEL YÖNTEMLER KULLANARAK OPTİMAL GÜÇ AKIŞI PROBLEMİ ÇÖZÜMÜ**” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Belgin Emre TÜRKAY**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Doç. Dr. Şima Etaner UYAR**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Yard. Doç. Dr. Burak BARUTÇU
İstanbul Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi : **4 Mayıs 2012**
Savunma Tarihi : **1 Kasım 2012**

Aileme,

ÖNSÖZ

Çalışmalarım boyunca hoşgörüsünü ve desteğini her zaman yanımda hissettiğim aileme ve bu tezin oluşmasında bana yol gösteren ve değerli bilgilerinden yararlandığım tez danışmanım Prof. Dr. Belgin Emre TÜRKAY'a çok teşekkür ederim.

Ayrıca, tez çalışmam süresince paylaşımları ve manevi destekleri için arkadaşlarım Duygu BÜYÜKYILDIZ, Merve YILDIRIM, A. Gökçen KAVAZ, İnci AKTAŞ, Erhan CERAN ve Enver KAYAASLAN'a içten ve sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Kasım 2012

Rengin İdil CABADAĞ
(Elektrik Mühendisi)

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİL LİSTESİ.....	xv
ÖZET.....	xvii
SUMMARY	xix
1. GİRİŞ	1
2. GÜÇ AKIŞI	5
2.1 Genel Giriş	5
2.2 Yük (Güç Akışı).....	5
2.2.1 Doğrudan yöntemler.....	7
2.2.2 İteratif yöntemler.....	7
3. OPTİMAL GÜÇ AKIŞI	9
3.1 Optimal Güç Akışı Probleminin Çözümü.....	9
3.2 Optimal Güç Akışı Probleminin Matematiksel İfadesi.....	9
3.2.1 Aktif güç optimizasyonu (Saatlik yakıt giderleri minimizasyonu).....	10
3.2.2 Reaktif güç planlaması (Aktif güç kayıplarının minimizasyonu).....	12
3.3 Optimal Güç Akışı Problemi Çözüm Yöntemleri.....	14
3.4 Hat Kayıpları İhmal Edilmiş Durumda Ekonomik Yük Dağıtımı	14
3.5 Valf Nokta Etkisi (Valve Point Effect)	16
3.6 Heuristik (Sezgisel) Yöntemler.....	17
3.6.1 Evrimsel hesaplamalar	18
3.6.2 Genetik algoritma.....	18
3.6.2.1 Temsil (Gösterim) mekanizması.....	19
3.6.2.2 Başlangıç popülasyonunun oluşturulması.....	20
3.6.2.3 Uygunluk değerinin belirlenmesi.....	20
3.6.2.4 Genetik operatörler.....	20
3.6.2.5 Tekrar üreme operatörü.....	21
3.6.2.6 Çaprazlama operatörü	21
3.6.2.7 Mutasyon operatörü	21
3.6.2.8 Kontrol parametreleri	22
3.6.2.9 Genetik algoritmanın OGA problemine uygulanması	23
3.6.3 Parçacık sürü optimizasyonu (PSO).....	25
3.6.3.1 PSO algoritması formülasyonu	26
3.6.3.2 PSO algoritmasının OGA problemine uygulanması.....	29
3.6.4 Yapay arı kolonisi algoritması	31
4. ÖRNEK ÇALIŞMA	33
4.1 14 Baralı IEEE Örnek Test Sistemi	33
4.2 30 Baralı IEEE Örnek Test Sistemi	35
4.3 57 Baralı IEEE Örnek Test Sistemi	37

5. ALGORİTMALARIN TEST SİSTEMLERİNE UYGULANMASI	43
5.1 Algoritmalarda Kullanılan Parametreler	43
5.2 Simülasyon Sonuçları.....	44
6. SONUÇLAR ve ÖNERİLER	57
6.1 Simülasyon Sonuçlarından Bulunan Amaç Fonksiyonu Değerlerinin Yorumlanması	58
6.2 Simülasyon Çalışmalarından Bulunan İletim Kayıplarının Değerlendirilmesi	58
6.3 Simülasyon Sonuçlarının Yakınsama Sürelerinin Değerlendirilmesi	59
KAYNAKLAR.....	61
ÖZGEÇMİŞ.....	65

KISALTMALAR

OGA	: Optimal Güç Akışı
YA	: Yük/Güç Akışı
GA	: Genetik Algoritma
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)
YAK	: Yapay Arı Kolonisi
OPF	: Optimal Power Flow
PF	: Power Flow
GA	: Genetic Algorithm
HGA	: Hibrit Genetik Algoritma
ABC	: Artificial Bee Colony
HEP	: Hızlı Yakınsayan Evrimsel Programlama
EP	: Evrimsel Programlama
GHAA	: Gradient Tabanlı Harmoni Araştırma Algoritması
DGTA	: Değiştirilmiş Gradient Tabanlı Algoritma
h	: Saat
s	: Saniye
KKO	: Karınca Kolonisi Optimizasyonu
KK	: Karınca Kolonisi
ES	: Elitist Strategy
KS	: Karınca Sistemi
LP	: Lineer Programlama
İNA	: İç Nokta Algoritması
Y_{BARA}	: Bara Admitans Matrisi
Z_{BARA}	: Bara Empedans Matrisi
I	: Bara akım vektörü
V	: Bara gerilim vektörü
Y_{ii}	: i. baranın admitans matrisi (köşegen elemanı)
Y_{ij}	: i ve j baraları arasındaki dal admitans matrisi (köşegen olmayan eleman)
S	: Görünen Güç
F_{Cost}	: Toplam üretim maliyeti
P_{Gi}	: i. Generatörün ürettiği aktif güç
P_{Di}	: i. Yükün tükettiği aktif güç
P_{loss}	: Toplam aktif güç kayıpları
P_{yük}	: Sistemden çekilen toplam aktif güç
P_{Li}	: i. İletim hattından geçen güç
Q_{Gi}	: i. Generatörün ürettiği reaktif güç
Q_{Di}	: i. Yükün tükettiği reaktif güç
T_{Ti}	: i. Transformatörün kademe ayarı
V_{Gi}	: i. Generatör barasındaki gerilim büyüklüğü
V_{Li}	: i. Yük barasındaki gerilim büyüklüğü
a_i, b_i, c_i	: i. Generatörün maliyet katsayıları

e_i, f_i	: i. Generatörün valf nokta etkisi katsayıları
N	: Sisteme bağlı generatör ünitesi sayısı
N_G	: PV baralarının sayısı
N_L	: Dal sayısı
N_D	: PQ baralarının sayısı
N_T	: Transformatör kademe sayısı
N_C	: Toplam reaktif güç kaynağı sayısı
V_i	: i. baranın gerilim genliği
g_{ij}	: i-j hattı iletkenliği
δ_i	: i. bara gerilim faz açısı
θ_{ij}	: i-j bara admitans elementi faz açısı
F_i	: Her bir ünitenin maliyet fonksiyonu
F_T	: Toplam yük talebini karşılamak için gerekli olan maliyet
X_i^k	: i. bireyin k. iterasyondaki konumu
$X_i^{(k+1)}$	: i. bireyin (k+1). iterasyondaki konumu
V_i^k	: i. bireyin k. iterasyondaki hızı
ω	: Ağırlık parametresi
c_1	: Bilişsel (cognitive) faktörler
c_2	: Sosyal faktörler
$Pbest_i^k$	: k iterasyonu boyunca i. bireyin en iyi konumu
$Gbest_i^k$	: k iterasyonu boyunca grubun en iyi konumu
$rand_1$	: 0-1 arasında seçilen rastgele bir numara.
$rand_2$	: 0-1 arasında seçilen rastgele bir numara

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1	:Bara çeşitleri ve özellikleri.....	6
Çizelge 4.1	:IEEE 14 baralı test sistemi bara bilgileri.....	33
Çizelge 4.2	:IEEE 14 baralı test sistemi generatör bilgileri.....	34
Çizelge 4.3	:IEEE 14 baralı test sistemi hat bilgileri.....	34
Çizelge 4.4	:IEEE 30 baralı test sistemi bara bilgileri.....	35
Çizelge 4.5	:IEEE 30 baralı test sistemi generatör bilgileri.....	36
Çizelge 4.6	:IEEE 30 baralı test sistemi hat bilgileri.....	36
Çizelge 4.7	:IEEE 57 baralı test sistemi bara bilgileri.....	38
Çizelge 4.8	:IEEE 57 baralı test sistemi generatör bilgileri.....	40
Çizelge 4.9	:IEEE 57 baralı test sistemi hat bilgileri.....	40
Çizelge 5.1	:IEEE 14, 30 ve 57 baralı test sistemlerini GA ile çözmek için gerekli olan parametreler	42
Çizelge 5.2	: IEEE 14, 30 ve 57 baralı test sistemlerini PSO ile çözmek için gerekli olan parametreler	42
Çizelge 5.3	: IEEE 14, 30 ve 57 baralı test sistemlerini YAK ile çözmek için gerekli olan parametreler	42
Çizelge 5.4	:Generatör maliyet katsayıları, aktif ve reaktif güç limitleri.	43
Çizelge 5.5	:IEEE 14 baralı test sisteminde GA, PSO ve YAK ile OGA yapıldığında bulunan minimum sonuçların karşılaştırmalı çizelgesi (deneme sayısı=20)	45
Çizelge 5.6	:IEEE 14 baralı test sisteminde OGA'nın GA, PSO ve YAK ile çözülmesi sonucunda elde edilen minimum, maksimum ve ortalama değerler (deneme sayısı=20)	45
Çizelge 5.7	:IEEE 30 baralı test sisteminde GA, PSO ve YAK ile OGA yapıldığında bulunan minimum sonuçların karşılaştırmalı çizelgesi (deneme sayısı=20).....	50
Çizelge 5.8	:IEEE 30 baralı test sisteminde OGA'nın GA, PSO ve YAK ile çözülmesi sonucunda elde edilen minimum, maksimum ve ortalama değerler (deneme sayısı=20)	50
Çizelge 5.9	:IEEE 57 baralı test sisteminde GA, PSO ve YAK ile OGA yapıldığında bulunan minimum sonuçların karşılaştırmalı çizelgesi (deneme sayısı=20).....	53
Çizelge 5.14	:IEEE 57 baralı test sisteminde OGA'nın GA, PSO ve YAK ile çözülmesi sonucunda elde edilen minimum, maksimum ve ortalama değerler (deneme sayısı=20)	53
Çizelge 6.1	:IEEE 14, 30 ve 57 baralı standart test sistemi OGA probleminin GA, PSO ve YAK yöntemleriyle çözülmesi sonucunda elde edilen generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti, sistem iletim kayıpları ve yakınsama süresi	57

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 3.1: N üniteli sistem modeli.	14
Şekil 3.2: Valf nokta etkili üretim birimi giriş-çıkış yük karakteristiği.	17
Şekil 3.3: GA akış şeması.	22
Şekil 3.4: GA uygulanarak üretilen yeni jenerasyon.	24
Şekil 3.5: GA'nın OGA problemine uygulanması.	25
Şekil 3.6: PSO araştırma uzayı.	27
Şekil 3.7: PSO akış diyagramı.	28
Şekil 3.8: PSO'nun OGA problemine uygulanması.	30
Şekil 3.9: Arı kolonisi-OGA diyagramı.	32
Şekil 4.1: IEEE 14 baralı örnek test sistemi.	33
Şekil 4.2: IEEE 30 baralı örnek test sistemi.	35
Şekil 4.3: IEEE 57 baralı örnek test sistemi.	38
Şekil 5.1: IEEE 14 baralı test sistemi simülasyon sonucu (GA)	43
Şekil 5.2: IEEE 14 baralı test sistemi simülasyon sonucu (PSO).	44
Şekil 5.3: IEEE 14 baralı test sistemi simülasyon sonucu (YAK)	44
Şekil 5.4: IEEE 30 baralı test sistemi simülasyon sonucu (GA)	47
Şekil 5.5: IEEE 30 baralı test sistemi simülasyon sonucu (PSO).	47
Şekil 5.6: IEEE 30 baralı test sistemi simülasyon sonucu (YAK)	48
Şekil 5.7: IEEE 57 baralı test sistemi simülasyon sonucu (GA)	51
Şekil 5.8: IEEE 57 baralı test sistemi simülasyon sonucu (PSO),100 parçacık 51	51
Şekil 5.9: IEEE 57 baralı test sistemi simülasyon sonucu (PSO),500 parçacık 52	52
Şekil 5.10: IEEE 57 baralı test sistemi simülasyon sonucu (YAK)	52

SEZGİSEL YÖNTEMLER KULLANARAK OPTİMAL GÜÇ AKIŞI PROBLEMİ ÇÖZÜMÜ

ÖZET

Gelişen teknoloji ile birlikte günümüzün enerjisi olan elektrik enerjisine olan talep her geçen gün artmaktadır. Bununla birlikte elektrik enerjisi üretimi için kullanılan petrol ve doğalgaz gibi fosil enerji kaynakları artan taleple doğru orantılı olarak harekete geçirilememektedir. Fosil enerji kaynaklarının hızla tüketilmesi, bu yakıtların fiyatlarında ciddi oranda artışa neden olmaktadır. Türkiye’deki elektrik enerjisi tüketimindeki artış son 10 yıldaki tüketimin yaklaşık iki katına çıkmıştır. Önümüzdeki on yılda ise bu tüketimin katlanarak yükselmesi beklenmektedir. Global ekonomik krizin etkilerinin hissedilmeye başlandığı 2008 yılından itibaren petrol ve dolayısıyla doğalgaza önemli ölçüde zamlar yapılmış ve bu durum özellikle bu kaynaklar bakımından dışa bağımlı olan ülkelerin enerji konusunda dar boğazlara düşmesine neden olmuştur. Bunun önüne geçebilmek için mevcut güç sistemlerinin en verimli şekilde kullanılması ve gelecekte kurulması öngörülen sistemlerin planlamasının daha doğru yapılması önem kazanmıştır.

OGA mevcut enerji sistemlerinin belirlenen amaç çerçevesinde iyileştirilmesine yönelik daha verimli çalışma koşullarına ulaşabilmek için kullanılan en etkin araçlardan biridir. Ayrıca OGA gelecekte kurulacak olan enerji sistemlerinin doğru planlaması için önemli bir rol oynar.

OGA’da en iyi sonucu bulmak için bir dizi karmaşık matematiksel işlem yapılır. OGA problemi sınırlı ve doğrusal olmayan bir optimizasyon problemi olarak formüle edilir. OGA’da amaç, belirli işletme ve üretim limitlerini sağlayacak şekilde amaç fonksiyonunu optimize etmektir.

Geleneksel yöntemlerden farklı olarak son zamanlarda OGA problemi çözümünde kullanılan Sezgisel Yöntemler karmaşık OGA problemlerini hassas bir doğrulukta çözümleyebilmektedirler. Bu çalışmada, elektrik enerji santrallerinde toplam talebi ve hat kayıplarını karşılayacak şekilde generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti minimizasyonu yapılmıştır.

MATLAB ve MATPOWER’da geliştirilen Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Yapay Arı Kolonisi (YAK) gibi sezgisel yöntemler kullanılarak IEEE’nin 14,30 ve 57 baralı örnek test sistemlerinde OGA’nın çözümü gerçekleştirilmiştir. Generatör ünitelerinin toplam yakıt maliyeti ve seçilen yöntemin iletim kayıplarına etkisi Valf Nokta (Valve Point) etkisi de dikkate alınarak hesaplanmıştır. PSO kullanılarak yapılan OGA sonucunda diğer yöntemlere nispeten az bir farkla daha minimum maliyetler bulunurken, PSO yönteminin OGA problemini diğer yöntemlerden çok daha kısa sürede çözmesi PSO yöntemini daha cazip hale getirmiştir. Ayrıca, YAK yönteminin GA ve PSO’ya göre biraz daha maliyetli sonuçlara ulaştığı gözlenmiştir. Test sistemlerinden elde edilen OGA problemi sonuçları, literatürde yapılan benzer çalışmaların optimal sonuçlarıyla karşılaştırılmış ve literatürde kullanılan GA, PSO ve YAK yöntemlerinin bu çalışma için kullanılan benzer yöntemlerden generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt

maliyeti bakımından genel olarak daha fazla maliyetli sonuçlar bulunduđu tespit edilmiştir.

SOLUTION OF OPTIMAL POWER FLOW PROBLEM USING HEURISTIC METHODS

SUMMARY

With the developing technology, the demand for electrical energy, which is energy of today, is increasing with each passing day. However, fossil energy sources such as oil and natural gas used for electricity generation in direct cannot be taken action to satisfy this demand because of rapid depletion of these sources. Increasing demand of energy and shortage of fossil sources lead to high fuel prices. The consumption of electrical energy almost doubled in the last 10 years in Turkey. This consumption is expected to increase exponentially in the next decade. Since 2008 when the effects of the global economic crisis started to be felt, significant price increases significant price increases on the oil and natural gas. Many countries dependent on foreign countries because of fossil sources have started to suffer from shortage of energy. In order to prevent this, the most efficient use of the existing power system and accurate planning of the future systems have become more important than before.

Optimal Power Flow (OPF), within the framework of established objectives for the improvement of existing energy systems is one of the most effective tools to achieve more efficient working conditions. Moreover, OPF also plays important role for planning of new power systems in future.

OPF problem tries to minimize the determined objective function by meeting the limit conditions in cases of equality and inequality. While the equality conditions in the model are the conventional power flow equations, the inequality conditions are the limits on the control and operation variables of the system. Mathematically, OPF is formulated, as a constrained and nonlinear optimization problem. The objective function of the OPF problem can be to minimize the total hourly fuel cost of generator units or to minimize transmission line losses. For the present study, the objective function is the minimization of total hourly fuel cost.

Input-output load characteristics of generator units exhibit a nonlinear, convex structure. With the consideration of the effect of the Valve-Point Effect, fuel-cost characteristics that are non-convex and the accuracy of which is closer to the actual values of the cost curves are obtained. In this study, objective function of OPF is arranged considering the effect of the Valve-Point Effect.

OPF was initially developed by Carpentier in 1962. The conventional methods used in the literature for solving the OPF problem are i) lambda iteration method, ii) gradient method, iii) Newton method, iv) linear programming and v) interior point algorithm. Apart from conventional methods, Heuristic Methods recently used in the solution of the OPF problem, can solve complex OPF problems with a sensitive accuracy. Artificial Bee Colony (ABC), Genetic Algorithm (GA), Evolutionary Programming (EP) and Particle Swarm Optimization (PSO) can be listed among the examples of the heuristic methods used for solution.

In this study, GA, PSO and ABC are used for solution of OPF problem. Although they are all heuristic methods, they have fundamental differences in finding optimal solution.

Genetic Algorithms (GA), which is inspired from Darwin's evolution theorem, is an increasingly popular method of optimization being applied to many fields of electrical power systems. In general, GA use a coding of variables in binary coded form and they work with discrete search space. In spite of established objective function is a continuous function, GA alters the search space as a discrete set of points). In order to find the optimum solution with desired accuracy, strings of sufficient length need to be selected. GA have also been developed to use directly with continuous variables instead of discrete one). In this situation, GA binary strings are not being used. Instead, the variables are used in their natural form. First step of this process is generation of a population including sets of points. Then optimal solution is searched using some genetic operators which are selection, mutation, crossover, reproduction, etc. Reproduction operator can be used to choose tough string to transfer good genes for the next generation in the population. In order to create new strings, the crossover and mutation operators are used to find optimum points of optimization problem.

Particle Swarm Optimization (PSO) is a heuristic method, inspired by the behaviors of bird and fish swarms and developed by J. Kennedy and R.C. Eberhart in 1995, designed for the solution of population-based and nonlinear problems. Each individual solution is referred to as a particle in the search space. When a particle moves, it sends its own coordinates to a function and thus the conformity value of the particle is measured. A particle has to remember its coordinates, velocity (the velocity with which it moves in all dimensions in the solution space), the best conformity value it obtained till now and the coordinates where it obtained this value. The variation of the velocity and position in all dimensions in the solution space will be the combination of the best coordinates of its neighbors and its own individual best coordinates.

Artificial Bee Colony (ABC) algorithm is one of the latest Swarm Intelligence techniques developed by Derviş Karaboğa for solving various optimization problems including OPF problems. It originated from the food foraging behavior of honey bees colony in the real world, and has been considered to be as efficient as other swarm intelligence approaches.

In the present study, minimization of hourly total fuel costs of generator groups in power plants was carried out in a way that meets total load demand, line losses and convergence times. GA, PSO algorithm developed by using MATLAB and also ABC found by Dervis Karaboga are used on IEEE 14, 30 and 57 standart test systems to solve OPF problem considerin Valve-Point Effects. As a result of OPF, the optimum solutions of the total hourly fuel costs of generator groups were found and compared with the values found in the similar studies in the literature. The PSO method developed particularly for this study exhibited a better performance than the OPF solution methods with PSO in the similar studies of the literature. The other methods used in the literature to solve the OPF problem provided more costly objective function values than the PSO method developed for this study. In general, the transmission loss values found in consequence of OPF solution with the PSO method developed for this study, are lower than the transmission losses found in the literature, with the exception of 57-bus system. With the PSO developed for this

study, the OPF objective function exhibited a relatively faster convergence than the methods used in the similar studies in the literature. This is particularly seen in the study made with the use of IEEE 30-bus standard test system. No comparison could be made for other systems, since no suitable sources could be found in the literature.

To sum up, the fact that the use of PSO heuristic method in OPF of IEEE 14, 30 and 57-bus standard test systems provided smaller objective function values, enabled power generation with lesser loss, and with a shorter convergence time makes PSO more advantageous than the other methods for solving OPF problems

1. GİRİŞ

OGA, elektrik güç sistemlerinin iyileştirilmesi ve bu sistemlerin daha verimli çalışma koşullarına ulaşabilmesi için önemli olduğu kadar, aynı zamanda gelecekte kurulacak olan sistemlerinin doğru planlanması için de önemlidir. Ayrıca OGA, tüketiciler için enerji sistemlerinin daha güvenli ve ekonomik çalışma koşullarının önceden belirlenmesine yardımcı olur [1].

İlk olarak 1962 yılında Carpentier tarafından geliştirilen OGA probleminin birçok hedefi vardır. Bunlardan en önemlisi; tüm sistemin zorlanmadan belirlenen çalışma koşullarını sağlamanın yanında, belirlenen amaç fonksiyonunu minimize etmektir. [2-3].

Literatürde OGA problemini çözmek için birçok geleneksel yaklaşım yöntemi kullanılmıştır. Bunlar; i) lambda iterasyon yöntemi, ii) gradient yöntem, iii) Newton yöntemi, iv) lineer programlama ve v) iç nokta algoritmasıdır [4-5]. Son yıllarda çözüm için heuristik (sezgisel) yöntemlerin ağırlıklı olarak kullanılmaya başlandığı görülmektedir.

Çözüm için kullanılan sezgisel yöntemlere örnek olarak; Yapay Arı Kolonisi (YAK) [6], GA, Evrimsel Programlama (EP), PSO [7-9], v.s verebiliriz. GA'ya dayalı çözümler çok yönlü araştırma uzayında en uygun çözümü bulmaya çalışır. Son yıllarda yapılan çalışmalarda yeni bir sezgisel yaklaşım olan PSO yöntemi ile yapılan çalışmaların sayısının arttığı görülmektedir. Eberhart ve Kennedy sürü halinde yaşayan bir takım organizmayı inceleyerek PSO yöntemini önermişlerdir [10]. Bu yöntem balık ve/veya kuş sürüleri gibi topluluk halinde hareket eden organizmaların sosyal davranışlarını prensip kabul ederek yapılan hesaplamalardan oluşmaktadır [11]. Yine son zamanlarda, Derviş Karaboğa tarafından 2005 yılında tanıtılan YAK, bal arılarının yiyecek toplamadaki davranışlarından ilham alınarak geliştirilen sürü temeline dayanan sezgisel bir yaklaşımdır [12].

OGA problemi, belirlenen amaç fonksiyonunu eşitlik ve eşitsizlik durumundaki sınır koşullarını sağlayarak minimum yapmaya çalışır [13]. OGA problemi amaç

fonksiyonu genel olarak generatör ünitelerinin toplam saatlik yakıt maliyetini minimize etmek veya iletim hattı kayıplarını minimum yapmak olabilir [14-15].

Kaynak [16]'da Chakrabarti ve Choudhuri OGA problemini çözmek için Hızlı Yakınsayan Evrimsel Programlama'yı (HEP) geliştirdiler. OGA sonucunda buldukları minimum maliyet değerlerini Lambda İterasyon yöntemi sonucunda bulduklarıyla karşılaştırdılar ve sonuçta HEP algoritmasının daha minimum maliyet değerleri bulunduğunu gösterdiler. Kaynak [17]'de Malik, Asar, Wyne ve Akhtar OGA'yı yapabilmek için GA'yı, aktif güç akışı ile birleştirip Newton'un 2. kuralını baz alarak hibrit bir algoritma buldular. Bulunan Hibrit Genetik Algoritma'nın (HGA) standart GA'dan daha iyi sonuç verdiğini gözlemlediler. OGA problemi çözümü için Serdar Özyön ve Celal Yaşar [17]'deki maliyet katsayılarıyla generatör aktif ve reaktif güç çıkışlarını aynen kullanarak HGA yaklaşımını Gradient tabanlı Harmoni Araştırma Algoritması ile (GHAA) geliştirdiler. Kendi geliştirdikleri GHAA ve PSO yöntemi sonunda aldıkları maliyet değerlerini HGA'dan alınan sonuçlarla karşılaştırdılar ve GHAA'nın daha minimum maliyette sonuçlar bulunduğunu [18]'de gösterdiler.

Bu çalışmada IEEE'nin 14, 30 ve 57 baralı standart test sistemlerine OGA problemi sezgisel çözüm yöntemlerinden GA, PSO ve YAK sırasıyla uygulanmış ve generatör ünitelerinin toplam saatlik yakıt maliyeti minimizasyonu yapılmıştır. GA, PSO ve YAK uygulanarak yapılan OGA sonucunda her bir test sistemine ait iletim kayıpları ve yakınsama süresi değerleri karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Ayrıca kullanılan yöntemlerden elde edilen optimal sonuçlar, literatürde yapılan benzer çalışmalardaki sonuçlarla karşılaştırılmıştır. OGA için MATLAB programında GA ve PSO algortimaları oluşturulmuş ve YAK algoritması için Derviş Karaboğa'nın MATLAB'da geliştirdiği kodlar kullanılmıştır. OGA problemi 2.53 GHz Intel (R) Core (TM) i5 CPU PC bilgisayar üzerinde çözülmüştür.

Tüm bunlar sonucunda PSO yönteminin OGA problemi çözümünde genel olarak toplam saatlik yakıt maliyetlerini daha az bulduğu ve çözüm süresinin diğer yöntemlere göre daha kısa olduğu tespit edilmiştir. Aynı zamanda bu çalışma için geliştirilen GA, PSO ve GA yöntemlerinin, generatör ünitelerinin toplam saatlik yakıt maliyeti minimizasyonunu amaç fonksiyonu olarak kabul eden OGA problemi çözümünde, literatürde benzer kaynaklardaki sonuçlarla yakın değerlerde olması algoritmaların doğru çalıştığını ve güç sistemlerine uygulanabilir olduğunu ayrıca

tezde geliştirilen PSO yönteminin literatürdeki optimal sonuçlardan daha iyi değerler vermesi bu yöntemin OGA çözümünde daha kullanılabilir olduğunu göstermiştir.

2. GÜÇ AKIŞI

2.1 Genel Giriş

Günümüzde nitelikleri ve boyutları giderek büyüyen şebekelerin planlanması ve işletilmesi sırasında ortaya çıkan sorunlar da giderek karmaşık bir yapıya sahip olmakta ve bu nedenle sezgisel algoritmalar kullanılarak planlamalar yapılmaya başlanmıştır.

Güç akışı hesaplamalarında her bir baranın gerilim genliği ve açısı ile birlikte her hattaki aktif ve reaktif güç akışları elde edilir. OGA problemi için güç akışı eşitlik koşullarının elde edilmesi ve durum değişkenlerinin bulunması için yük/güç akışı (YA) yapılmalıdır. Bu çalışma için YA işlemi MATPOWER'daki hazır kodlar aracılığıyla ve Newton Raphson Yöntemi kullanılarak yapılmıştır.

2.2 Yük (Güç Akışı)

Güç akışı n baralı bir şebeke için aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1n} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Y_{n1} & Y_{n2} & \dots & Y_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \\ \vdots \\ \dot{V}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{I}_1 \\ \dot{I}_2 \\ \vdots \\ \dot{I}_n \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Bara gerilimi ve gücüne bağlı olarak i. bara akımı aşağıdaki gibi formüle edilir:

$$\dot{I}_i = \frac{\hat{S}_{Gi}}{\hat{V}_i} = \frac{\hat{S}_{Gi} - \hat{S}_{Di}}{\hat{V}_i} = \frac{(P_{Gi} - P_{Di}) - j(Q_{Gi} - Q_{Di})}{\hat{V}_i} \quad (2.2)$$

(2.2) denkleminde akım, admitans ve gerilim cinsinden ifade edilirse:

$$\frac{(P_{Gi} - P_{Di}) - j(Q_{Gi} - Q_{Di})}{\hat{V}_i} = Y_{i1}\dot{V}_1 + Y_{i2}\dot{V}_2 + \dots + Y_{in}\dot{V}_n, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.3)$$

i barasındaki aktif ve reaktif güçler denklem (2.4) ve (2.5)'deki gibi gösterilir:

$$P_i = P_{Gi} - P_{Di} \quad (2.4)$$

$$Q_i = Q_{Gi} - Q_{Di} \quad (2.5)$$

Eşitlik (2.4) ve (2.5) eşitlik (2.3)'de yerleştirilirse (2.6) ifadesi elde edilir:

$$\frac{(P_i - jQ_i)}{\hat{V}_i} = \sum_{j=1}^n Y_{ij} \dot{V}_j, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

$$P_i - jQ_i = \dot{V}_i \sum_{j=1}^n \hat{Y}_{ij} \hat{V}_j, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.7)$$

Güç sistemlerinde baralar:

- PV (Üretim) Barası
- PQ (Yük) Barası
- Slack (Gevşek/Referans) Barası

Yük akışı hesaplaması boyunca şebeke kayıpları bilinmez. Bundan dolayı en azından bir bara tüm sistemi dengeler ve bu baranın güç değerleri verilmez. Ayrıca diğer baraların gerilim genlikleri ve faz açılarını hesaplayabilmek için gerilim genliği ve faz açısı belli olan bir referans baraya ihtiyaç duyulur. Geleneksel yük akışı eşitliklerinde sadece 1 adet referans barası vardır [19] .

Çizelge 2.1 : Bara çeşitleri ve özellikleri.

Bara	P (Aktif Güç)	Q (Reaktif Güç)	V (Gerilim Genliği)	θ (Faz Açısı)
PV	✓	-	✓	-
PQ	✓	✓	-	-
Gevşek	-	-	✓	✓

Elektrik şebekelerinde güç akışı analizlerinde kullanılan yöntemler;

- Doğrudan Yöntemler
- İteratif Yöntemler

olmak üzere ikiye ayrılır.

2.2.1 Doğrudan yöntemler

$$[V] = [Y]^{-1}x[I] = [Z]x[I] \quad (2.8)$$

Akım bilgisi verilen güç sistemlerindeki baralara ait gerilimlerin bulunması için denklem (2.8)'deki $[Y]$ admitans matrisinin tersinin alınması gerekir.

2.2.2 İteratif yöntemler

YA uygulamalarında birçok iteratif çözüm yöntemi arasından genellikle *Gauss Seidel* ve *Newton Raphson* yöntemleri kullanılır.

3. OPTİMAL GÜÇ AKIŞI

3.1 Optimal Güç Akışı Probleminin Çözümü

OGA, belirli işletme ve üretim limitlerini sağlayacak şekilde amaç fonksiyonunu minimize etmektir.

OGA'daki eşitlik koşulları geleneksel güç akışı eşitlikleri, eşitsizlik koşulları ise sistemin kontrol ve işletme değişkenlerindeki sınırlamalardır. Matematiksel olarak OGA sınırlı ve lineer olmayan bir optimizasyon problemi olarak formüle edilir [20].

Literatürde en sık karşılaşılan OGA için kullanılacak amaç fonksiyonlarından bazıları;

- Generatör ünitelerinin toplam saatlik yakıt maliyeti minimizasyonu
- İletim sistem kayıpları minimizasyonu

Amaç fonksiyonuna göre OGA problemi genel olarak iki başlık altında toplayabiliriz:

3.2 Optimal Güç Akışı Probleminin Matematiksel İfadesi

Genel olarak OGA problemi aşağıdaki şekilde ifade edilir [21]:

Amaç Fonksiyonu :

$$f(x,u)$$

Sınır Denklemleri :

$$g(x,u) = 0$$

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

Tüm eşitliklerde x durum y ise kontrol değişkenlerini ifade eder.

Durum değişkenleri (bağımlı değişkenler) aşağıdaki gibidir:

- Gevşek bara gerilimi ve faz açısı
- Generatör aktif ve reaktif güç çıkışları

- Hat parametreleri

Kontrol değişkenleri (bağımsız değişkenler) aşağıdaki gibidir:

- Aktif ve reaktif güç üretimi
- Faz kaydırma açısı
- Aktif ve reaktif yük
- İletim hattı akışları

x vektörü aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$x^T = [V_{L1} \dots V_{LN}, P_{G1}, Q_{G1} \dots Q_{GNG}, S_{L1} \dots S_{LNL}] \quad (3.1)$$

Burada;

V_L yük barası gerilimidir.

P_{G1} salınım barası aktif gücüdür.

Q_G generatör reaktif güçleridir.

S_L iletim hattı yüklemelerini ifade eder.

u vektörü aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$u^T = [V_{G1} \dots V_{GNG}, P_{G2} \dots P_{GNG}, T_1 \dots T_{NT}] \quad (3.2)$$

Burada;

V_G generatör gerilimleridir.

P_G salınım barası P_{G1} hariç generatör aktif güç çıkışlarıdır.

T transformatör kademe ayarlarını ifade eder.

3.2.1 Aktif güç optimizasyonu (Saatlik yakıt giderlerinin minimizasyonu)

Tezde, OGA problemi için minimize edilecek olan generatör ünitelerinin toplam saatlik yakıt maliyeti aşağıdaki gibi formüle edilmiştir:

$$F_{\text{maliyet}} = \sum_{i=1}^{N_G} (a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i) \$ / h \quad (3.3)$$

OGA problemini çözerken tezde üretim-tüketim dengesinin sağlanması için probleme (3.4) ve (3.5) eşitlikleri ile verilen yük akışı sınır denklemleri konulmuştur [22-23] :

$$P_{Gi} - P_{Li} - V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \quad i = 1, \dots, N \quad (3.4)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Li} - V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \quad i = 1, \dots, N \quad (3.5)$$

Eşitsizlik sınır koşullarını aşağıdaki gibi gruplara ayırabiliriz:

Elde edilen sonuçların generatör ünitelerinin değerlerini sağlaması için (3.6) ve (3.7) denklemleri ile verilen sınırlar:

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad i = 1 \dots N_G \quad (3.6)$$

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad i = 1 \dots N_G \quad (3.7)$$

Gerilimlerin kabul edilebilir değerlerde olması için (3.8) denklemi modele yerleştirilmiştir:

$$V_{Gi}^{min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi}^{max} \quad i = 1 \dots N_G \quad (3.8)$$

Denklem (3.6)-(3.8)'de sırasıyla $P_{Gi}^{min}, P_{Gi}^{max}$ değerleri i. generatörün minimum ve maksimum üretim kapasitesini, $Q_{Gi}^{min}, Q_{Gi}^{max}$ değerleri i. generatörün minimum ve maksimum reaktif kapasitesini, $V_{Gi}^{min}, V_{Gi}^{max}$ değerleri i. generatörün minimum ve maksimum gerilim genliğini göstermektedir.

Transformatör kademe ayarları aşağıdaki gibi sınırlandırılmıştır:

$$T_{Ti}^{min} \leq T_{Ti} \leq T_{Ti}^{max} \quad i = 1 \dots N_T \quad (3.9)$$

Denklem (3.9)'da $T_{Ti}^{min}, T_{Ti}^{max}$ değerleri minimum ve maksimum transformatör kademe ayarlarını göstermektedir. Kademe ayarlarının hangi aralıkta yapılacağı bu çalışmada kullanılan sistemler için belirlenmiştir. Böylece gerilim değerlerinin istenilen aralıklarda kalması sağlanır.

Aşırı yüklenmeyi önlemek için;

$$P_{Li} \leq P_{Li}^{max} \quad i = 1 \dots N_L \quad (3.10)$$

sınır denklemi modele yerleştirilmiştir.

$$V_{Li}^{min} \leq V_{Li} \leq V_{Li}^{max} \quad i = 1 \dots N_D \quad (3.11)$$

Yük baralarındaki gerilimlerin kabul edilebilir değerlerde olması için denklem (3.11) sınır denklemi olarak alınmıştır.

3.2.2 Reaktif güç planlaması (Aktif güç kayıplarının minimizasyonu)

Güç sistemi iletim kayıpları aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$F_{loss} = \sum_{i=1}^{N_L} g_{i,j} \{V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)\} \quad (3.12)$$

Bu yöntemde amaç (3.12) denklemini minimize etmektir.

- **Eşitlik sınır Denklemleri:** Güç akışı eşitlikleridir.

$$P_{G,i} - P_{D,j} - \sum_{j=1}^{N_B} |V_i| |V_j| |Y_{i,j}| \cos(\theta_{i,j} - \delta_i - \delta_j) = 0 \quad (3.13)$$

$$Q_{G,i} - Q_{D,j} - \sum_{j=1}^{N_B} |V_i| |V_j| |Y_{i,j}| \sin(\theta_{i,j} - \delta_i - \delta_j) = 0 \quad (3.14)$$

- **Eşitsizlik Sınır Denklemleri:** Çeşitli işletme limitleridir.

$$V_i^{min} \leq V_i \leq V_i^{max} \quad (3.15)$$

Denklem (3.15) bara gerilim değerlerinin hangi aralıklarda olması gerektiğini belirtir.

$$T_{Ti}^{min} \leq T_{Ti} \leq T_{Ti}^{max} \quad (3.16)$$

Denklem (3.16) hangi baralara transformatör bağlandığını ve bağlanan transformatörlerin kademe ayarlarının hangi aralıkta yapılması gerektiğini gösterir.

$$Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{max} \quad (3.17)$$

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad (3.18)$$

Denklem (3.17) ve (3.18) üretim baralarındaki aktif ve reaktif güç çıkışlarının minimum ve maksimum değerlerini ifade eder.

$P(x)$: Penaltı Fonksiyonu

$\Omega(x)$: Penaltı Terimleri

ρ :Penaltı Faktörü olmak üzere;

Penaltı fonksiyonu aşağıdaki gibi formüle edilir [11]:

$$P(x) = F_{loss} + \Omega_p + \Omega_Q + \Omega_c + \Omega_T + \Omega_V + \Omega_G \quad (3.19)$$

$$\Omega_p = \rho \sum_{i=1}^{N_B} \left\{ P_{G,i} - P_{D,i} - \sum_{j=1}^{N_B} |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \cos(\theta_{i,j} - \delta_i + \delta_j) \right\}^2 \quad (3.20)$$

$$\Omega_Q = \rho \sum_{i=1}^{N_B} \left\{ Q_{G,i} - Q_{D,i} - \sum_{j=1}^{N_B} |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \sin(\theta_{i,j} - \delta_i + \delta_j) \right\}^2 \quad (3.21)$$

$$\Omega_c = \rho \sum_{i=1}^{N_c} \{ \max(0, Q_{c,i} - Q_{c,i}^{\max}) \}^2 + \rho \sum_{i=1}^{N_c} \{ \max(0, Q_{c,i}^{\min} - Q_{c,i}) \}^2 \quad (3.22)$$

$$\Omega_T = \rho \sum_{i=1}^{N_T} \{ \max(0, T_i - T_i^{\max}) \}^2 + \rho \sum_{i=1}^{N_T} \{ \max(0, T_i^{\min} - T_i) \}^2 \quad (3.23)$$

$$\Omega_V = \rho \sum_{i=1}^{N_B} \{ \max(0, V_i - V_i^{\max}) \}^2 + \rho \sum_{i=1}^{N_B} \{ \max(0, V_i^{\min} - V_i) \}^2 \quad (3.24)$$

$$\Omega_G = \rho \sum_{i=1}^{N_G} \{ \max(0, P_{G,i} - P_{G,i}^{\max}) \}^2 + \rho \sum_{i=1}^{N_G} \{ \max(0, P_{G,i}^{\min} - P_{G,i}) \}^2 \quad (3.25)$$

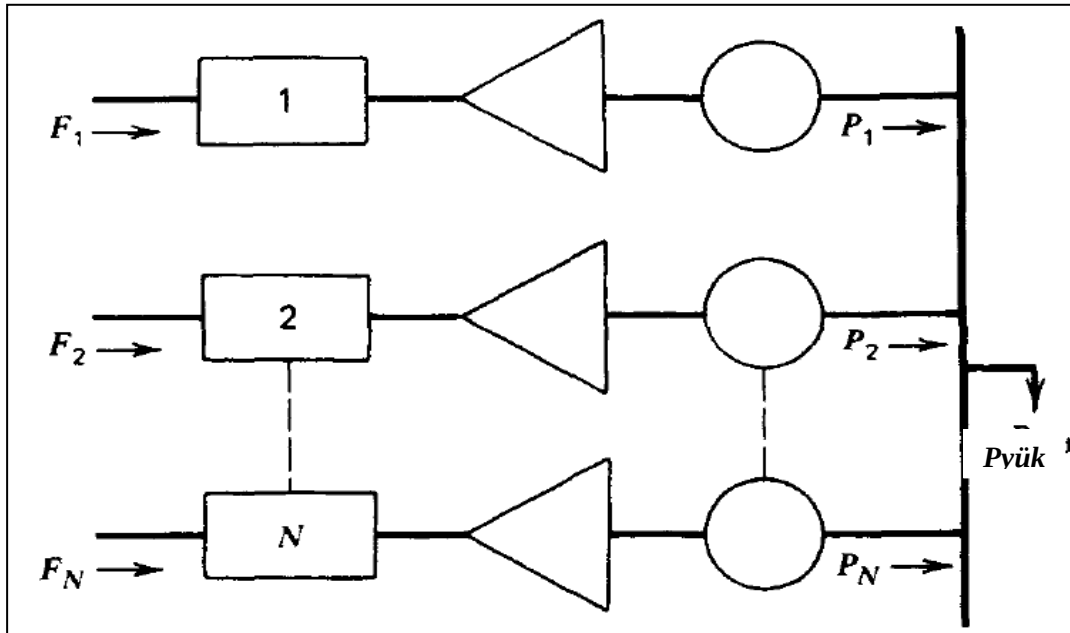
$\Omega_p, \Omega_Q, \Omega_c, \Omega_T, \Omega_V$ ve Ω_G bileşenleri sırasıyla denklem (3.15)-(3.18)'de belirtilen eşitsizlik koşullarının yani belirli bir aralıkta seçilen generatör aktif-reaktif güç çıkışları, transformatör kademe ayarları ve gerilim genlik değerlerinin içinde uygulanması gereken eşitlik koşullarını ifade eder.

3.3 Optimal Güç Akışı Problemi Çözüm Yöntemleri

OGA probleminin çözümü için geçmişte Quadratic Programlama, Gradient Yöntemi, Lineer Programlama (LP), Newton Yöntemi ve İç Nokta Algoritması gibi geleneksel teknikler kullanılmaktaydı [24]. OGA problemi lineer olmayan çok boyutlu bir problem olduğundan bu tekniklerin bulunduğu çözümler her zaman global çözüm olmayabilmektedir. Son yıllarda global optimum değeri bulabilmek için çoğunlukla Evrimsel Programlama (EP), Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Karınca Kolonisi (KK) ve Arı Kolonisi (AK) gibi sezgisel algoritmalar kullanılmaktadır [25] .

3.4 Hat Kayıpları İhmal Edilmiş Durumda Ekonomik Yük Dağıtımı

Ekonomik dağıtım problemi, sisteme N tane ünitenin bağlanmış olduğunu farz eder ve bu N tane ünite için en uygun işletme maliyetini hesaplar.



Şekil 3.1 : N üniteli sistem modeli.

F_i her bir generatör ünitesinin saatlik toplam yakıt maliyetini belirtmek üzere toplam yakıt maliyeti F_T aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$F_T = \sum_{i=1}^N F_i(P_i) \quad (3.26)$$

P_i her bir generatör ünitesinin aktif çıkış gücünü ve N de toplam generatör ünitesi sayısını göstermek üzere, iletim kayıpları ihmal edildiğinde güç dengesi aşağıdaki denklem ile sağlanır:

$$\emptyset = 0 = P_{yük} - \sum_{i=1}^N P_i \quad (3.27)$$

Ekonomik yük dağıtım probleminin çözümü için kullanılan Lambda-iterasyon yönteminde yaklaşık olarak her bir generatör ünitesinin, basit ve ikinci dereceden bir denklem olan yakıt maliyeti fonksiyonu minimize edilerek bulunur. Bu yöntem bazen global optimal çözümü bulmak için parçalı doğrusal ve tek düze artan yakıt maliyet eğrilerini kullansa da değişken sayısı arttığından tercih edilmez. Generatörlerin doğrusal ve tek düze artan maliyet eğrilerini elde edebilmek için kullanılan Lambda İterasyon yöntemi yakıt maliyet eğrisini tanımlarken kullandığı yaklaşımlar nedeniyle gerçek çözümü bulmakta zorluklar yaşayabilir.

Ekonomik dağıtım probleminin çözümünde literatürde çok karşılaşılan geleneksel yöntemlerden biri de Gradient Yöntemi'dir. Ekonomik dağılım problemi çözümünde maliyet eğrilerinin yapısı dolayısıyla Gradient Yöntem optimal çözümü bulmada oldukça yavaştır ve çok fazla sayıda olan eşitsizlik koşulları ile baş edemez.

Ekonomik yük dağıtım probleminin çözümü için kullanılan bir diğer yöntemse çok hızlı yakınsayan Newton Yöntemi'dir. Newton Yöntemi'nde Lagrange çarpanlarının da içinde bulunduğu eşitlik ve eşitsizlik koşullarını sağlayan yine Lagrange fonksiyonu ile birleştirilmiş bir amaç fonksiyonu mevcuttur. OGA probleminin optimum çözümü, durum değişkenleri ve Lagrange çarpanlarının Lagrange fonksiyonunun gradientine göre sıfıra eşitlendiği noktadır. Newton Yöntemine göre öncelikle durum değişkenlerinin ve Lagrange çarpanlarının başlangıç değerlerinin tahmin edilmesi ve sonrasında Lagrange fonksiyonunun Hesian (ikinci dereceden türevi) matrisinin hesaplanması gerekmektedir.

Çözümde Lineer Programlama Yöntemi kullanıldığında, doğrusal olmayan yakıt maliyet eğrisi doğru denklemleri haline getirilerek çözüme ulaşılır (Alsac ve ark., 1990). Yani doğrusal olmayan amaç fonksiyonu ve sınır koşulları doğrusal bir biçim alır. LP problemlerini çözmek için simpleks yöntemi kullanılır [26].

Bu yöntem Lambda İterasyon, Gradient ve Newton Yöntemine nispeten eşitsizlik durumundaki sınır kuşullarıyla daha etkin bir şekilde baş eder ve yakınsama süresi daha hızlıdır. Fakat bu yöntem, yakıt maliyet eğrisinin parçalı ve doğrusal olmayan karakteristiğini göz ardı edeceğinden global çözümü bulmakta zorlanmaktadır.

İç Nokta Algoritması Yönteminin (Wu ve ark., 1993) [27-28] simpleks yöntemle çözülen LP'ye göre daha hızlı yakınsadığı ve daha iyi bir performans sergilediği ileri sürülmüştür. Dolayısıyla bu yöntem LP' ye yeni bir çözüm algoritması olarak ortaya çıkmıştır. Büyük ölçekli doğrusal programlama gerektiren OGA problemlerini çözmek için kullanılır. Ayrıca amaç fonksiyonu olarak sistem iletim kayıpları minimizasyonu yapan OGA problemlerinde, İNA'nın iletim kayıpları eğrisinin parçalı biçimde olmasından kaynaklanan sıkıntıların üstesinden gelmesi de İNA'yı LP'den daha üstün kılar.

Yukarıda bahsedilen OGA problemi ve ekonomik dağılımı çözmek için kullanılan geleneksel yöntemlerde generatörlerin yakıt maliyetleri doğrusal ve tek düze artan eğriler ile ifade edilir ve bu nedenle kullanılan yaklaşımlar yakıt maliyet eğrisinin sürekli olmayan veya tek düze artmayan bölümlerini ihmal eder. Yapılan ihmallere nedeni ile OGA problemi için gerçek çözüm değerleri bulunamayabilir. Ayrıca büyük boyutlu bir problemle karşılaşıldığında çözüme ulaşma zamanı uzar veya çözüm bulunamayabilir. Bu yöntemlerin en büyük dezavantajı ise optimal çözümü ararken global optimum yerine lokal optimumda takılıp kalmalarıdır. Tüm bunlar göz önüne alındığında son zamanlarda OGA problemini çözmek sezgisel yaklaşımlar önem kazanmıştır. Bu yöntemler büyük boyutlu problemlerin çözümünde kullanıldıklarında kısa sürede global optimuma ulaşabilmektedirler.

3.5 Valf Nokta Etkisi (Valve Point Effect)

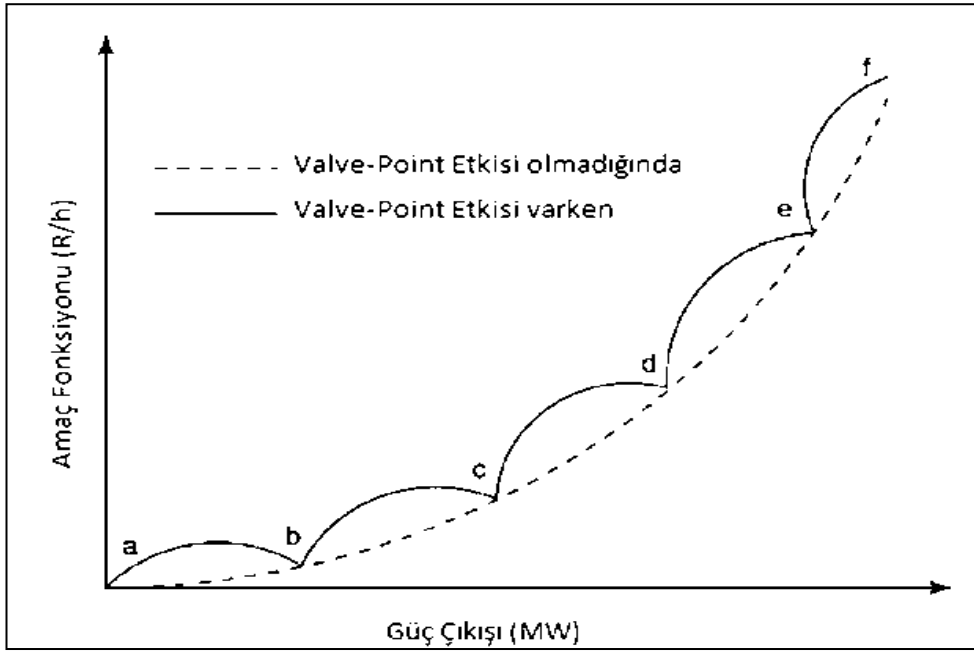
Bir güç ünitesinde generatörler giriş-çıkış güçleri ve buna bağlı maliyet eğrileri ile ifade edilirken, doğru bir ekonomik dağılım için yakıt maliyet eğrilerinin gerçek değerlerde ifade edilmesi gerekir. Valf Nokta Etkisi ve işletim koşulları hesaba katıldığında bu eğrilerin doğrusal olmayan ve düzensiz bir karakteristiği olması kaçınılmazdır.

Gerçekte çok valfli üretim birimlerinin giriş-çıkış eğrisi denklem (3.3)'deki eşitlikle karşılaştırıldığında çok farklıdır. Üretim biriminin yakıt maliyetine valf nokta

etkisinin dahil edilmesi, yakıt maliyetinin gösterimini daha gerçekçi hale getirmektedir. Bu yüzden valf nokta etkilerini dikkate alabilmek ve daha gerçekçi bir yakıt maliyeti ifadesi olan eşitlik (3.30) kullanılmıştır:

$$F_{maliyet} + |e_i x \sin(f_i x (P_{Gi}^{min} - P_{Gi}))| \$/h \quad (3.28)$$

Denklemden e_i ve f_i değerleri valf nokta etkisini gösteren maliyet fonksiyonu katsayılarıdır [29-35].



Şekil 3.2 : Valf nokta etkili üretim biriminin giriş-çıkış güç karakteristiği.

3.6 Heuristik (Sezgisel) Yöntemler

OGA problemi çözümünde geleneksel yöntemler hala kullanılmaktadır. Bu yöntemlere ek olarak OGA probleminin sezgisel yöntemlerle çözümü son yıllarda büyük önem kazanmıştır. Geleneksel ve sezgisel yöntemlerin birbirlerine göre bazı üstünlükleri ve yetersizlikleri bulunmaktadır. Sezgisel yöntemlerin global optimuma yakınsaması ve çok geniş bir çözüm uzayını hızlı bir şekilde tarayabilmesi OGA problemi için bu yöntemleri cazip kılmıştır.

Bu çalışmada güç sistemlerinde kullanılan Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Yapay Arı Kolonisi (YAK) gibi heuristik optimizasyon yöntemlerine yer verilmiştir.

3.6.1 Evrimsel hesaplamalar

Özellikle geçen 20-30 yılda evrim (evolution) prensibine dayalı algoritmalarla ilgi özellikle artmış ve algoritmaya ilgili literatürdeki çalışmaların sayısı hızla artmıştır. (Holland, 1975; Goldberg, 1989; Davis,1991; Michalewicz, 1992; Pham and Karaboga, 2000). Son zamanlarda bu prensibe dayanan tekniklerin hepsini temsilen ortak bir terim olarak *Evrimsel Hesaplama* terimi yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Bu sınıfa giren algoritmalarla örnek olarak GA, Evrimsel Programlama (EP), Evrimsel Stratejiler, Diferansiyel Gelişim Algoritmaları (Back ve arkadaşları, 1991) sayılabilir. Ayrıca literatürde bu yöntemlerin çeşitli özelliklerini birlikte kullanan çok sayıda melez sistemler mevcuttur. Bundan dolayı sınıflandırma yapmak oldukça zordur. Bir problemi çözmede kullanılacak herhangi bir evrimsel algoritma aşağıdaki gibi beş elemana ihtiyaç duymaktadır:

- Problem için çözümlerin genetik temsili
- Çözümlerin başlangıç popülasyonunu oluşturacak bir yöntem
- Çözümleri uygunluk açısından değerlendirmeye tabii tutacak değerlendirme fonksiyonu yani çevre
- Genetik kompozisyonu değiştirecek operatörler
- Kontrol parametrelerinin değerleri (popülasyon büyüklüğü, operatörleri uygulama ihtimalleri vs.)

3.6.2 Genetik algoritma

Genetik algoritma Darwin'in Evrim Teorisi'nden üretilmiştir. Genetik algoritmaları ilk olarak Holland tarafından 1975 yılında en iyileme problemini çözmede kullanılmıştır. Algoritma, insanlar doğar, büyür, gelişir ve ölümler prensibiyle çalışmaktadır [36]. Algoritma içerisindeki değişkenler gen ve genlerin bütünü birey olarak adlandırılmaktadır. Algoritma başlangıcında sınır değerler içerisinde rastgele bireyler üretilir. Üretilen bireylerin uygunluk değerleri hesaplanır. Elde edilen uygunluk değerlerine göre popülasyon içerisindeki bireylerden ebeveynler seçilir. Seçilen anne ve babalardan çaprazlama yöntemleri ile yeni çocuk bireyler meydana getirilir. Çocukların da uygunluk değerleri hesaplandıktan sonra, tüm popülasyon içerisindeki bazı bireyler seçilerek mutasyona uğrattılır. Mutasyona uğrayan bireylerin uygunluk değerleri hesaplanır. Algoritma içerisindeki tüm bireyler

uygunluk değerlerine göre sıralandıktan sonra başlangıç popülasyonu sayısı kadar birey bir sonraki iterasyona iletilir. Durdurma kriteri sağlandıktan sonra algoritma sonlandırılır [36-37].

Literatürde gerek ebeveyn seçimi için, gerek çaprazlama için ve gerekse mutasyonlu birey üretmek için bir çok yöntem mevcuttur.

Basit bir genetik algoritma beş temel elemandan oluşmakta ve bunların her biri algortimanın performansını önemli derecede etkilemektedir. Bu parametreler:

- Çözümlerin temsil şekli (representation)
- Başlangıç popülasyonu oluşturma yöntemi
- Uygunluk ve kalite değerlendirme fonksiyonu (fitness) fonksiyonu
- Genetik Operatörler
- Kontrol Parametreleri

GA'nın temel adımları aşağıdaki şekilde özetlenebilir:

Adım 1. Başlangıç popülasyonunu oluştur.

Adım 2. Popülasyondaki her adımın uygunluk değerini hesapla.

Adım 3. Durdurma kriteri sağlanıyorsa araştırmayı durdur.

Yoksa aşağıdaki adımları gerçekleştir:

3.1 Doğal seçim işlemini uygula (uygunluk değeri daha yüksek olan çözümler yeni popülasyonda daha fazla temsil edilirler).

3.2 Çaprazlama işlemini uygula (Çözümlerde rastgele değişim meydana getirir).

Adım 4. Adım 2'ye git [38]

3.6.2.1 Temsil (Gösterim) mekanizması

Genetik algoritmalarda karmaşık yapıların temsili ilk ve en çok kullanılan mekanizma (0,1) alfabesini kullanan ikili bit dizisidir. Bu tekniği kullanan genetik algoritmalar ikili kodlanmış genetik algoritmalar olarak da adlandırılır. Bununla birlikte ikili sistemde uniform kodlama ve Gray kodlama gibi temsiller mümkündür (Goldberg, 1985).

3.6.2.2 Başlangıç popülasyonunun oluşturulması

Araştırma ve uygulama çalışmalarında genetik algoritmaların başlangıç popülasyonunu oluşturmada takip edilen yollar genelde farklıdır. Gerçek mühendislik problemlerinin çözümü için değil de araştırma amacıyla yapılan çalışmalarda kullanılan genetik algoritmaların başlangıç popülasyonu genellikle rastgele sayı üreticisi kullanılarak oluşturulur. Şayet problemle ilgili başlangıçta bazı çözümler kullanılarak yaklaşık olarak başlangıç popülasyonu oluşturulabilir. GA yöntemi ile optimal çözüme daha kısa sürede ulaşmak mümkündür [38].

3.6.2.3 Uygunluk değerinin belirlenmesi

Çözümlerin kalitesinin belirlenmesinde kullanılan teknik, genetik algoritmanın performansında oldukça etkilidir. Amaç fonksiyonundan elde edilen ham (raw) sonuçların kullanımı araştırmanın başlangıcında yeterli olabilir. Ancak araştırma ilerledikçe iyi ile daha iyi çözümler veya kötü ile daha kötü çözümler arasındaki farkı ayırt etmek zorlaşır. Bu da genetik algoritmanın çözümleri geliştirmesini olumsuz etkiler. Bu yüzden kalite değerlendirme biriminde normalizasyon işlemine gerek duyulur. Genetik algoritmalar normalizasyon işlemine karşı oldukça hassastır. Araştırma bir taraftan iyi çözümleri ararken, bir taraftan da algoritmanın küresel optimizasyon işlemini gerçekleştirebilmesi için araştırmaya yeterli bir ıraksamayı sağlanmaya çalışır. Aksi halde erken yakınsama problemi ortaya çıkacak ve bu da tüm araştırma uzayının tamamen araştırılmasını engelleyecek ve global çözüm elde edilemeyecektir. Normalizasyon işleminde yaygın olarak kullanılan teknik ölçekleme penceresi (scaling window) işlemidir (Grefenstette, 1986) [38].

3.6.2.4 Genetik operatörler

Bireyler üzerinde işlem yapmaya yarayan bu operatörler ile ilgili oldukça fazla çalışmalar yapılmış ve çok sayıda değişik genetik operatörler geliştirilmiştir. Bununla birlikte genetik algoritmaların çoğunluğu tekrar üreme, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin değişik formlarını içerirler. Bu operatörlerin uygun kombinasyonlarının kullanımı genetik algoritmaların performansı için oldukça önemlidir. Kısaca, karmaşık problemleri çözmek için genetik algoritmanın gelişmiş ve probleme has özel genetik operatörlere ihtiyaç gösterdiği söylenebilir.

3.6.2.5 Tekrar üreme operatörü

Tekrar üreme operatörü, doğal seçme işlemi olarak adlandırılan kalitesi yüksek bireylerin hayatta kalmaları ve sayılarının artması, kalitesi düşük bireylerin ise sayılarının azalarak kaybolması prensibine göre çalışan bir genetik algoritma elemanıdır. Bu seçme işlemi tabiatta çevre tarafından, yapay sistemlerde ise amaç fonksiyonu ve diğer kalite değerlendirme işlemleri tarafından kontrol edilir. Bireysel yapılar bir jenerasyondan diğer kuşağa geçerken kalite değerlerine göre daha fazla kopya edilme şansları vardır. Bundan dolayı daha kaliteli çözümlerin popülasyonda baskın (dominant) olmaları, kalitesiz olanların ise yavaş yavaş kaybolmaları yani ölmeleri sağlanır. Bu operatörün uygulanması için kullanılan en basit yöntem rulet tekerleği (roulette wheel) tekniğidir (Baker, 1985).

3.6.2.6 Çaprazlama operatörü

Çaprazlama Operatörü, tabii sistemlerde meydana gelen veya genetik çaprazlama olayıyla ortaya çıkan melez (hybrid) yapıların üretilmesine eşdeğer bir özelliği genetik algoritmaya kazandırır. Eşleştirme havuzunda bulunan yapıların birer çifti rastgele seçilir ve çaprazlama operatörü bu iki yapıdan yeni iki yapı meydana getirmek için kullanılır.

Eski yapılar (ebeveyn) ve çaprazlama operatörünün uygulanmasından sonra ortaya çıkan yeni iki yapı (çocuklar) mevcut jenerasyonda tutulur veya birbirleri ile yani eski ile yeni yapılar yer değiştirirler. İkinci durumda, kötü yapılar atılır ve popülasyon büyüklüğü sabit olarak korunur.

Çaprazlama operatörünün en basit formunda eski yapılar üzerinden rastgele bir yer seçilir ve buradan kesilir. Yapıların kuyrukları yeni iki yapı üretmek için birbirleri arasında yer değiştirir. Çaprazlama operatörünün amacı, iyi çözümlerden daha iyi çözümler üretmek için yapıların elemanlarını birleştirmektir.

3.6.2.7 Mutasyon operatörü

Mutasyon operatörü doğal genetik mutasyon olayının benzetişimini yapmakta ve genetik algoritmanın performansında temel rol oynamaktadır. Yeni popülasyonda bulunan çözümlere ait her bit tek tek kontrol edilir ve mutasyon oranına göre 1 ise 0'a, 0'a 1'e çevrilir, yani bitlerin değerleri tersine döndürülür.

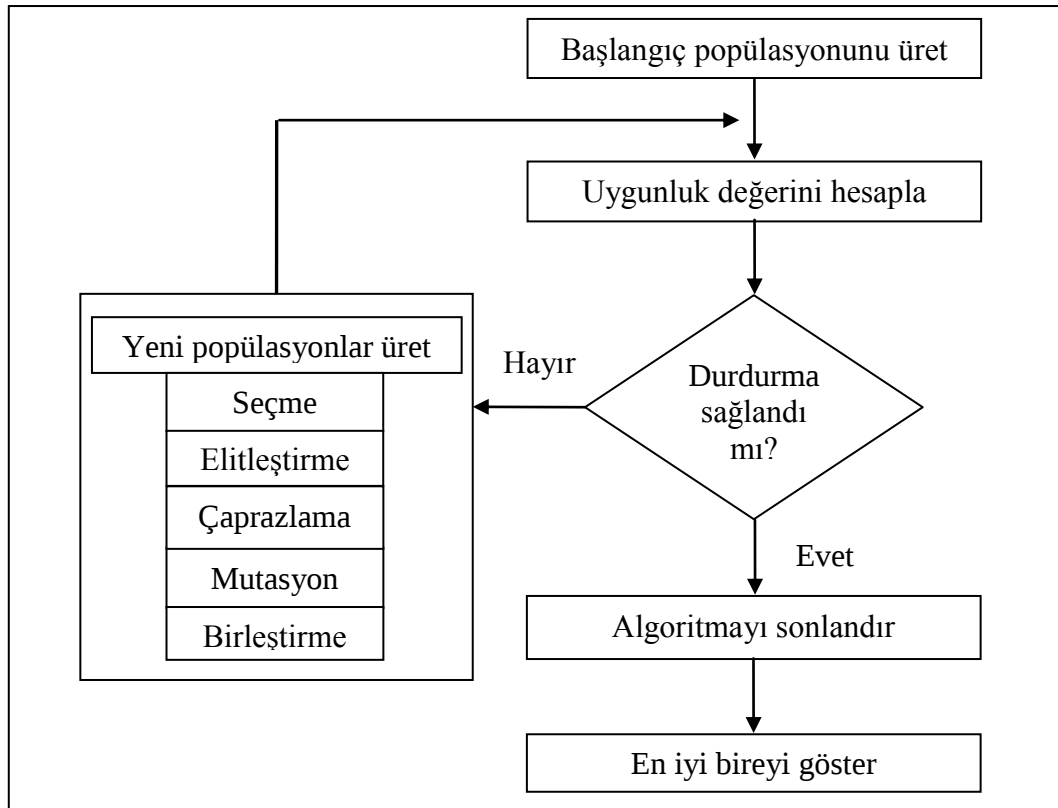
Mutasyon operatörü olmayan bir genetik algoritma, elemanların tekrar üreme ve çaprazlama operasyonlarında değişmediği varsayılırsa optimal çözümü ancak çözüm elemanlarının başlangıç popülasyonunda bulunması halinde bulabilir. Mutasyon yeni, görülmemiş ve araştırılmamış çözüm elemanlarının bulunmasını sağlar. Mutasyon operatörü kullanmayan genetik algoritma için iyi bir performans, ancak popülasyonun oldukça büyük tutulmasıyla garanti edilebilir. Aynı zamanda mutasyon işlemiyle genetik algoritmanın alt optimal (sub-optimal) çözümlere takılması engellenir. Çünkü mutasyon daha önceden atılmış iyi çözüm elemanlarının tekrar üretilmesini sağlar (De Jong, 1975).

3.6.2.8 Kontrol parametreleri

Basit bir genetik algoritmanın temel kontrol parametreleri şunlardır [39]:

- Popülasyon Büyüklüğü
- Çaprazlama Oranı
- Mutasyon Oranı

GA akış diyagramı aşağıdaki şekilde gösterilmiştir:



Şekil 3.3 : GA akış şeması.

3.6.2.9 Genetik algoritmanın OGA problemine uygulanması

OGA problemi için genetik algoritma kullanılırken öncelikle tüm koşulları sağlayan bir dizi başlangıç çözümü yaratılır ve daha sonra kontrol parametreleri kodlanarak optimal çözüme gidilir. Seçim kriteri belirlenerek uygunluk (fitness) fonksiyonu geliştirilir, çaprazlama ve mutasyonlar yapılarak daha dayanıklı bir jenerasyon üretilmeye çalışılır. Daha sonra optimal çözüme yakın olan optimal çözümler elde edilene kadar iterasyona devam edilir. Temel GA’da ikili (binary) kodlama kullanılır. Fakat OGA probleminde fazla sayıda kontrol değişkeni olduğu için ikili (binary) kodlama kullanılır ise çok uzun kromozom dizinleriyle optimal çözüme gitmek hesaplama süresini arttırırken, araştırma uzayı daha da genişleyeceğinden sistem performansını düşürür. Bu nedenle tam sayı değerler kullanılarak yapılan GA’nın OGA problemine uygulanması daha uygundur [39].

OGA probleminin GA ile çözülmesinde izlenecek olan adımlar:

Adım 1: Aşağıdaki denklem kullanılarak, P_i ‘ler gen olmak üzere $[P_1 \ P_2 \ P_3 \dots \ P_{NG}]$ kromozom dizinleri biçiminde, generatör çıkış güçlerine ve toplam güç talebine bağlı olarak rastgele bir başlangıç popülasyonu üretilir:

$$P_{Gi}^{yeni} = P_{Gi}^{min} + randx(P_{Gi}^{max} - P_{Gi}^{min}) \quad (3.29)$$

Adım 2: Her bir kromozom dizini Newton Rapson’a maruz bırakılarak sistem cevabı incelenir.

Adım 3: Eşitlik ve eşitsizlik koşullarını sağlayan değerler kullanılarak popülasyonun uygunluk (fitness) değeri hesaplanır: Bu çalışmada uygunluk (fitness) fonksiyonu, (3.28)’deki eşitliği sağlayan valf nokta etkisi hesaba katılarak oluşturulan generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyetidir.

Adım 4: Elitleştirme işlemi yapılır; oluşturulan popülasyonda en iyi uygunluk değerine sahip bir miktar kromozom elde tutulur.

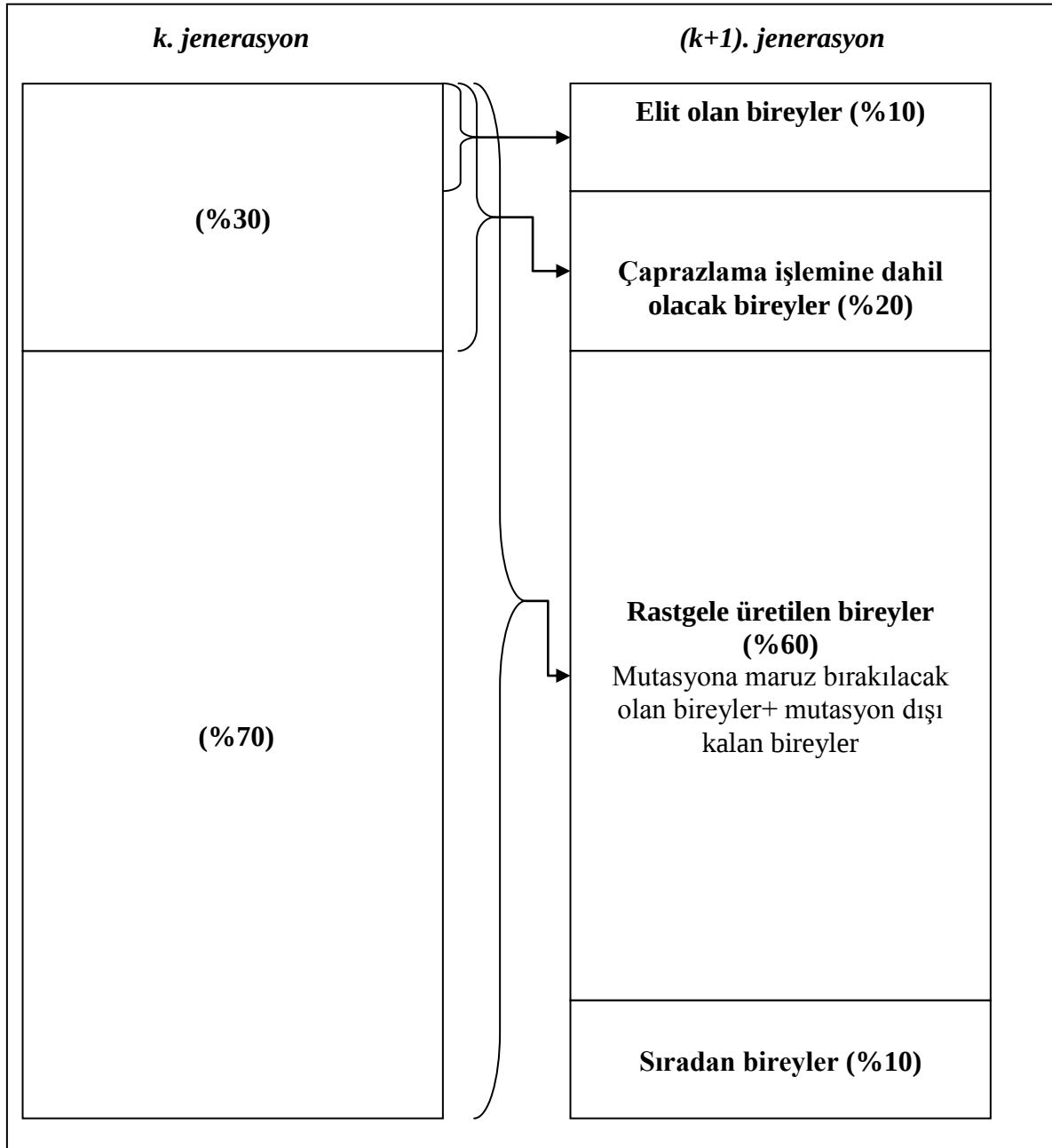
Adım 5: Uygunluk değerine göre seçilen belirli bir sayıdaki birey (elit olanlar hariç) belirli bir orada cross-over işlemine (çaprazlamaya) maruz bırakılır.

Adım 6: Oluşturulan popülasyon arasından seçilen bireylerin bir kısmı mutasyona uğratarak, bir kısmı ise mutasyona uğratılmadan ama rastgele seçilerek yeni bireyler yaratılır.

Adım 7: Popülasyonun belirli bir kısmından mutasyon işlemine dahil olmayan yeni bireyler üretilir.

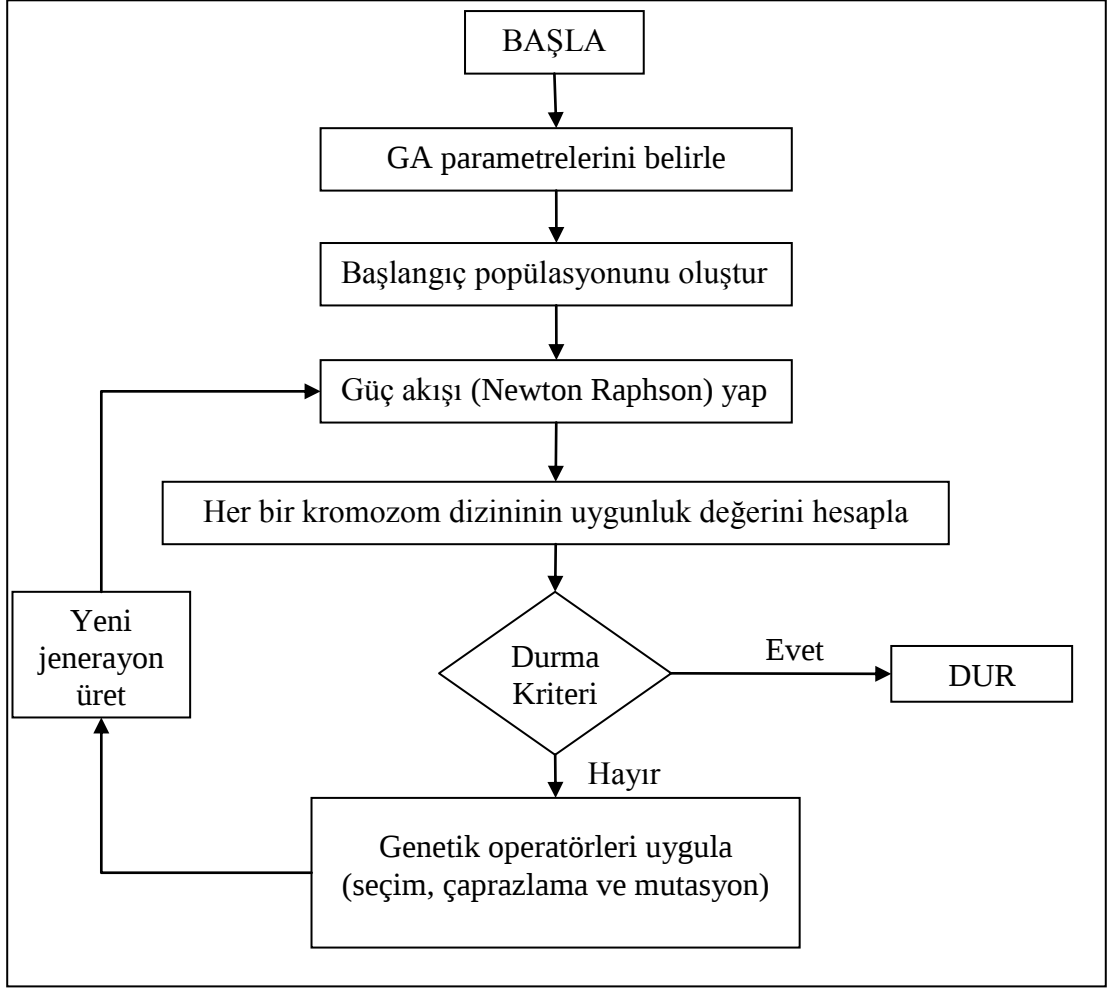
Adım 8: Oluşturulan tüm popülasyondaki bireylerin uygunluk değeri hesaplanır. Durdurma kriteri sağlanana kadar yukarıdaki işlemler devam edilir ve algoritma sonlandırılır [40].

GA'nın OGA probleminde uygulanmasında bir sonraki jenerasyonun üretilme biçimi önemlidir. Şekil 3.4'de OGA problemini çözmek için tezde geliştirilen GA ile yeni jenerasyonun üretilmesi gösterilmektedir.



Şekil 3.4 : GA uygulanarak üretilen yeni jenerasyon.

GA'nın OGA problemine uygulanmasına ilişkin akış diyagramı Şekil 3.5'deki gibidir.



Şekil 3.5 : GA'nın OGA problemine uygulanması [11].

3.6.3 Parçacık sürü optimizasyonu (PSO)

PSO, genetik algoritmalar gibi evrimsel hesaplama teknikleriyle bir çok benzerlik gösterir. Sistem rastgele çözümler içeren bir popülasyonla başlatılır ve nesilleri güncelleyerek en optimum çözümü araştırır.

Parçacık Sürü (particle swarm) Optimizasyonu (PSO); 1995 yılında J. Kennedy ve R.C. Eberhart tarafından; kuş sürülerinin davranışlarından esinlenilerek geliştirilmiş popülasyon tabanlı ve doğrusal olmayan problemlerin çözümü için tasarlanmış sezgisel bir yöntemdir. Kuşların uzayda, yerini bilmedikleri yiyeceği aramaları, bir probleme çözüm aramaya benzetilir. Kuşlar yiyecek ararken yiyeceğe en yakın olan kuşu takip ederler. Parçacık olarak adlandırılan her tekil çözüm, arama uzayındaki bir kuştur. Parçacık hareket ettiğinde, kendi koordinatlarını bir fonksiyona gönderir

ve böylece parçacığın uygunluk değeri ölçülmüş olur. (Yani yiyeceğe ne kadar uzaklıkta olduğu ölçülmüş olur.) Bir parçacık, koordinatlarını, hızını (çözüm uzayındaki her boyutta ne kadar hızla ilerlediği), şimdiye kadar elde ettiği en iyi uygunluk değerini ve bu değeri elde ettiği koordinatları hatırlamalıdır. Çözüm uzayındaki her boyuttaki hızının ve yönünün her seferinde nasıl değişeceği, komşularının en iyi koordinatları ve kendi kişisel en iyi koordinatlarının bir birleşimi olacaktır.

3.6.3.1 PSO algoritması formülasyonu

PSO’da mevcut sürünün parçacıkları optimizasyon problemine olası bir çözüm sunar. Kendi deneyimine ve komşu parçacıkların deneyimine göre her parçacık kendi konumunu ayarlar. *i*. Parçacığın *N*-boyutlu araştırma uzayında konumu ve hızı eşitlik (3.30) ve (3.31)’deki gibi ifade edilir:

$$X_i = (x_{i1}, \dots, x_{in}) \quad (3.30)$$

$$V_i = (v_{i1}, \dots, v_{in}) \quad (3.31)$$

Bir parçacık tarafından elde edilen en iyi konum aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$Pbest_i = (x_{i1}^{best}, \dots, x_{in}^{best}) \quad (3.32)$$

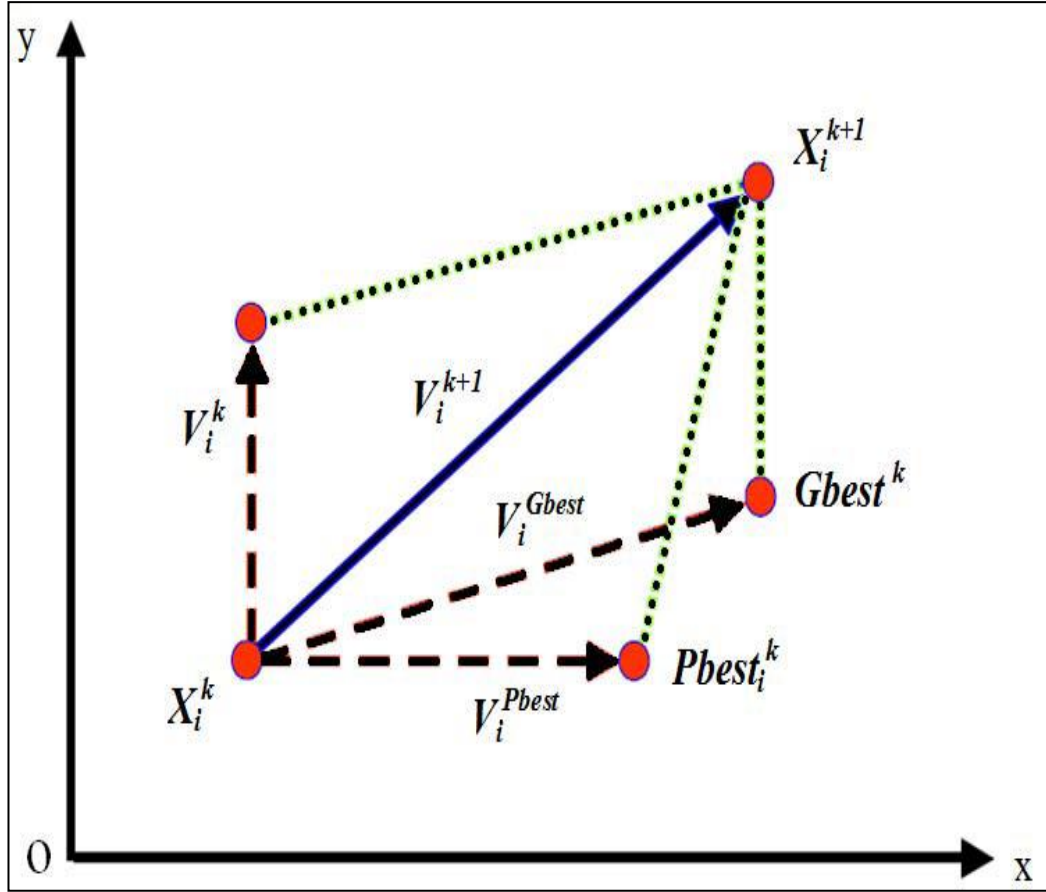
Popülasyon içindeki parçacıklar içerisinde en iyi konuma sahip olanı ise denklem (3.33)’teki gibi ifade edilir:

$$Gbest_i = (x_{i1}^{best}, \dots, x_{in}^{best}) \quad (3.33)$$

Her bir parçacığın $(k+1)$ adım sonra güncellenen hızı ve konumu aşağıdaki şekilde formüle edilmiştir:

$$X_i^{(k+1)} = X_i^k + V_i^{(k+1)} \quad (3.34)$$

Bir parçacığın kendi deneysel bilgisi genellikle kavramsal bileşen (cognitive component) olarak tanımlanır ve parçacığın başlangıçtan bu tarafa bulmuş olduğu kendisinin en iyi pozisyonu arasındaki mesafe ile doğru orantılıdır. Sosyal olarak kazanılmış bilgi hız denkleminin sosyal bileşeni (social component) olarak tanımlanır.



Şekil 3.6 : PSO araştırma uzayı.

(k+1). iterasyondaki i. bireyin hızı denklem (3.35)'teki gibi hesaplanır:

$$V_i^{(k+1)} = \omega V_i^k + c_1 \text{rand}_1 x (Pbest_i^k - X_i^k) + c_2 \text{rand}_2 x (Gbest_i^k - X_i^k) \quad (3.35)$$

Hız vektörü optimizasyon işlemini yönlendirir ve hem parçacığın deneysel bilgisini hem de sosyal olarak komşularından elde etmiş olduğu bilgiyi yansıtır.

X_i^k	i. bireyin k. iterasyondaki konumu
$X_i^{(k+1)}$	i. bireyin (k+1). iterasyondaki konumu
V_i^k	i. bireyin k. iterasyondaki hızı
ω	ağırlık parametresi
c_1	kavramsal (cognitive) faktörler
c_2	sosyal faktörler
$Pbest_i^k$	k iterasyonu boyunca i. bireyin en iyi konumu
$Gbest_i^k$	k iterasyonu boyunca grubun en iyi konumu

$rand_1, rand_2$ 0-1 arasında seçilen rastgele numaralardır.

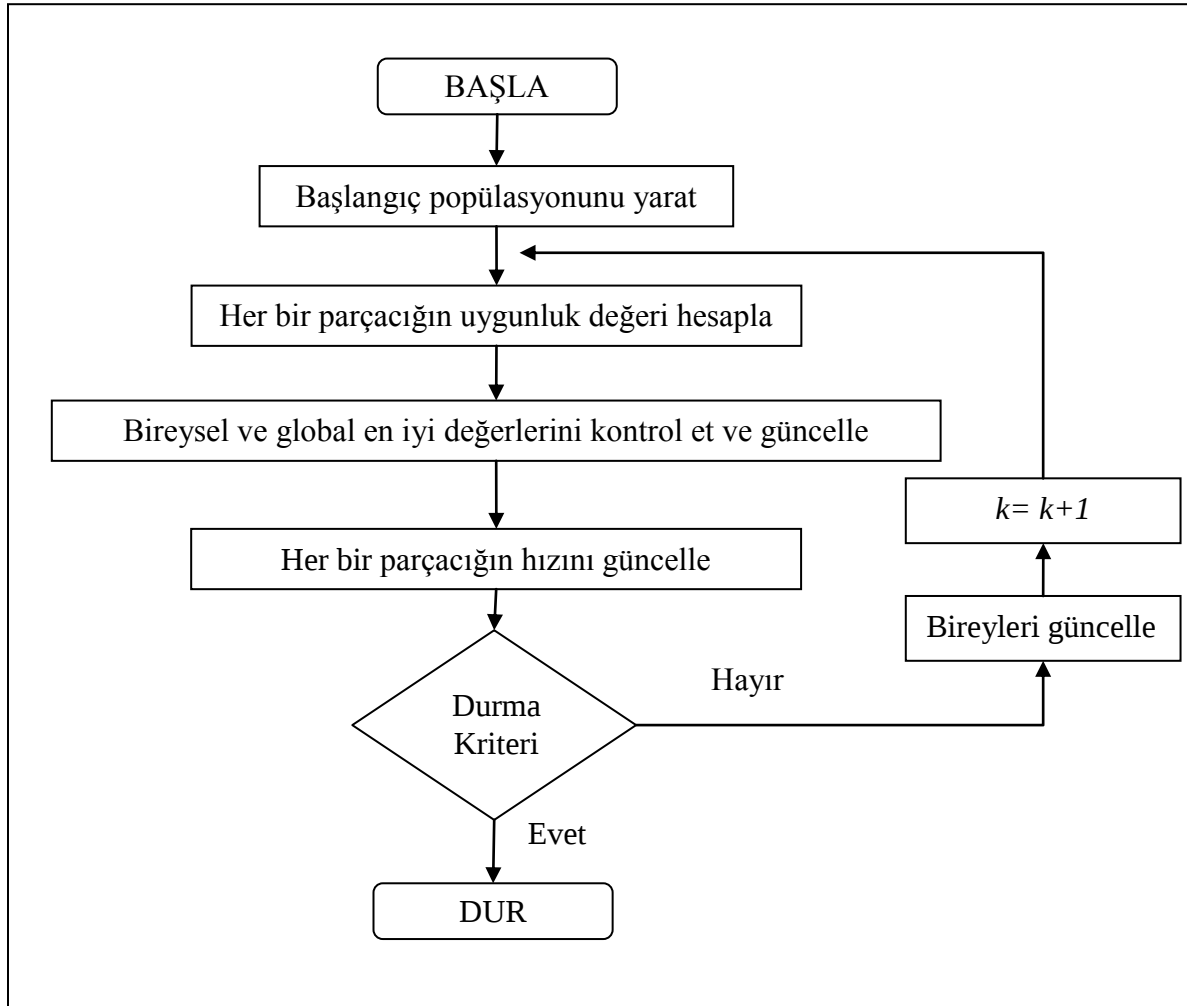
ω ağırlık parametresi k iterasyonunun bir fonksiyonu olarak aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\omega(k) = \omega_{max} - \left(\frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{Max.Iter.} \right) xk \quad (3.36)$$

Buradaki $Max.Iter$ ve k birbirinden farklı olarak sırasıyla maksimum iterasyon sayısını ve mevcut iterasyon sayısını göstermektedir. Maksimum hız, N seçilen aralık olmak üzere ise aşağıdaki gibi formüle edilir [41] :

$$v^{max} = (x^{max} - x^{min})/N \quad (3.37)$$

PSO akış diyagramı Şekil 3.8'deki gibidir:



Şekil 3.7 : PSO akış diyagramı [11]

3.6.3.2 PSO algoritmasının OGA problemine uygulanması

Araştırma uzayında amaç fonksiyonunu minimum uygunluk (fitness) değerine ayarlamak gerekir. Daha düşük maliyete sahip olan parçacık daha geniş bir uygunluk değerine sahip olacak şekilde görevlendirilir. Dolayısıyla OGA amaç fonksiyonu uygunluk değerini maksimize edecek şekilde değiştirilmelidir.

OGA problemine PSO algoritmasının uygulanması:

Adım 1. Parçacıklar (bireyler) denklem (3.29) kullanılarak yaratılır.

Adım 2. Her bir parçacık için Newton Raphson Yöntemi uygulanır.

Adım 3. Her bir parçacık için kavramsal ve sosyal faktörler belirlenir. Bu çalışma için belirtilen değerler sabit olup c_1 ve c_2 için bu değerler 2 olarak alınmıştır.

Adım 4. Her bir parçacık için minimum ve maksimum ağırlık parametreleri belirlenir. Bu çalışma için belirtilen değerler sabit olup $w_{min}=0.1$ ve $w_{max}=0.9$ olarak alınmıştır. Ağırlık parametresi her bir iterasyon adımıda denklem (3.36) kullanılarak hesaplanmaktadır.

Adım 5. Parçacıkların ilk hızı ve konumları eşitlik (3.34) ve (3.37) kullanılarak belirlenir.

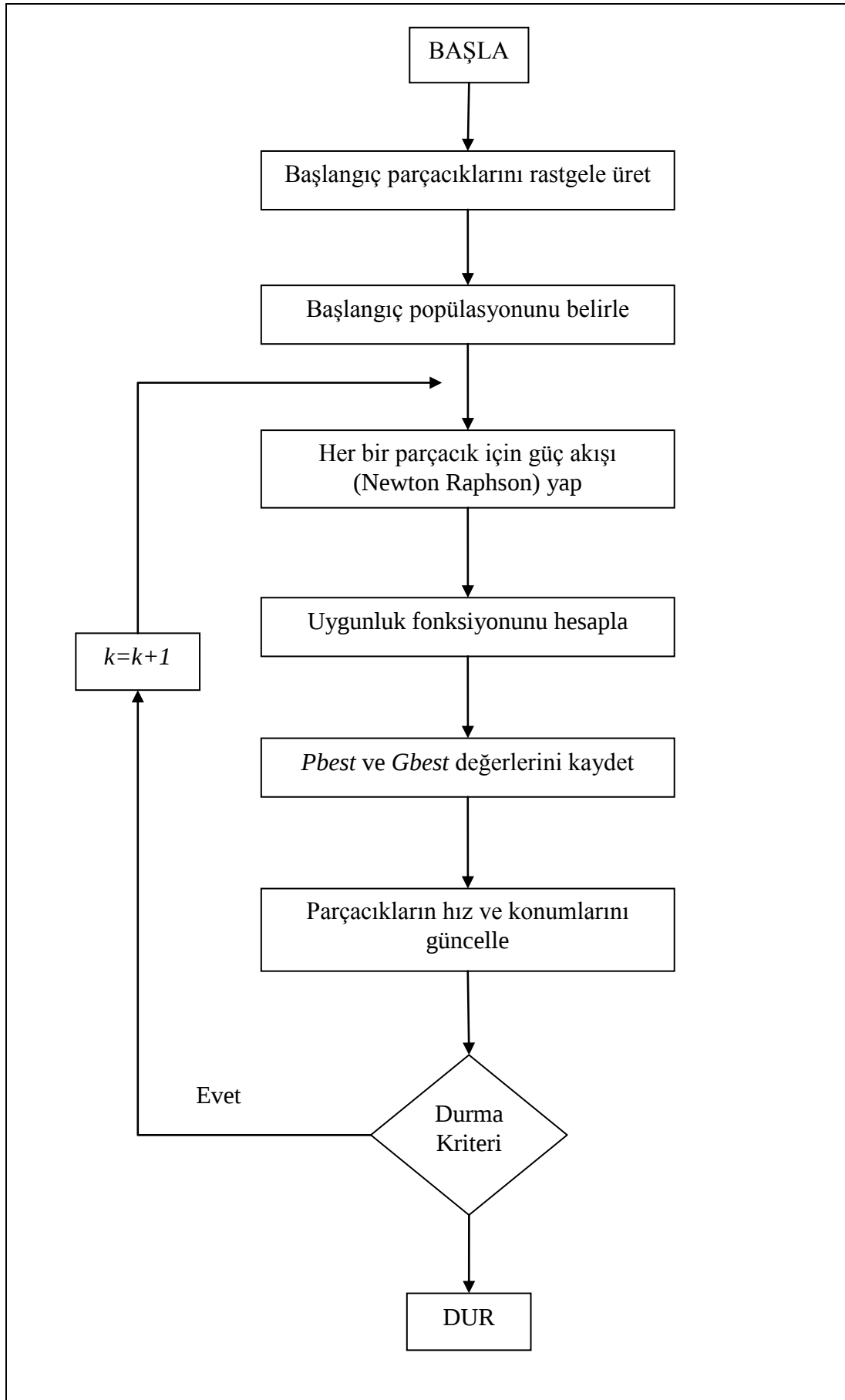
Adım 6. Adım 3-5 aralığında anlatılanlar dahilinde üretilen her parçacık için bireysel en iyi uygunluk (individual best) değeri bulunur. Daha sonra ise bireysel en iyi değerlere sahip parçacıklar arasından en optimal olan değer global en iyi (global best) olarak atanır.

Adım 7. Parçacığın hızı denklem (3.35) kullanılarak her iterasyon adımı için güncellenir ve yeni araştırma konumları bulunur.

Adım 8. Eğer iterasyon sayısı maksimum limite ulaşıyorsa işlem durdurulur.

Adım 9. Optimal çözümün sonuçlarının çıktısı alınır.

PSO yönteminin OGA problemine uygulanışı aşağıdaki şekilde gibidir:



Şekil 3.8 : PSO'nun OGA problemine uygulanması [41]

3.6.4 Yapay arı kolonisi algoritması

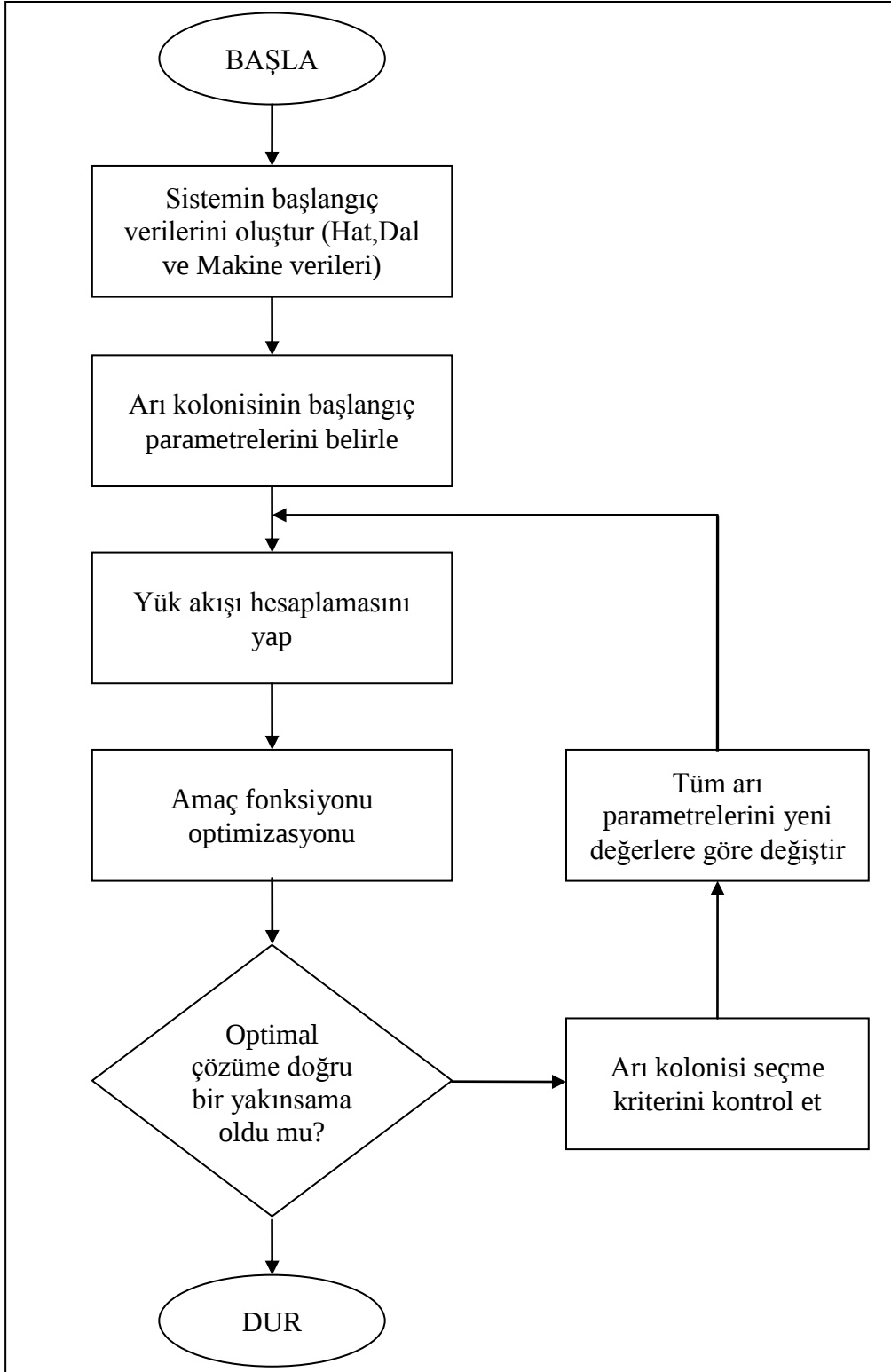
Bilim adamları doğada bulunan canlılara ait sürü davranışlarından faydalanılabileceğini ve özellikle sistemlerin analizinde ve kontrolünde kullanılabileceğini göstermişlerdir. Kuş sürülerinin göçlerindeki uçuş düzenleri, karıncaların yiyecek aramaları, balık sürülerinin birlikte yüzmesi veya kaçışması bu sürü davranışlarından sadece birkaçıdır. Son yıllarda ise biyologlar ile bilgisayar uzmanları “Yapay Yaşam” alanı kapsamı altında bu sürülerin davranışlarının modellenmesi ve aralarındaki iletişim mantığı ile ilgili olarak çalışmalar yapmaktadırlar. “Sürü Zekası” (Swarm Intelligence) adı verilen yaklaşımlar, optimizasyon problemleri, robot bilim ve askeri uygulamalarda da iyi sonuçlar verdiklerinden bu konu üzerindeki çalışmaları yoğunlaştırmıştır.

Bir sürüde genel olarak kendi başına organize olabilme ve iş bölümü gibi iki temel işlev vardır. Kendi başına organize olabilme; bir sistemdeki temel birimlerin, diğer birimlerle etkileşimden aldıkları bilgileri kullanarak, kendi başlarına işlev görüp sistemin bütününe düzenlemeleridir. İş bölümü ise, topluluktaki bireylerin eş zamanlı olarak farklı işleri gerçekleştiriyor olmasıdır.

Sürü zekasındaki sürünün davranışını modelleyen çeşitli yöntemlerden birisi de yapay arı koloni algoritmasıdır. Özellikle bal arısı sürüleri, işlerini doğal olarak dağıtabilen ve çevresel değişimlere karşı topluluk zekalarıyla uyarlanabilir cevaplar verebilen sürülerdir. YAK yönteminde arıların yiyecek arama davranışı incelenerek uygun bir algoritma geliştirilmiştir. İşçi arılar, gözcü arılar ve kaşif arılar olmak üzere, YAK algoritmasında da, üç grup arı bulunmaktadır.

Modelde işçi arılar kaynaklara gönderilerek nektar miktarlarını hesaplar. Eş zamanlı olarak gözcü arılar da başka kaynaklara gönderilerek nektar miktarları hesaplanır. Daha sonra rasgele yeni kaynaklar bulmaları için kaşif arılar gönderilir. Durma kriteri sağlanana kadar en iyi kaynak hafızada tutulur. Yiyecek kaynaklarının belirlenmesi algoritmada kullanılacak her bir parametrenin alt ve üst sınırlarından faydalanılarak rastgele geliştirilir.

YAK algoritmasının OGA problemine uygulanaşına ait akış algoritması aşağıdaki gibidir:

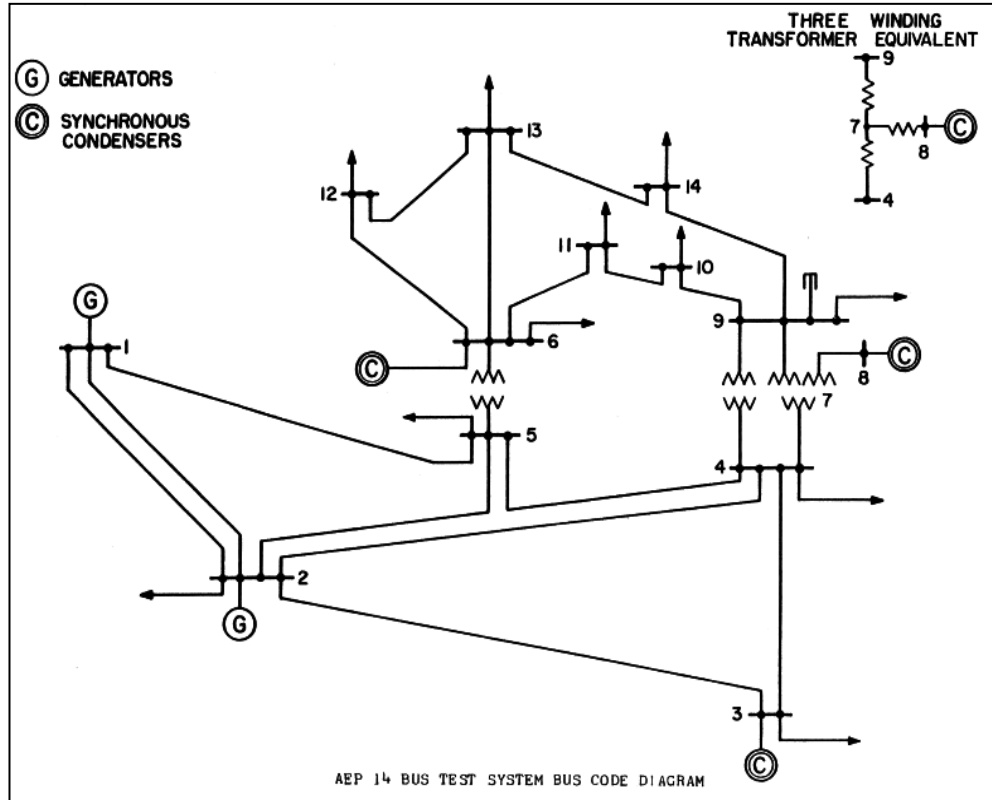


Şekil 3.9 : Arı kolonisi-OGA akış diyagramı. [3]

4. ÖRNEK ÇALIŞMA

4.1 14 Baralı IEEE Örnek Test Sistemi

Şekil 4.1’de verilen IEEE 14 baralı standart test sistemin 5 barası üretim (PV) ve diğer 9 barası ise yük (PQ) barası olarak belirlenmiştir. Sistem bara bilgileri Çizelge 4.1’de verilmiştir. Sistemin toplam yük talebi (P_D) 259 MW olup, sisteme ait generatör bilgisi, generatör aktif ve reaktif güç çıkışları Çizelge 4.2’de özetlenmiştir. Sistem iletim hattı bilgileri Çizelge 4.3’de gösterilmiştir.



Şekil 4.1 : IEEE 14 baralı örnek test sistemi. [42]

Çizelge 4.1 : IEEE 14 baralı test sistemi bara bilgileri. [43]

Bara Bilgileri										
bara_i	tip	Pd	Qd	Gs	Bs	Vmag	Vang	bazKV	Vmax	Vmin
1	SB	0	0	0	0	1.06	0	0	1.06	0.94
2	PV	21.7	12.7	0	0	1.045	-4.98	0	1.06	0.94
3	PV	94.2	19	0	0	1.01	-12.7	0	1.06	0.94

Çizelge 4.1 : (devam) IEEE 14 baralı test sistemi bara bilgileri. [43]

4	PQ	47.8	-3.9	0	0	1.019	-10.3	0	1.06	0.94
5	PQ	7.6	1.6	0	0	1.02	-8.78	0	1.06	0.94
6	PV	11.2	7.5	0	0	1.07	-14.2	0	1.06	0.94
7	PQ	0	0	0	0	1.062	-13.4	0	1.06	0.94
8	PV	0	0	0	0	1.09	-13.4	0	1.06	0.94
9	PQ	29.5	16.6	0	19	1.056	-14.9	0	1.06	0.94
10	PQ	9	5.8	0	0	1.051	-15.1	0	1.06	0.94
11	PQ	3.5	1.8	0	0	1.057	-14.8	0	1.06	0.94
12	PQ	6.1	1.6	0	0	1.055	-15.1	0	1.06	0.94
13	PQ	13.5	5.8	0	0	1.05	-15.2	0	1.06	0.94
14	PQ	14.9	5	0	0	1.036	-16	0	1.06	0.94

Çizelge 4.2 : IEEE 14 baralı test sistemi generatör bilgileri. [43]

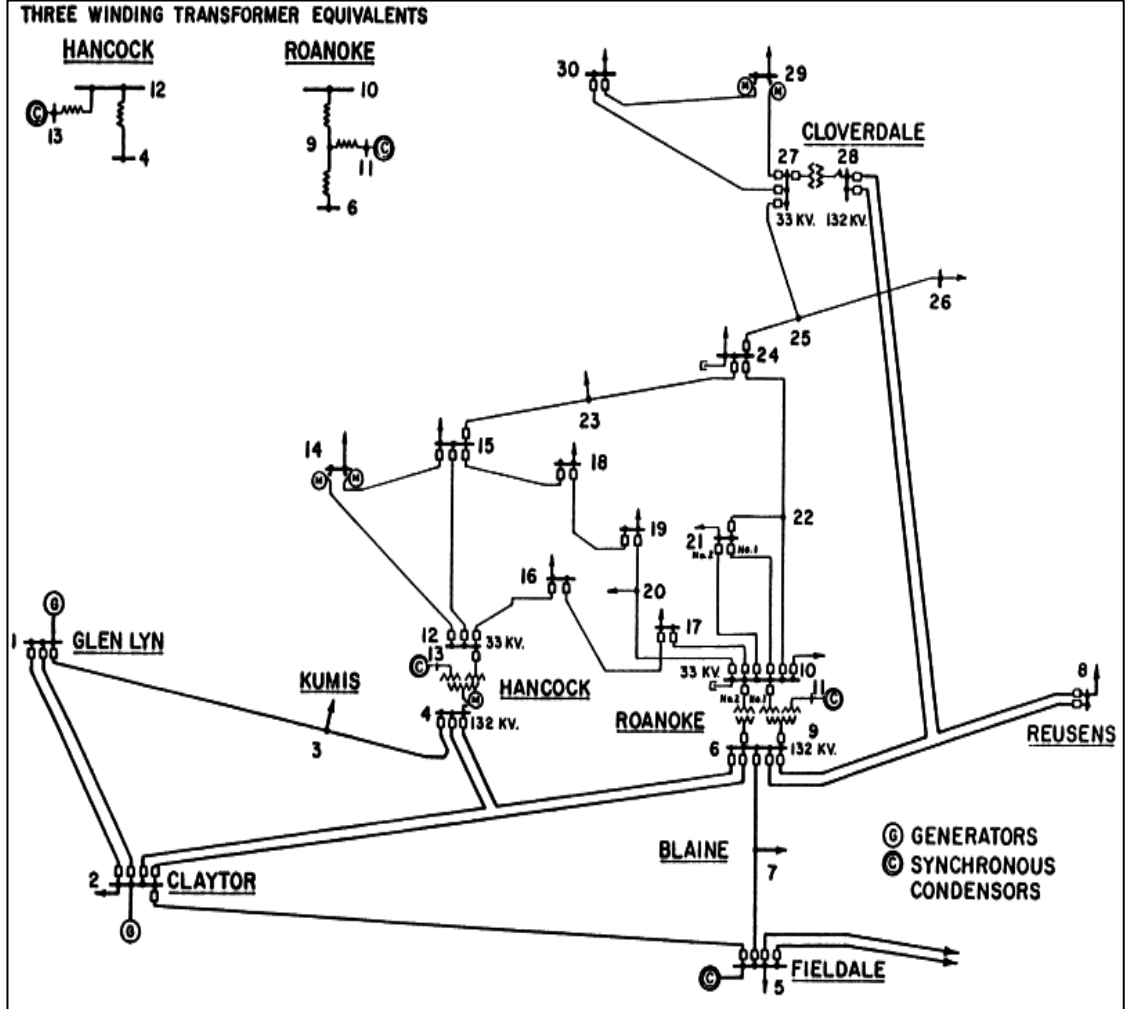
Generatör Bilgileri								
bara	Pg	Vg	Baz	Pmax	Pmin	Qg	Qmax	Qmin
1	232.4	1.06	100	200	50	16.9	100	-40
2	40	1.045	100	80	20	42.4	50	-40
3	0	1.01	100	50	15	23.4	40	0
6	0	1.07	100	35	10	12.2	24	-6
8	0	1.09	100	30	10	17.4	24	-6

Çizelge 4.3 : IEEE 14 baralı test sistemi hat bilgileri [43]

Hat Bilgileri						
hat	r	x	b	rateA	rateB	rateC
1-2	0.0194	0.05917	0.053	9900	0	0
1-5	0.054	0.22304	0.049	9900	0	0
2-3	0.047	0.19797	0.044	9900	0	0
2-4	0.0581	0.17632	0.034	9900	0	0
2-5	0.057	0.17388	0.035	9900	0	0
3-4	0.067	0.17103	0.013	9900	0	0
4-5	0.0134	0.04211	0	9900	0	0
4-7	0	0.20912	0	9900	0	0
4-9	0	0.55618	0	9900	0	0
5-6	0	0.25202	0	9900	0	0
6-11	0.095	0.1989	0	9900	0	0
6-12	0.1229	0.25581	0	9900	0	0
6-13	0.0662	0.13027	0	9900	0	0
7-8	0	0.17615	0	9900	0	0
7-9	0	0.11001	0	9900	0	0
9-10	0.0318	0.0845	0	9900	0	0
9-14	0.1271	0.27038	0	9900	0	0
10-11	0.0821	0.19207	0	9900	0	0
12-13	0.2209	0.19988	0	9900	0	0
13-14	0.1709	0.34802	0	9900	0	0

4.2 30 Baralı IEEE Örnek Test Sistemi

Şekil 4.2’de verilen IEEE 30 baralı standart test sistemin 6 barası üretim (PV) ve diğer 21 barası ise yük (PQ) barasıdır. Sistem bara bilgileri Çizelge 4.4’de verilmiştir. Sistemin toplam yük talebi (P_D) 283.40 MW olarak belirlenmiş ve sisteme ait generatör bilgisi, generatör aktif ve reaktif güç çıkışları Çizelge 4.5’de gösterilmiştir. Sistem iletim hattı bilgileri çizelge 4.6’daki gibidir.



Şekil 4.2 : IEEE 30 baralı örnek test sistemi. [42]

Çizelge 4.4 : IEEE 30 baralı test sistemi bara bilgileri. [43]

Bara Bilgileri										
bara_i	tip	Pd	Qd	Gs	Bs	Vmag	Vang	bazKV	Vmax	Vmin
1	SB	0	0	0	0	1	0	135	1.05	0.95
2	PV	21.7	12.7	0	0	1	0	135	1.1	0.95
3	PQ	2.4	1.2	0	0	1	0	135	1.05	0.95
4	PQ	7.6	1.6	0	0	1	0	135	1.05	0.95

Çizelge 4.4 : (devam) IEEE 30 baralı test sistemi bara bilgileri. [43]

5	PQ	0	0	0	0.19	1	0	135	1.05	0.95
6	PQ	0	0	0	0	1	0	135	1.05	0.95
7	PQ	22.8	10.9	0	0	1	0	135	1.05	0.95
8	PQ	30	30	0	0	1	0	135	1.05	0.95
9	PQ	0	0	0	0	1	0	135	1.05	0.95
10	PQ	5.8	2	0	0	1	0	135	1.05	0.95
11	PQ	0	0	0	0	1	0	135	1.05	0.95
12	PQ	11.2	7.5	0	0	1	0	135	1.05	0.95
13	PV	0	0	0	0	1	0	135	1.1	0.95
14	PQ	6.2	1.6	0	0	1	0	135	1.05	0.95
15	PQ	8.2	2.5	0	0	1	0	135	1.05	0.95
16	PQ	3.5	1.8	0	0	1	0	135	1.05	0.95
17	PQ	9	5.8	0	0	1	0	135	1.05	0.95
18	PQ	3.2	0.9	0	0	1	0	135	1.05	0.95
19	PQ	9.5	3.4	0	0	1	0	135	1.05	0.95
20	PQ	2.2	0.7	0	0	1	0	135	1.05	0.95
21	PQ	17.5	11.2	0	0	1	0	135	1.05	0.95
22	PV	0	0	0	0	1	0	135	1.1	0.95
23	PV	3.2	1.6	0	0	1	0	135	1.1	0.95
24	PQ	8.7	6.7	0	0.04	1	0	135	1.05	0.95
25	PQ	0	0	0	0	1	0	135	1.05	0.95
26	PQ	3.5	2.3	0	0	1	0	135	1.05	0.95
27	PV	0	0	0	0	1	0	135	1.1	0.95
28	PQ	0	0	0	0	1	0	135	1.05	0.95
29	PQ	2.4	0.9	0	0	1	0	135	1.05	0.95
30	PQ	10.6	1.9	0	0	1	0	135	1.05	0.95

Çizelge 4.5 : IEEE 30 baralı test sistemi generatör bilgileri. [43]

Generatör Bilgisi								
bara	Pg	Qg	Vg	Baz	Pmax	Pmin	Qmax	Qmin
1	170.5	0	1	100	200	50	200	-40
2	27.89	0	1	100	80	20	100	-20
13	0	0	1	100	50	15	80	-15
22	0	0	1	100	35	10	60	-15
23	0	0	1	100	30	10	50	-10
27	0	0	1	100	40	12	60	-15

Çizelge 4.6 : IEEE 30 baralı test sistemi hat bilgileri. [43]

Hat Bilgisi							
hat	r	x	b	rateA	rateB	rateC	ratio
1-2	0.02	0.06	0.03	130	130	130	0
1-3	0.05	0.19	0.02	130	130	130	0
2-4	0.06	0.17	0.02	65	65	65	0

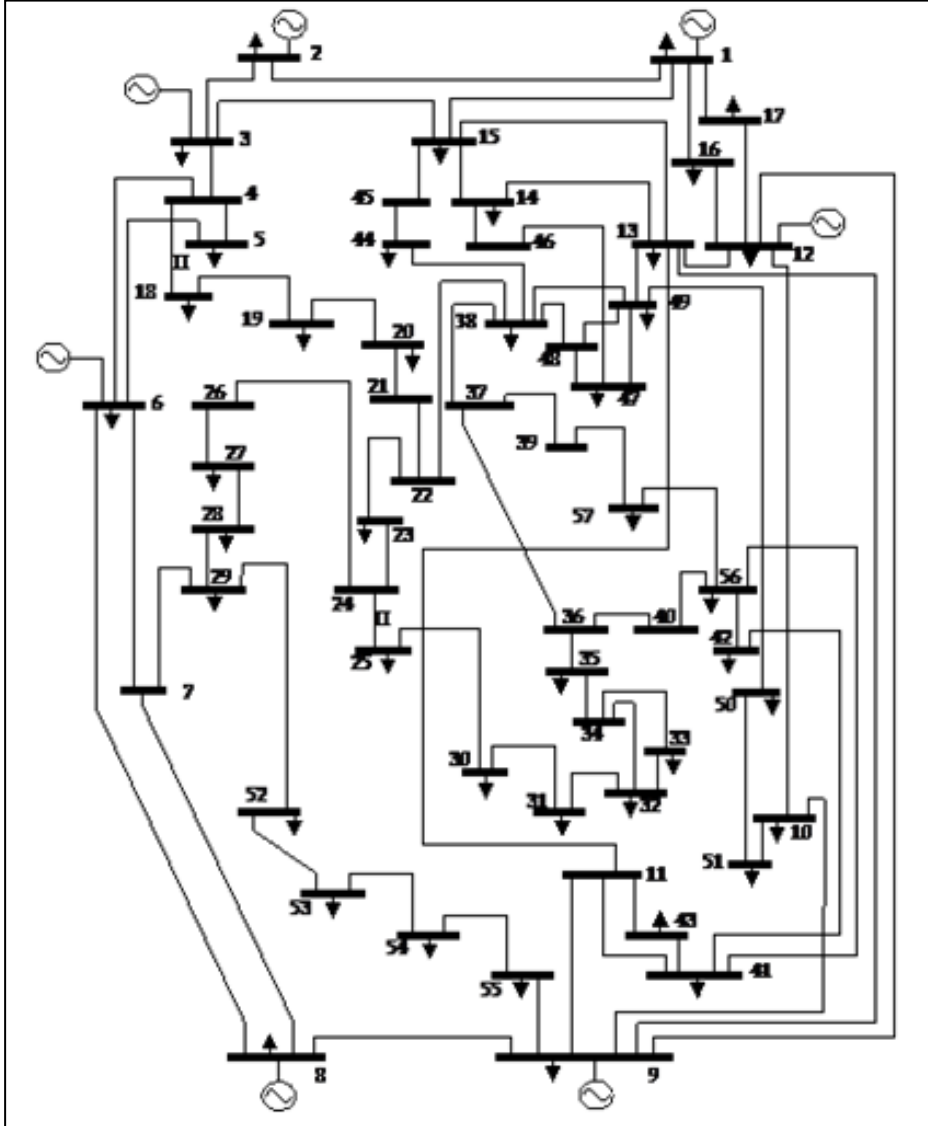
Çizelge 4.6 : (devam) IEEE 30 baralı test sistemi hat bilgileri. [43]

3-4	0.01	0.04	0	130	130	130	0
2-5	0.05	0.2	0.02	130	130	130	0
2-6	0.06	0.18	0.02	65	65	65	0
4-6	0.01	0.04	0	90	90	90	0
5-7	0.05	0.12	0.01	70	70	70	0
6-7	0.03	0.08	0.01	130	130	130	0
6-8	0.01	0.04	0	32	32	32	0
6-9	0	0.21	0	65	65	65	0
6-10	0	0.56	0	32	32	32	0
9-11	0	0.21	0	65	65	65	0
9-10	0	0.11	0	65	65	65	0
4-12	0	0.26	0	65	65	65	0
12-13	0	0.14	0	65	65	65	0
12-14	0.12	0.26	0	32	32	32	0
12-15	0.07	0.13	0	32	32	32	0
12-16	0.09	0.2	0	32	32	32	0
14-15	0.22	0.2	0	16	16	16	0
16-17	0.08	0.19	0	16	16	16	0
15-18	0.11	0.22	0	16	16	16	0
18-19	0.06	0.13	0	16	16	16	0
19-20	0.03	0.07	0	32	32	32	0
10-20	0.09	0.21	0	32	32	32	0
10-17	0.03	0.08	0	32	32	32	0
10-21	0.03	0.07	0	32	32	32	0
10-22	0.07	0.15	0	32	32	32	0
21-22	0.01	0.02	0	32	32	32	0
15-23	0.1	0.2	0	16	16	16	0
22-24	0.12	0.18	0	16	16	16	0
23-24	0.13	0.27	0	16	16	16	0
24-25	0.19	0.33	0	16	16	16	0
25-26	0.25	0.38	0	16	16	16	0
25-27	0.11	0.21	0	16	16	16	0
28-27	0	0.4	0	65	65	65	0
27-29	0.22	0.42	0	16	16	16	0
27-30	0.32	0.6	0	16	16	16	0
29-30	0.24	0.45	0	16	16	16	0
8-28	0.06	0.2	0.02	32	32	32	0
6-28	0.02	0.06	0.01	32	32	32	0

4.3 57 Baralı IEEE Örnek Test Sistemi

Şekil 4.3’de verilen IEEE 57 baralı standart test sistemin 7 barası üretim (PV) ve diğer 50 barası ise yük (PQ) barası olarak belirlenmiştir. Sisteme ait bara bilgileri Çizelge 4.7’de verilmiş olup, sistemin toplam yük talebi (P_D) 1250.8 MW’tır.

Sisteme ait generatör bilgisi, generatör aktif ve reaktif güç çıkışları Çizelge 4.8’de verilmiştir. Bunlara ilaveten sistem iletim hattı bilgileri Çizelge 4.9’de gösterilmiştir.



Şekil 4.3 : IEEE 57 baralı örnek test sistemi. [42].

Çizelge 4.7 : IEEE 57 baralı test sistemi bara bilgileri. [43]

Bara Bilgileri										
bara_i	tip	Pd	Qd	Gs	Bs	Vmag	Vang	bazKV	Vmax	Vmin
1	SB	55	17	0	0	1.04	0	0	1.06	0.94
2	PV	3	88	0	0	1.01	-1.18	0	1.06	0.94
3	PV	41	21	0	0	0.985	-5.97	0	1.06	0.94
4	PQ	0	0	0	0	0.981	-7.32	0	1.06	0.94
5	PQ	13	4	0	0	0.976	-8.52	0	1.06	0.94
6	PV	75	2	0	0	0.98	-8.65	0	1.06	0.94
7	PQ	0	0	0	0	0.984	-7.58	0	1.06	0.94
8	PV	150	22	0	0	1.005	-4.45	0	1.06	0.94
9	PV	121	26	0	0	0.98	-9.56	0	1.06	0.94
10	PQ	5	2	0	0	0.986	-11.4	0	1.06	0.94

Çizelge 4.7 : (devam) IEEE 57 baralı test sistemi bara bilgileri. [43]

11	PQ	0	0	0	0	0.974	-10.2	0	1.06	0.94
12	PV	377	24	0	0	1.015	-10.5	0	1.06	0.94
13	PQ	18	2.3	0	0	0.979	-9.79	0	1.06	0.94
14	PQ	10.5	5.3	0	0	0.97	-9.33	0	1.06	0.94
15	PQ	22	5	0	0	0.988	-7.18	0	1.06	0.94
16	PQ	43	3	0	0	1.013	-8.85	0	1.06	0.94
17	PQ	42	8	0	0	1.017	-5.39	0	1.06	0.94
18	PQ	27.2	9.8	0	10	1.001	-11.7	0	1.06	0.94
19	PQ	3.3	0.6	0	0	0.97	-13.2	0	1.06	0.94
20	PQ	2.3	1	0	0	0.964	-13.4	0	1.06	0.94
21	PQ	0	0	0	0	1.008	-12.9	0	1.06	0.94
22	PQ	0	0	0	0	1.01	-12.8	0	1.06	0.94
23	PQ	6.3	2.1	0	0	1.008	-12.9	0	1.06	0.94
24	PQ	0	0	0	0	0.999	-13.3	0	1.06	0.94
25	PQ	6.3	3.2	0	5.9	0.982	-18.1	0	1.06	0.94
26	PQ	0	0	0	0	0.959	-13	0	1.06	0.94
27	PQ	9.3	0.5	0	0	0.982	-11.5	0	1.06	0.94
28	PQ	4.6	2.3	0	0	0.997	-10.5	0	1.06	0.94
29	PQ	17	2.6	0	0	1.01	-9.75	0	1.06	0.94
30	PQ	3.6	1.8	0	0	0.962	-18.7	0	1.06	0.94
31	PQ	5.8	2.9	0	0	0.936	-19.3	0	1.06	0.94
32	PQ	1.6	0.8	0	0	0.949	-18.5	0	1.06	0.94
33	PQ	3.8	1.9	0	0	0.947	-18.5	0	1.06	0.94
34	PQ	0	0	0	0	0.959	-14.1	0	1.06	0.94
35	PQ	6	3	0	0	0.966	-13.9	0	1.06	0.94
36	PQ	0	0	0	0	0.976	-13.6	0	1.06	0.94
37	PQ	0	0	0	0	0.985	-13.4	0	1.06	0.94
38	PQ	14	7	0	0	1.013	-12.7	0	1.06	0.94
39	PQ	0	0	0	0	0.983	-13.5	0	1.06	0.94
40	PQ	0	0	0	0	0.973	-13.6	0	1.06	0.94
41	PQ	6.3	3	0	0	0.996	-14.1	0	1.06	0.94
42	PQ	7.1	4.4	0	0	0.966	-15.5	0	1.06	0.94
43	PQ	2	1	0	0	1.01	-11.3	0	1.06	0.94
44	PQ	12	1.8	0	0	1.017	-11.9	0	1.06	0.94
45	PQ	0	0	0	0	1.036	-9.25	0	1.06	0.94
46	PQ	0	0	0	0	1.05	-11.9	0	1.06	0.94
47	PQ	29.7	11.6	0	0	1.033	-12.5	0	1.06	0.94
48	PQ	0	0	0	0	1.027	-12.6	0	1.06	0.94
49	PQ	18	8.5	0	0	1.036	-12.9	0	1.06	0.94
50	PQ	21	10.5	0	0	1.023	-13.4	0	1.06	0.94
51	PQ	18	5.3	0	0	1.052	-12.5	0	1.06	0.94
52	PQ	4.9	2.2	0	0	0.98	-11.5	0	1.06	0.94
53	PQ	20	10	0	6.3	0.971	-12.2	0	1.06	0.94
54	PQ	4.1	1.4	0	0	0.996	-11.7	0	1.06	0.94
55	PQ	6.8	3.4	0	0	1.031	-10.8	0	1.06	0.94
56	PQ	7.6	2.2	0	0	0.968	-16	0	1.06	0.94
57	PQ	6.7	2	0	0	0.965	-16.6	0	1.06	0.94

Çizelge 4.8 : IEEE 57 baralı test sistemi generatör bilgileri. [43]

Generatör Bilgileri								
bara	Pg	Qg	Vg	Baz	Pmax	Pmin	Qmax	Qmin
1	128.9	-16.1	1.04	100	575.9	100	300	-200
2	0	-0.8	1.01	100	100	50	60	-50
3	40	-1	0.985	100	140	50	60	-50
6	0	0.8	0.98	100	100	50	50	-40
8	450	62.1	1.005	100	550	80	200	-150
9	0	2.2	0.98	100	100	50	50	-40
12	310	128.5	1.015	100	410	80	200	-150

Çizelge 4.9 : IEEE 57 baralı test sistemi hat bilgileri. [43]

Hat Bilgileri							
hat	r	x	b	rateA	rateB	rateC	ratio
1-2	0.0083	0.028	0.129	9900	0	0	0
2-3	0.0298	0.085	0.082	9900	0	0	0
3-4	0.0112	0.0366	0.038	9900	0	0	0
4-5	0.0625	0.132	0.026	9900	0	0	0
4-6	0.043	0.148	0.035	9900	0	0	0
6-7	0.02	0.102	0.028	9900	0	0	0
6-8	0.0339	0.173	0.047	9900	0	0	0
8-9	0.0099	0.0505	0.055	9900	0	0	0
9-10	0.0369	0.1679	0.044	9900	0	0	0
9-11	0.0258	0.0848	0.022	9900	0	0	0
9-12	0.0648	0.295	0.077	9900	0	0	0
9-13	0.0481	0.158	0.041	9900	0	0	0
13-14	0.0132	0.0434	0.011	9900	0	0	0
13-15	0.0269	0.0869	0.023	9900	0	0	0
1-15	0.0178	0.091	0.099	9900	0	0	0
1-16	0.0454	0.206	0.055	9900	0	0	0
1-17	0.0238	0.108	0.029	9900	0	0	0
3-15	0.0162	0.053	0.054	9900	0	0	0
4-18	0	0.555	0	9900	0	0	0.97
4-18	0	0.43	0	9900	0	0	0.978
5-6	0.0302	0.0641	0.012	9900	0	0	0
7-8	0.0139	0.0712	0.019	9900	0	0	0
10-12	0.0277	0.1262	0.033	9900	0	0	0
11-13	0.0223	0.0732	0.019	9900	0	0	0
12-13	0.0178	0.058	0.06	9900	0	0	0
12-16	0.018	0.0813	0.022	9900	0	0	0
12-17	0.0397	0.179	0.048	9900	0	0	0
14-15	0.0171	0.0547	0.015	9900	0	0	0
18-19	0.461	0.685	0	9900	0	0	0
19-20	0.283	0.434	0	9900	0	0	0
21-20	0	0.7767	0	9900	0	0	1.043
21-22	0.0736	0.117	0	9900	0	0	0
22-23	0.0099	0.0152	0	9900	0	0	0
23-24	0.166	0.256	0.008	9900	0	0	0
24-25	0	1.182	0	9900	0	0	1

Çizelge 4. 9 : (devam) IEEE 57 baralı test sistemi hat bilgileri [43].

24-25	0	1.23	0	9900	0	0	1
24-26	0	0.0473	0	9900	0	0	1.043
26-27	0.165	0.254	0	9900	0	0	0
27-28	0.0618	0.0954	0	9900	0	0	0
28-29	0.0418	0.0587	0	9900	0	0	0
7-29	0	0.0648	0	9900	0	0	0.967
25-30	0.135	0.202	0	9900	0	0	0
30-31	0.326	0.497	0	9900	0	0	0
31-32	0.507	0.755	0	9900	0	0	0
32-33	0.0392	0.036	0	9900	0	0	0
34-32	0	0.953	0	9900	0	0	0.975
34-35	0.052	0.078	0.003	9900	0	0	0
35-36	0.043	0.0537	0.002	9900	0	0	0
36-37	0.029	0.0366	0	9900	0	0	0
37-38	0.0651	0.1009	0.002	9900	0	0	0
37-39	0.0239	0.0379	0	9900	0	0	0
36-40	0.03	0.0466	0	9900	0	0	0
22-38	0.0192	0.0295	0	9900	0	0	0
11-41	0	0.749	0	9900	0	0	0.955
41-42	0.207	0.352	0	9900	0	0	0
41-43	0	0.412	0	9900	0	0	0
38-44	0.0289	0.0585	0.002	9900	0	0	0
15-45	0	0.1042	0	9900	0	0	0.955
14-46	0	0.0735	0	9900	0	0	0.9
46-47	0.023	0.068	0.003	9900	0	0	0
47-48	0.0182	0.0233	0	9900	0	0	0
48-49	0.0834	0.129	0.005	9900	0	0	0
49-50	0.0801	0.128	0	9900	0	0	0
50-51	0.1386	0.22	0	9900	0	0	0
10-51	0	0.0712	0	9900	0	0	0.93
13-49	0	0.191	0	9900	0	0	0.895
39-52	0.1442	0.187	0	9900	0	0	0
52-53	0.0762	0.0984	0	9900	0	0	0
53-54	0.1878	0.232	0	9900	0	0	0
54-55	0.1732	0.2265	0	9900	0	0	0
11-43	0	0.153	0	9900	0	0	0.958
44-45	0.0624	0.1242	0.004	9900	0	0	0
40-56	0	1.195	0	9900	0	0	0.958
56-41	0.553	0.549	0	9900	0	0	0
56-42	0.2125	0.354	0	9900	0	0	0
39-57	0	1.355	0	9900	0	0	0.98
57-56	0.174	0.26	0	9900	0	0	0
38-49	0.115	0.177	0.003	9900	0	0	0
38-48	0.0312	0.0482	0	9900	0	0	0
9-55	0	0.1205	0	9900	0	0	0.94

5. ALGORİTMALARIN TEST SİSTEMLERİNE UYGULANMASI

5.1 Algoritmalarla Kullanılan Parametreler

GA ile OGA yapılırken IEEE 14,30 ve 57 baralı örnek test sistemleri için kullanılan parametreler Çizelge 5.1’de verilmiştir.

Çizelge 5.1 : IEEE 14, 30 ve 57 baralı test sistemlerini GA ile çözmek için gerekli olan parametreler.

Test Sistemi	Popülasyon Büyüklüğü	İterasyon Sayısı	En iyi kromozom	Crossover	Mutasyon Oranı
14	50	100	5	0.6	0.05
30	50	100	5	0.6	0.05
57	100	150	5	0.6	0.05

PSO ile OGA yapılırken IEEE 14, 30 ve 57 baralı örnek test sistemleri için kullanılan parametreler Çizelge 5.2’de verilmiştir.

Çizelge 5.2 : IEEE 14, 30 ve 57 baralı test sistemlerini PSO ile çözmek için gerekli olan parametreler.

Test Sistemi	Parçacık Sayısı	İterasyon Sayısı	w_{min} ve w_{max}	Mesafe	c_1 ve c_2
14	50	100	0.1, 0.9	15	2
30	50	100	0.1, 0.9	15	2
57	100	150	0.1, 0.9	15	2
57	500	150	0.1, 0.9	15	2

YAK ile OGA yapılırken IEEE 14, 30 ve 57 baralı örnek test sistemleri için kullanılan parametreler Çizelge 5.3’de verilmiştir.

Çizelge 5.3 : IEEE 14 ,30 ve 57 baralı test sistemlerini YAK ile çözmek gerekli olan parametreler

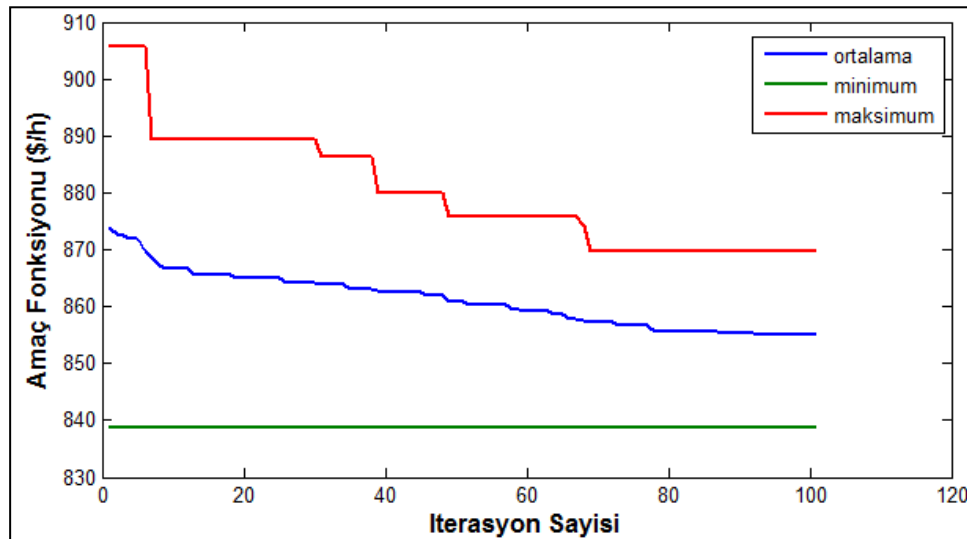
Test Sistemi	Koloni	Nektar	İterasyon	Limit
14	50	25	100	100
30	50	25	100	100
57	100	50	150	100

Çizelge 5.4’de IEEE 14, 30 ve 57 baralı standart test sistemleri için generatör maliyet katsayıları, aktif ve reaktif güç limitleri değerleri verilmiştir. Bu değerler 14 ve 30 baralı sistemler için kaynak [17]’den 57 baralı sistem için kaynak [44]’den alınmıştır.

Çizelge 5.4 : Generatör maliyet katsayıları, aktif ve reaktif güç limitleri

S. No	Test Sistemi	Bara	a	b	c	e	f	Pmin	Pmax	Qmin	Qmax
1)	IEEE 14-Bus	1	0.0016	2.00	150	50	0.0630	50	200	-40	100
		2	0.0100	2.50	25.0	40	0.0980	20	80	-40	50
		3	0.0625	1.00	0	0	0	15	50	0	40
		6	0.00834	3.25	0	0	0	10	35	-6	24
		8	0.025	3.00	0	0	0	10	30	-6	24
2)	IEEE 30-Bus	1	0.00375	2	0	50	0.063	50	200	-40	200
		2	0.0175	1.75	0	40	0.098	20	80	-20	100
		5	0.0625	1	0	0	0	15	50	-15	80
		8	0.00834	3.25	0	0	0	10	35	-15	60
		11	0.025	3	0	0	0	10	30	-10	50
		13	0.025	3	0	0	0	12	40	-15	60
3)	IEEE 57-Bus	1	0.007	7	240	100	0.0545	100	500	-200	300
		2	0.009	11	200	50	0.0930	50	150	-50	60
		3	0.009	11	200	50	0.0930	50	150	-50	60
		6	0.0075	12	190	50	0.0900	50	120	-40	50
		8	0.009	8.5	220	80	0.0710	80	300	-150	200
		9	0.0075	12	190	50	0.0900	50	120	-40	50
		12	0.009	8.5	220	80	0.0710	80	300	-150	200

5.2 Simülasyon Sonuçları

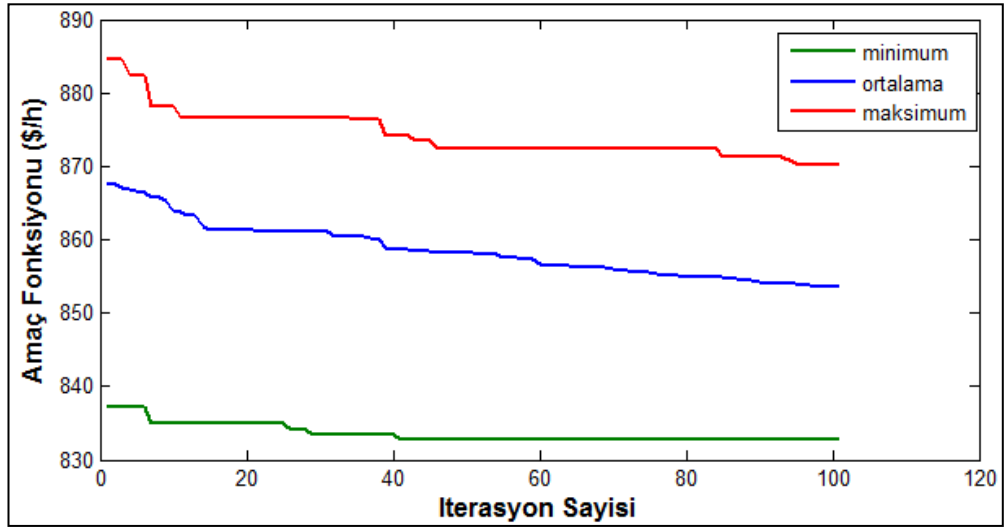


Şekil 5.1 : IEEE 14 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (GA)

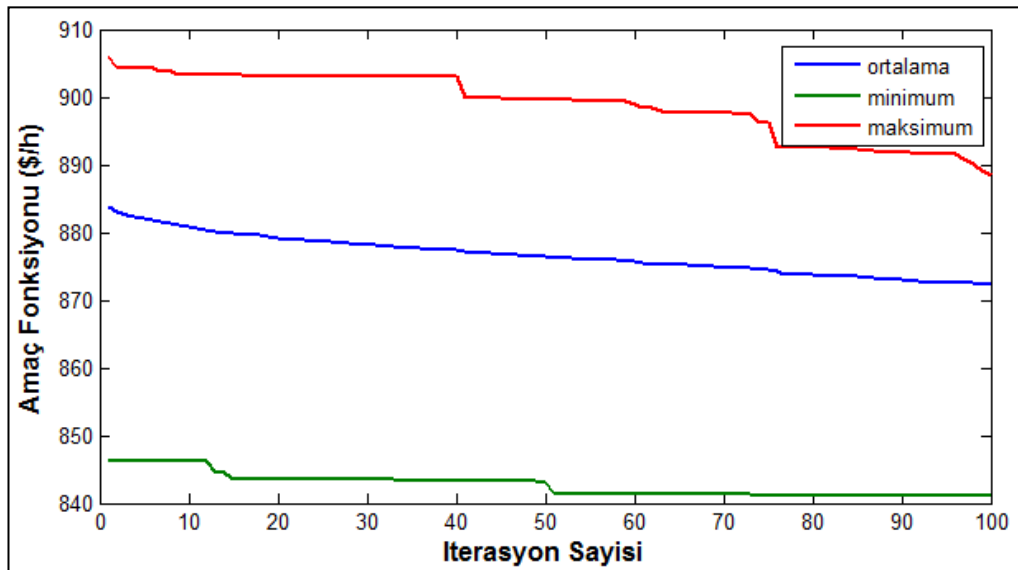
IEEE 14 baralı standart test sistemine sezgisel yöntemlerden biri olan GA uygulandığında sistemin minimumum, maksimum ve 20 deneme sonucu elde edilen

ortalama yakıt maliyet eğrileri Şekil 5.1'deki gibidir. Jenerasyon büyüklüğünü iterasyon sayısı olarak düşünmek mümkündür. Sistemin ortalama yakıt maliyet eğrisine bakıldığında, yaklaşık olarak 96. iterasyondan sonra, OGA amaç fonksiyonu yakınsamış ve optimal değerine ulaşmıştır. Aynı sistem için minimum yakıt eğrisinde fazla bir dalgalanma gözlenmezken, sistemin maksimum yakıt eğrisi 62. iterasyondan sonra yakınsamaya başlamıştır.

IEEE 14 baralı standart test sistemine PSO yöntemi 20 kes üst üste uygulandığında sistemin minimum ortalama ve maksimum yakıt eğrilerini gösteren grafik Şekil 5.2'de verilmiştir. Bu grafiğe göre minimum, ortalama ve maksimum yakıt eğrileri sırasıyla 41, 97 ve 95. iterasyon sonunda yakınsamış optimal değerlere ulaşmıştır.



Şekil 5.2 : IEEE 14 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (PSO)



Şekil 5.3 : IEEE 14 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (YAK)

IEEE 14 baralı standart test sistemi üzerinde OGA problemi YAK yaklaşımıyla çözüldüğünde, sistemin 20 deneme sonundaki minimum, ortalama ve maksimum maliyet eğrileri Şekil 5.3'deki gibi olur. OGA problemi minimum grafiği temsil eden amaç fonksiyonu 72. iterasyondan sonra , ortalama ve maksimum amaç fonksiyonları ise sırasıyla 97. ve 98. İterasyondan sonra optimal değerlerine ulaşmıştır.

Çizelge 5.5 : IEEE 14 baralı test sistemi için GA, PSO ve YAK ile OGA yapıldığında bulunan minimum sonuçların karşılaştırmalı çizelgesi (deneme sayısı=20)

IEEE 14- Bara	GA [17]	HGA [17]	HY [45]	PSO [18]	GHAA [18]	GA	PSO	YAK
P₁(MW)	172	181.13	150	197.47	199.69	198.21	199.43	199.61
P₂(MW)	26.62	46.75	80	20	20	20	20	22.07
P₃(MW)	24.83	19.15	18.32	21.34	20.82	16.89	21.42	16.98
P₆(MW)	23.41	10.18	10	11.67	15.55	16.44	16.48	11.91
P₈(MW)	19.18	10.77	10	17.77	12.51	16.30	10.87	17.35
P_{kayıp} (MW)	7.82	8.99	9.32	9.26	9.56	9.29	8.89	9.43
Maliyet (\$/h)	926.55	905.54	896.68	836.45	834.36	838.82	833.57	840.62
Yakınsama (sn.)	100.08 [46]	-	-	-	-	82.67	43.46	72.51

(-) Literatürde kaynak mevcut değildir.

Çizelge 5.6 : IEEE 14 baralı test sisteminde OGA'nın GA, PSO ve YAK ile çözülmesi sonucunda elde edilen minimum, maksimum ve ortalama değerler (deneme sayısı=20)

IEEE 14 Baralı Standart Test Sistem Amaç Fonksiyonu (\$/h)			
	GA	PSO	YAK
En İyi	838.82	832.83	840.62
Ortalama	854.96	853.56	872.19
En Kötü	869.748	870.270	888.50

OGA problemini çözmek için IEEE 14 baralı standart test sistemine sırasıyla GA, PSO ve YAK yöntemleri uygulanmış ve amaç fonksiyonu değerlerinin literatürle kıyaslandığında daha az maliyetli sonuçlar bulunduğu gözlenmiştir.

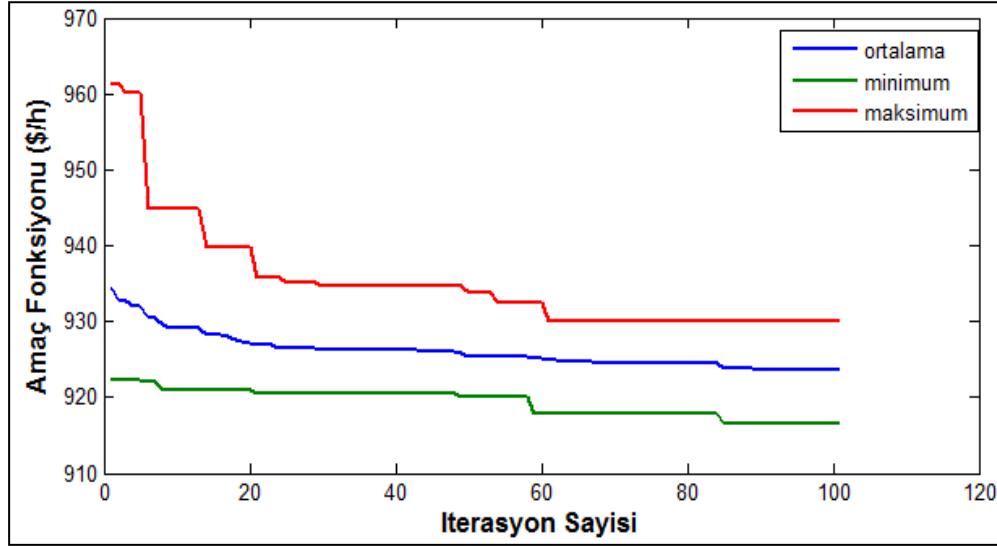
Çizelge 5.5'de IEEE 14 baralı test sistemi üzerinde OGA problemi çözümü için GA, PSO ve YAK yaklaşımları kullanılarak hesaplanan generatör ünitelerinin optimal çıkış güçlerinin ve generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyetlerinin 20 deneme sonundaki minimum değerleri gösterilmiştir. Bu çalışmada geliştirilen algoritmaların optimal çözümlerinin, literatürde yapılan benzer çalışmalar ile

karşılaştırılması için literatürden alınan optimal sonuçlar yine aynı çizelgede toparlanmıştır.

Kaynak [17]'de amaç fonksiyonu değeri GA ve HGA için sırasıyla 926.55 ve 905.54 \$/h iken bu çalışma için geliştirilen GA neticesinde aynı değer 838.82 \$/h olarak bulunmuştur. Aynı kıyaslamayı PSO için yaparsak, OGA neticesinde kaynak [18]'den alınan optimal maliyet 836.45 \$/h iken, bu çalışma için geliştirilen PSO yöntemi ile aynı değer 832.83 \$/h olarak bulunmuştur. Kaynak [46]'da Hibrit Yaklaşım (HY) sonucu bulunan maliyet değeri 896.68 \$/h olarak bulunurken [18]'deki [17]'ye alternatif olarak geliştirilen GHAA ile 834.36 \$/h maliyet değerine ulaşılmıştır. İletim kayıpları açısından bakıldığında yine kaynak [17] ve [18]'de GA, HGA, HY, PSO ve GHAA ile çözülen OGA neticesinde sistem iletim kayıpları sırasıyla 7.82, 8.99, 9.32, 9.26 ve 9.56 MW olarak hesaplanmıştır. Bu çalışma için geliştirilen GA ve PSO yöntemi ile bulunan kayıplar ise sırasıyla 9.29 ve 8.89 MW'tır. IEEE 14 baralı test sisteminin YAK yöntemi kullanılarak OGA yapılmasıyla bulunan amaç fonksiyonu, tezde geliştirilen algoritmalar kullanılarak bulunan amaç fonksiyonundan daha büyük bir değerde çıkmıştır. YAK sonucu bulunan amaç fonksiyonu değeri 840.62 \$/h olmakla birlikte kabul edilebilir limitler arasındadır. Fakat literatürde YAK ile çözüm yapılmış bir OGA problemi bulunamamış olduğundan çözümü ancak diğer algoritmalar ile karşılaştırmak mümkün olmuştur. YAK ile yapılan OGA sonucunda iletim kayıpları 9.43 MW olarak hesaplanmış ve bu değer GA ve PSO kullanılarak hesaplanan sistem iletim kayıplarından daha fazla olduğu belirlenmiştir. Son olarak, yine aynı test sistemi ele alındığında, OGA problemi amaç fonksiyonu yakınsama süresi GA kullanıldığında YAK ve PSO 'nun yakınsama sürelerine göre daha yavaş kalmıştır. Dolayısıyla bu sistem için en hızlı sezgisel yöntemin PSO olduğu sonucuna varılmıştır. Aynı zamanda amaç fonksiyonu, yani generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti bakımından PSO'nun daha minimum bir değer bulduğu ve uygulanan yöntemin daha az iletim kaybına neden olduğu saptanmıştır.

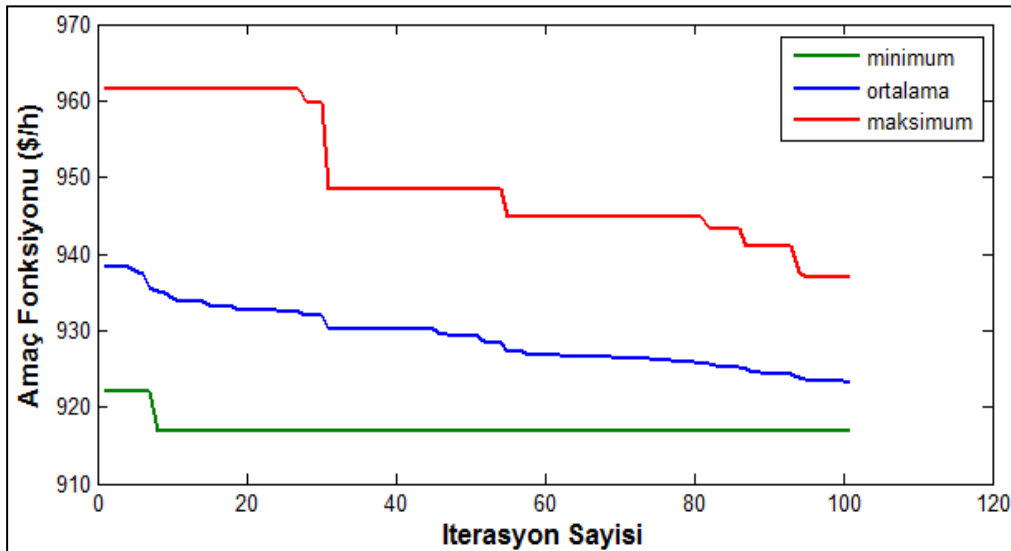
Çizelge 5.6'da ise yine IEEE 14 baralı test sistemin için OGA probleminin sırasıyla 20 defa GA, PSO ve YAK yaklaşımları ile çözülmesi sonucunda hesaplanan generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyetlerinin minimum, ortalama ve maksimum değerleri kıyaslama tablosu verilmiştir. Bu tabloda yöntemlerin gerçek performansını karşılaştırmak için baz alınması gereken nokta, ortalama yakıt

maliyetlerini veren değerlerdir. Buna göre, 20 deneme sonunda GA ve PSO hemen hemen aynı değerlerde seyrederken YAK yöntemiyle bulunan ortalama maliyet değeri daha fazladır. Fakat PSO'nun GA'ya göre daha hızlı yakınsaması IEEE 14 baralı standart test sistemi için OGA probleminin PSO ile çözümünde kısa sürede optimum değerler bulunduğu tespit edilmiştir.



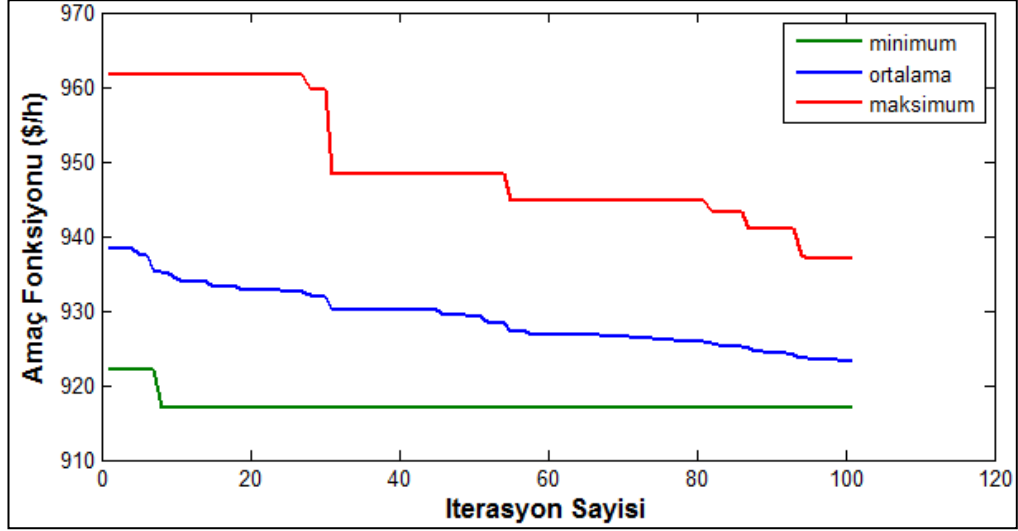
Şekil 5.4 : IEEE 30 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (GA)

Şekil 5.4 'de IEEE'nin 30 baralı sistemde OGA probleminin çözümü için 20 defa GA uygulanması sonucunda sistemin vermiş olduğu cevap verilmiştir. Bu sistem için OGA probleminin çözümünde minimum, ortalama ve maksimum maliyet değerleri sırasıyla 85, 90 ve 60 iterasyondan sonra yakınsamış ve optimal değerler bulunmuştur.



Şekil 5.5 : IEEE 30 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (PSO)

Şekil 5.5’de OGA problemi IEEE’nin 30 baralı standart test sistemi kullanılarak PSO yönteminin 20 kez tekrar edilerek çözülmüştür. Sistem için belirlenen 20 deneme sonundaki amaç fonksiyonunun maliyet eğrisi Şekil 5.5’de görüldüğü gibi 68. iterasyonda minimum değerine, 98. iterasyon sonunda ortalama değerine ve son olarak da 91. iterasyon sonunda maksimum değerine yakınsamıştır.



Şekil 5.6 : IEEE 30 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (YAK)

Şekil 5.6’da OGA problemi IEEE’nin 30 baralı standart test sistemi üzerinde YAK kullanılarak çözülmüş ve 20 deneme sonrasında sistemin amaç sonuçta Şekil 5.6’da görüldüğü gibi amaç fonksiyonunun minimum, ortalama ve maksimum maliyet eğrileri sırasıyla 66, 97 ve 91 iterasyon sonunda optimal çözüme ulaşarak yakınsamıştır.

Çizelge 5.7’de IEEE 30 baralı standart test sistemi için geliştirilen GA, PSO ve YAK yöntemleri 20 defa art arda kullanılarak OGA çözüldüğünde elde edilen amaç fonksiyonu minimum değerleri literatürde yapılan benzer çalışmalardan elde edilen minimum amaç fonksiyonu değerleriyle karşılaştırıldığında, bu sistem için tezde geliştirilen sezgisel yaklaşımların daha iyi performans sergilediği görülmektedir. GA yöntemi kullanılarak IEEE 30 baralı test sistemi için OGA yapıldığında generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti 916.56 \$/h çıkarken, literatürde GA, HGA kullanılarak yapılan benzer çalışmada aynı değer 996.03 ve 984.94 \$/h olarak çıkmıştır. Sonuç olarak tezde geliştirilen GA’nın literatürdekilere göre daha düşük maliyetli sonuçlar verdiği görülmektedir. Tezde geliştirilen PSO ile test sisteminde OGA yapıldığında bulunan değerler literatürdeki sonuçlarla kıyaslandığında literatürde amaç fonksiyonu değerleri sırasıyla 925.76 ve 920.97 \$/h olarak

bulunmuş olmasına karşın tezde 916.21 \$/h olarak bulunmuştur. Böylece tezde geliştirilen PSO'nun literatürdekilere göre daha iyi sonuçlar verdiğini söylemek mümkündür. YAK yöntemi hem literatürde hem de bu çalışmada diğer yöntemlere göre biraz daha yüksek değerli sonuçlar vermesine karşın YAK'ın sonuçlarının kabul edilebilir değerler olduğunu söylemek mümkündür. OGA problemi YAK ile çözüldüğünde tezde toplam saatlik yakıt maliyeti 916.97 \$/h olarak bulunurken, aynı değer literatürde 969.517 \$/h'dir. GHAA ve HY'nin OGA sonucunda bulunduğu maliyet değerleri sırasıyla 925.64 ve 917.34 \$/h olarak hesaplanmıştır. Tezde kullanılan kullanılan sezgisel yaklaşımlar ile sistem iletim kayıpları sırasıyla 10.16, 7.77 ve 7.78 MW olarak hesaplanmıştır. Literatürde benzer yöntemler kullanılarak elde edilen sistem iletim kayıpları sırasıyla GA ve HGA'da sırasıyla 8.7 ve 10.43 MW iken PSO'da sırasıyla 11.80 ve 10.10 MW'dir. Ayrıca GHAA ve HY için bulunan kayıpları sırasıyla 11.18 ve 7.67 MW olarak hesaplanmıştır. Literatürde, IEEE 30 baralı standart test sistemi için YAK sonucu meydana gelen sistem kayıplarının hesaplandığı herhangi bir kaynak mevcut değildir. İletim kayıpları açısından tezde geliştirilen GA ve PSO algoritmalarının literatüre oranla daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Tezde geliştirilen optimizasyon probleminde hedef amaç fonksiyonunun saatlik toplam yakıt maliyeti minimizasyonu olduğu için algoritma sonuçlarında bulunan sistem kayıplarının değerleri yorumlanabilir. Sonuçlar değerlendirildiğinde algoritmalar sonucunda bulunan iletim kayıpları değerleri kabul edilebilir limitlerdedir. IEEE 14 baralı test sisteminde olduğu gibi, bu sistem için de PSO diğer sezgisel yaklaşımlara göre 102 s.'lik çözüm süresiyle daha hızlı bir yakınsama göstermiştir.

Çizelge 5.8'de IEEE'nin 30 baralı standart test sistemi için OGA probleminin sırasıyla 20 defa GA, PSO ve YAK yaklaşımları ile çözülmesi sonucunda hesaplanan generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyetlerinin minimum, ortalama ve maksimum değerleri karşılaştırma tablosu verilmiştir. Çizelge 5.7 incelendiğinde, 20 deneme sonunda ortalama toplam yakıt maliyet değerleri GA ve PSO algoritmaları ile yaklaşık olarak aynı değerleri bulurken YAK yöntemiyle hesaplanan ortalama toplam yakıt maliyet değeri biraz daha fazladır. Fakat PSO'nun GA'ya göre daha hızlı yakınsaması IEEE 30 baralı standart test sistemi için de bir önceki sistemde olduğu gibi PSO'yu OGA problemi çözümünde daha avantajlı bir duruma getirmektedir.

Çizelge 5.7 : IEEE 30 baralı test sistemi için GA, PSO ve YAK ile OGA yapıldığında bulunan minimum sonuçların karşılaştırmalı çizelgesi (deneme sayısı=20)

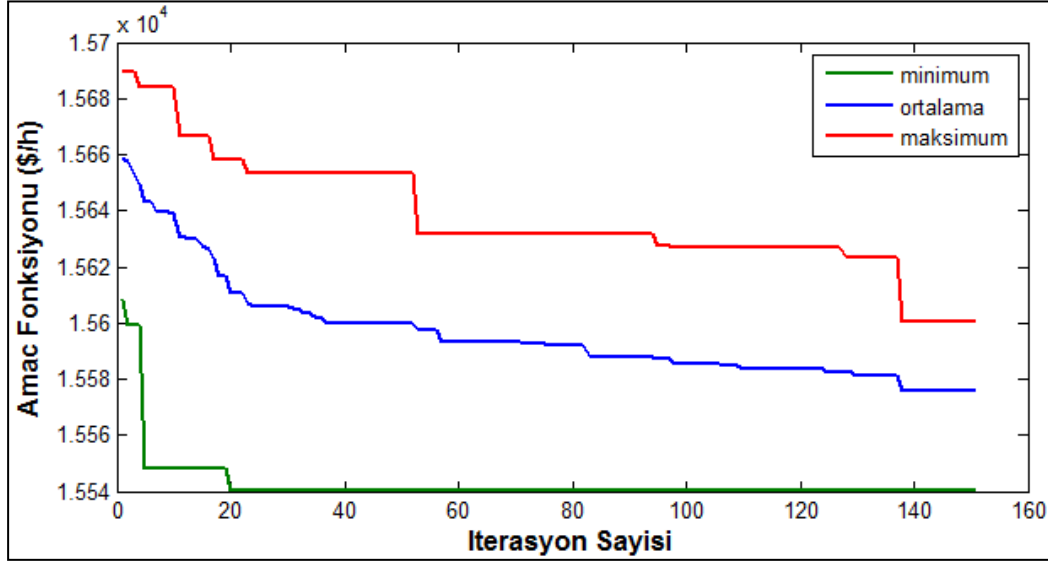
IEEE 30- Bara	GA [17]	HGA [17]	PSO [18]	GHAA [18]	PSO [48]	HY [45]	YAK [49]	GA	PSO	YAK
P₁ (MW)	150.72	182.47	197.86	199.63	199.63	199.07	130.33	197.82	149.73	149.73
P₂ (MW)	60.87	48.35	50.33	20	20	20	58.23	20.20	52.05	52.53
P₅ (MW)	30.89	19.85	15	23.76	22.27	15	26.25	24.68	22.99	23.35
P₈ (MW)	14.21	17.13	10	18.39	29.79	35	35	15.36	23.78	23.32
P₁₁ (MW)	19.50	13.67	10	17.10	10	10	21.38	13.28	21.27	22.76
P₁₃ (MW)	15.92	12.34	12	15.69	12	12	18.93	22.10	21.11	19.06
P_{kayıp} (MW)	8.7	10.43	11.80	11.18	10.10	7.67	-	7.84	7.77	7.78
Maliyet (R/h)	996.03	984.94	925.76	925.64	920.97	917.34	969.51	916.56	916.21	916.97
Yakıns. (sn.)	315[47]	-	-	-	926[47]	-	-	226.33	102	120

(-) Literatürde kaynak mevcut değildir.

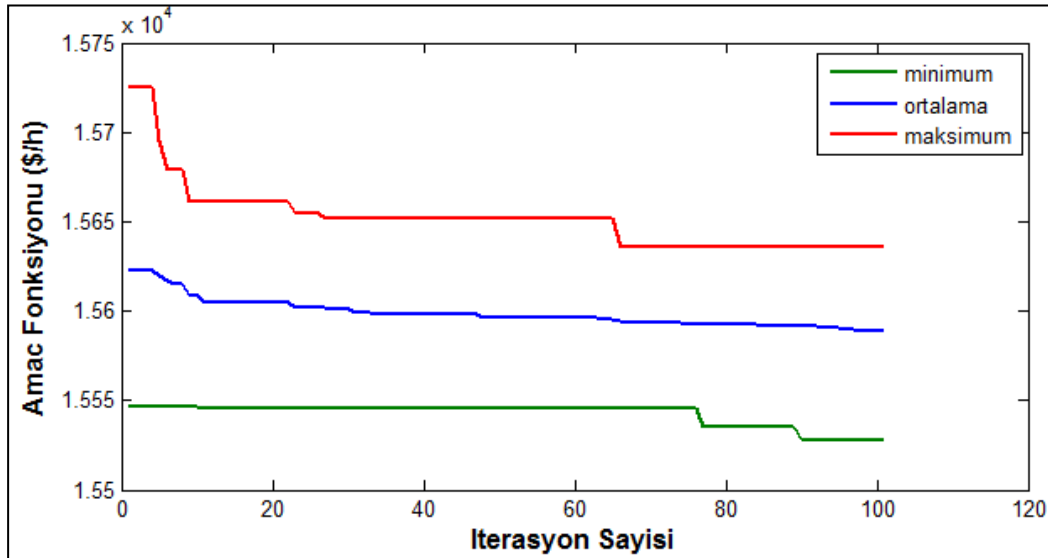
Çizelge 5.8 : IEEE 30 baralı test sisteminde OGA'nın GA, PSO ve YAK ile çözülmesi sonucunda elde edilen minimum, maksimum ve ortalama değerler (deneme sayısı=20)

IEEE 30 Baralı Standart Test Sistem Amaç Fonksiyonu (\$/h)			
	GA	PSO	YAK
En İyi	916.56	916.21	916.97
Ortalama	923.68	923.654	925.741
En Kötü	936.35	927	941.25

IEEE 57 baralı standart test sistemi için OGA problemi GA yaklaşımıyla 20 defa çözüldüğünde bulunan sistem generatör ünitelerinin saatlik minimum, ortalama ve maksimum maliyet eğrileri Şekil 5.7'deki gibidir. OGA problemi minimum maliyet eğrisini temsil eden grafik 23. iterasyondan sonra , ortalama ve maksimum maliyet eğrisi grafikleri ise sırasıyla 139. ve 138. iterasyondan sonra optimal değerlerine ulaşmıştır.



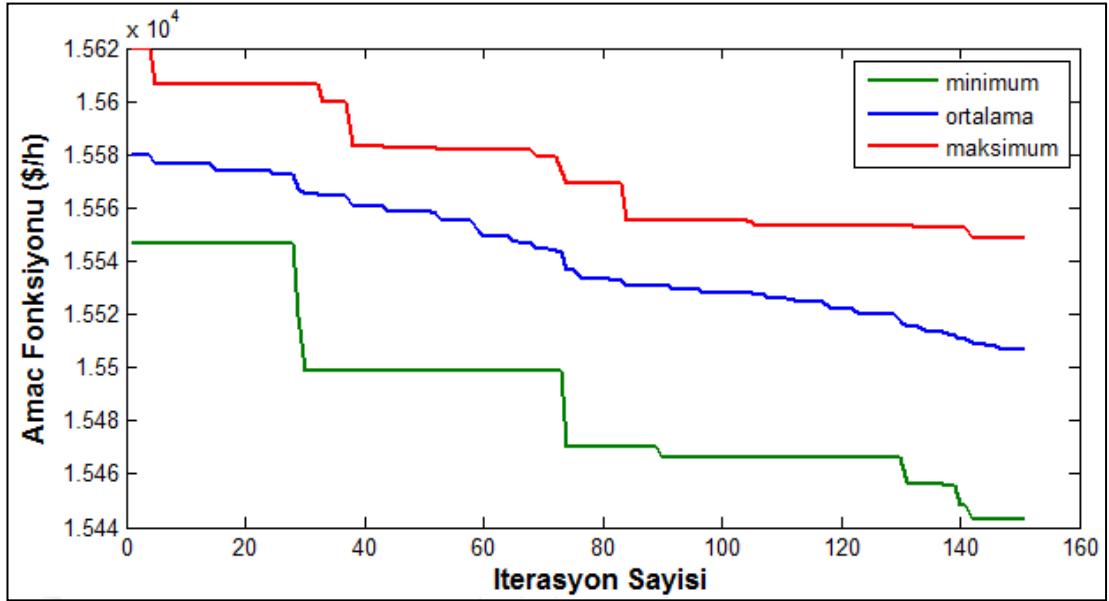
Şekil 5.7 : IEEE 57 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (GA)



Şekil 5.8 : IEEE 57 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (PSO), 100 parçacık

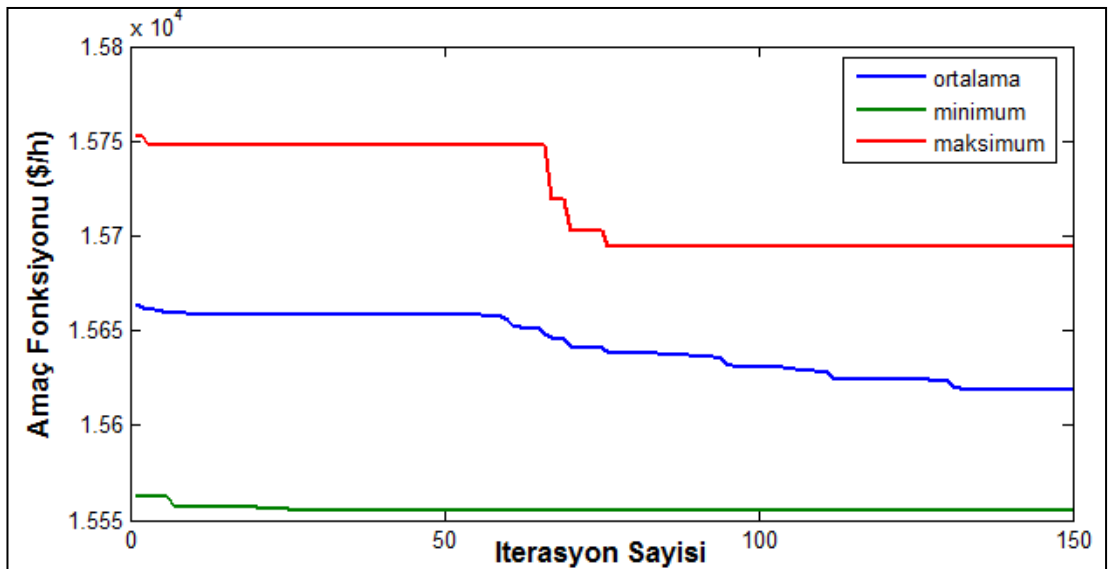
IEEE 57 baralı standart test sistemine PSO (100 parçacık) yöntemi 20 kez üst üste uygulandığında sistemin minimum, ortalama ve maksimum yakıt eğrilerini gösteren grafik sırasıyla Şekil 5.8 ve 5.9'da verilmiştir. Grafik 5.8'e göre minimum, ortalama ve maksimum yakıt eğrileri sırasıyla 78, 98 ve 64. iterasyon sonunda yakınsamış

optimal değerlere ulaşmıştır. Grafik 5.9'a göre ise minimum, ortalama ve maksimum yakıt eğrileri sırasıyla 142, 148 ve 140. iterasyon sonunda yakınsamıştır.



Şekil 5.9 : IEEE 57 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (PSO), 500 parçacık

Şekil 5.10'da IEEE 57 baralı standart test sistemi OGA problemi YAK yöntemi ile çözüldüğünde 20 deneme sonunda meydana gelen sistem cevabı gösterilmiştir. Sistem amaç fonksiyonu minimum maliyet eğrisini gösteren grafik 8. iterasyonda yakınsarken, 20 deneme sonunda elde edilen ortalama ve maksimum maliyet eğrileri sırasıyla 138 ve 76 iterasyon neticesinde yakınsamış ve optimal değerlerine ulaşmıştır.



Şekil 5.10 : IEEE 57 Baralı Test Sistemi Simülasyon Sonucu (YAK)

Çizelge 5.9’da IEEE 57 baralı standart test sistemi için OGA problemi 20 defa GA, PSO ve YAK yaklaşımları ile çözülmesi sonucunda hesaplanan generatör ünitelerinin optimal çıkış güçleri, generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti ve kullanılan yöntemlerin yakınsama süreleri gösterilmiştir. Ayrıca Çizelge 5.9’da tezde geliştirilen algoritmaların optimal sonuçlarının, literatürde yapılan benzer çalışmaların optimal sonuçları ile karşılaştırılması yapılmıştır.

Çizelge 5.9 : IEEE 57 baralı test sistemi için bulunan sonuçlarının karşılaştırmalı çizelgesi (deneme sayısı=20)

IEEE 57- Bus	GA [44]	PSO [44]	DGTA[50]	GA	PSO (100 p.)	PSO (500 p.)	YAK
P₁(MW)	330.64	331.81	489.8	443.62	391.179	395.51	444.91
P₂(MW)	83.78	84.42	100	50.76	85.72	81.73	72.577
P₃(MW)	92.73	117.86	100	84.10	81.84	120.60	86.19
P₆(MW)	85.08	84.88	50	119.48	87.36	83.69	78.41
P₈(MW)	257.01	257.01	300	212.74	260.11	256.98	260.85
P₉(MW)	120	91.90	100	115.40	72.22	120	79.82
P₁₂(MW)	300	300	150	252.81	298.69	217.36	257.12
P_{loss} (MW)	18.42	19.62	38.99	27.92	27.86	27.86	30.08
Cost (R/h)	15453	15443	15679	15540	15534	15440	15555
CPU (sec.)	-	-	-	287	136	136	152

(-) Literatürde kaynak mevcut değildir.

Çizelge 5.10 : IEEE 57 baralı test sisteminde OGA’nın GA, PSO ve YAK ile çözülmesi sonucunda elde edilen minimum, maksimum ve ortalama değerler (deneme sayısı=20)

IEEE 57 Baralı Standart Test Sistem Amaç Fonksiyonu (\$/h)				
	GA	PSO (100 p.)	PSO(500 p.)	YAK
En İyi	15540	15534	15440	15555
Ortalama	15575	15562	15506	15618
En Kötü	15596	15578	15548	15694

IEEE 57 baralı standart test sistemi OGA problemi GA ile çözüldüğünde bulunan amaç fonksiyonu değeri 15540 \$/h iken, literatürde aynı değer 15453 \$/h olarak bulunmuştur. Aynı sistem 100 parçacıklı PSO yaklaşımıyla çözüldüğünde generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti 15534 \$/h, 500 parçacıklı PSO ile çözüldüğünde 15440 \$/h olarak hesaplanırken, literatürde kaynak [44]’ de bu değer

15443 \$/h olarak hesaplanmıştır. YAK yaklaşımıyla aynı sistem için OGA problemi çözüldüğünde, amaç fonksiyonu değerinin, diğer yöntemler kullanılarak bulunan amaç fonksiyonu değerlerinden daha maliyetli olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Literatürde IEEE 57 baralı test sistemini YAK yöntemiyle çözen bir çalışma bulunamamıştır. Kullanılan sezgisel yaklaşımlar sistem kayıpları kapsamında değerlendirildiğinde, IEEE 57 baralı standart test sisteminde GA, 100 ve 500 parçacıklı PSO ve YAK yaklaşımları ile OGA yapıldığında iletim kayıpları sırasıyla 27.92, 27.86, 27.86 ve 30.08 MW olarak bulunmuştur. Aynı değerler kaynak [44]'de GA ve PSO için sırasıyla 18.42 ve 19.62 MW olarak bulunmuştur. Bu kaynakta görüldüğü üzere, meydana gelen iletim kayıpları bu çalışmadan elde edilen iletim kayıplarına nazaran daha azdır.

Tezde geliştirilen GA ve 100 parçacıklı PSO'nun literatürde benzer bir sistemi çözmek için kullanılan GA ve PSO'dan daha yüksek maliyetli amaç fonksiyonu değerleri bulduğu gözlenmiştir. IEEE'nin 14 ve 30 baralı test sistemleri için de 57 baralı sistemde olduğu gibi aynı GA, PSO ve YAK yöntemleri kullanılmış ve bu yöntemlerin performansı literatürde yapılan benzer çalışmalarla kıyaslandığında amaç fonksiyonu bakımından önemli farklılıklar göze çarpmıştır. Literatürdeki benzer çalışmalar, bu çalışmadaki karşılaştırma tablolarına geçirilmeden önce yine literatürdeki birkaç kaynakta yapılan çalışmalarla kıyaslanmış ve sonuçlarda tutarlılık gözlemlendiği için ilgili tablolara amaç fonksiyonu değerleri işlenmiştir. Literatürdeki IEEE 57 baralı standart test sistemi OGA işlemi neticesindeki minimum amaç fonksiyonu tezde geliştirilen 500 parçacık kullanılarak yapılan PSO sonucunda bulunan amaç fonksiyonundan daha fazla değerdedir. Fakat diğer sistemlerde amaç fonksiyonu bakımından oldukça iyi değerlere ulaşan GA'nın bu sistem için beklenen sonuca ulaşamaması, karşılaştırma yapılan kaynakla bu çalışma için kullanılan verilerin aynı olmamasından kaynaklanıyor olabilir. Nitekim literatürde karşılaştırma yapmak için kullanılan bu kaynak, IEEE 57 baralı standart test sistemi için yapılmış nadir çalışmalardan sadece karşılaştırmaya en uygun olanıdır ve bu çalışmada kullanılan GA ve PSO'ya Contingency-Constrained (Acil-Durum Kısıtlamalı) koşulları ilave edildiğinden saf GA ve PSO'nun bulduğu minimum amaç fonksiyonu değerine ulaşamamıştır. Çünkü acil durum kısıtlamaları maliyet minimizasyonu yapmak için kullanılan koşulları da ilaveten kısıtladığından, tezde geliştirilen 500 parçacıklı PSO hariç literatürde daha az maliyetli sonuçlara

ulaşılmıştır . Fakat bu çalışma ve literatürde yapılan benzer çalışma göz önüne alınıp amaç fonksiyonları için bir kıyaslama yapıldığında, Çizelge 5.13’de literatürdeki değerlerin sadece %0.56 oranında daha iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir. PSO ve YAK çalışmaları için literatürde yakınsama sürelerine ilişkin bir veri bulunamazken bu çalışma için OGA’nın GA ile çözülmesine göre literatürdeki aynı verilerin kullanıldığı GA ile çözümünden daha hızlı yakınsadığı sonucuna varılmıştır. Sonuç olarak, IEEE’nin 57 baralı standart test sistemine bu çalışma için geliştirilen GA, PSO ve YAK yöntemlerinin OGA probleminin çözümüne uygulanabilir olduğu anlaşılmıştır. OGA’nın PSO ile çözümü diğer test sistemlerinin çözümünde görüldüğü gibi en minimum amaç fonksiyonu değerine en kısa zamanda ulaşmıştır.

Çizelge 5.10’da IEEE’nin 57 baralı standart test sistemi için OGA probleminin sırasıyla 20 defa GA, PSO ve YAK yaklaşımları ile çözülmesi sonucunda hesaplanan generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyetlerinin minimum, ortalama ve maksimum değerleri karşılaştırma tablosu verilmiştir. Çizelge 5.9 dikkate alındığında, 20 deneme sonunda ortalama toplam yakıt maliyet değerleri OGA PSO ile çözüldüğünde daha optimal değerlere ulaşmıştır. YAK yöntemiyle bulunan ortalama toplam yakıt maliyet değeri GA ve PSO çözümleri ile karşılaştırıldığında biraz daha fazla olduğu görülmüştür.

6. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Genel bir değerlendirme yapabilmek için IEEE 14, 30 ve 57 baralı standart test sistemleri OGA probleminin sırasıyla tezde geliştirilen GA, PSO ve Derviş Karaboğa tarafından geliştirilen YAK ile çözülmesi sonucu ve literatürde aynı sistemler ve aynı çözüm yöntemleri kullanılarak elde edilen generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti, kullanılan yöntemin sistem iletim kayıplarına etkisi ve yakınsama süreleri Çizelge 6.1’de toplu olarak verilmiştir.

Çizelge 6.1 : IEEE 14, 30 ve 57 baralı standart test sistemi OGA probleminin GA, PSO ve YAK yöntemleriyle çözülmesi sonucunda elde edilen generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti, sistem iletim kayıpları ve yakınsama süreleri

Sistem Bilgisi	Yöntem	Amaç Fonksiyonu(\$/h)	Sistem Kayıpları(MW)	Yakınsama Süresi (s)
IEEE 14 Baralı Standart Test Sistemi	HGA	905.54[17]	8.99[17]	-
	GA	926.55[17] 838.82	7.82[17] 9.29	100.08[48] 82.67
	PSO	836.45[47] 832.83	9.26[47] 8.89	- 43.46
	HY	896.68[45]	9.32[45]	-
	GHAA	834.36[18]	9.56[18]	-
	YAK	840.62	9.43	72.51
IEEE 30 Baralı Standart Test Sistemi	HGA	984.94[17]	10.43[17]	-
	GA	996.03[17] 916.56	8.7[17] 7.84	315[47] 114.33
	PSO	925.76[18] 920.97[48] 916.21	11.18[18] 10.10[48] 7.77	- 926[47] 116.29
	HY	917.34[45]	7.67[45]	-
	GHAA	925.64[18]	11.18[18]	-
	YAK	969.51[49] 916.97	- 7.78	- 120.29
IEEE 57 Baralı Standart Test Sistemi	GA	15453[44] 15540	18.42[44] 25.92	- 287.27
	PSO	15443[44]	19.62[44]	-
	PSO(500 p.)	15440	27.86	136.34
	PSO(100 p.)	15434	27.86	136.34
	DGTA	15679[50]	38.99[50]	-
	YAK	15555	30.08	152.11

Not: Kırmızı ile belirtilen değerler tezde elde edilen değerlerdir.

Simülasyon sonuçlarını 3 temel başlık altında toparlayabiliriz:

6.1 Simülasyon Sonuçlarından Bulunan Amaç Fonksiyonu Değerlerinin Yorumlanması

IEEE 14, 30 ve 57 baralı test sistemleri için OGA problemi çözümünde sırasıyla GA, PSO ve YAK yöntemleri kullanılmış ve aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir:

- PSO kullanılarak OGA problemi çözümü yapıldığında, literatürdeki çalışmalara göre daha minimum saatlik toplam generatör yakıt maliyeti değerleri elde edilmiştir.
- Tezde geliştirilen PSO ve GA yöntemi, literatürde benzer çalışmalar için geliştirilen PSO yönteminden daha iyi performans göstermiştir (GA ile çözülen IEEE-57 baralı sistem için literatürde yapılan çalışma bu genellemeye dahil değildir. Fakat amaç fonksiyonu değerleri arasındaki fark yaklaşık %5.6 civarında olmakla birlikte, literatürde yapılan çalışmada GA'ya ek olarak amaç fonksiyonu için Acil-Durum Kısıtlamaları da kullanılmıştır. Acil-Durum kısıtlamaları altında OGA problemini incelemek ayrı bir çalışma konusu olduğundan tezde bu çalışmaya yer verilmemiştir.).
- Literatürde OGA problemini çözmek için kullanılan PSO yönteminin bu çalışmada olduğu gibi GA yönteminden daha minimum maliyet değerlerine ulaşması bu çalışma için geliştirilen PSO ve GA'nın OGA probleminin çözümünde doğru sonuçlar verdiğini göstermektedir.
- Tezde OGA problemine uyarlanan YAK yöntemi ile generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyeti biraz daha fazla çıkmıştır. Bu da YAK'ın OGA probleminde kullanılabilir olduğunu göstermektedir

6.2 Simülasyon Çalışmalarından Bulunan İletim Kayıplarının Değerlendirilmesi

IEEE 14, 30 ve 57 baralı test sistemleri için OGA problemi çözümünde sırasıyla GA, PSO ve YAK yöntemleri kullanılarak çözüldüğünde elde edilen sistem kayıpları aşağıdaki gibi yorumlanmalıdır:

- Test sistemlerinin yukarıda belirtilen sezgisel yaklaşımlar kendi içlerinde değerlendirildiğinde sonucu elde edilen iletim kayıpları arasındaki fark yok denecek kadar azdır.
- Tezde OGA problemi amaç fonksiyonu olarak ; generatör ünitelerinin saatlik toplam yakıt maliyetinin minimizasyonu yapılmıştır. İletim kayıplarını da amaç fonksiyonu yapan OGA problemleri mevcuttur ancak sonuçta kayıplar kabul edilebilir sınırlarda çıktığından tezde yakıt maliyetinin optimizasyonu yapılmıştır. Genel olarak bulunan iletim kayıpları değerleri 57 baralı sistem hariç literatürde bulunan değerlerden daha azdır.

6.3 Simülasyon Sonuçlarının Yakınsama Sürelerinin Değerlendirilmesi

IEEE 14,30 ve 57 baralı standart test sistemlerine sırasıyla GA, PSO ve YAK yöntemleri uygulandığında, OGA problemi amaç fonksiyonu yakınsama süreleri için aşağıdaki sonuçlara ulaşabiliriz:

- OGA amaç fonksiyonu bu çalışma için geliştirilen PSO ile IEEE 30 baralı test sistemi çözüldüğünde, yine bu çalışma için geliştirilen GA ve Derviş Karaboğa tarafından geliştirilen ve probleme OGA problemine uyarlanan YAK yöntemlerine nispeten daha hızlı bir yakınsama göstermiştir.
- Diğer sistemler için literatürde uygun bir kaynak olmadığından karşılaştırma yapılamamıştır.
- Bu çalışma için OGA problemini YAK ile çözümü neticesinde, YAK yönteminin, diğer yöntemlere göre en yavaş yakınsayan yöntem olduğu yapılan çalışmalar sonucunda belirlenmiştir.

IEEE 14, 30 ve 57 baralı standart test sistemleri GA, PSO ve YAK sezgisel yöntemleriyle sırasıyla çözülmüş ve sonuç olarak PSO yönteminin daha minimum amaç fonksiyonu değerlerini bulması, daha az kayıplı güç iletimini sağlaması ve son olarak da daha kısa sürede yakınsaması, PSO'yu OGA problemini çözmede diğer yöntemlerden daha avantajlı hale getirmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] **Kaur, H. , Brar, Y.S. ve Randhawa, J. S.** (2010). Optimal power flow using power world simulator *Electric and Energy Conference (EPEC)*, Halifax, UK, 25-27 Ağustos.
- [2] **AlRashidi, M. R., ve El-Hawary, M. E.** (2007). Hybrid particle swarm optimization approach for solving the discrete OPF problem considering the valve loading effects”, *IEEE Transactions on Power Systems*, **4**, 2030-2038, Halifax, USA
- [3] **Sumpavakup, C., Srikun, I., ve Chusanapiputt, S.** (2010). A solution to the optimal power flow using artificial bee colony algorithm, *International Conference on Power System Technology (POWERCON)*, Tailand, 28-28 Ekim.
- [4] **Pandya, K. S. ve Joshi, S. K.** (2008). A survey of optimal power flow methods,” *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, **4**, 450-458.
- [5] **Hoseinabadi, H. H., Hosseini, S.H. ve Hajian, M.** (2008). Optimal power flow solutions by a modified particle swarm optimization algorithm, *Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, Padova, Italy, 1-4 Eylül.
- [6] **Abu-Mouti, F. S., ve El-Hawary, M. E.** (2012). Overview of artificial bee colony (ABC) algorthim and its applications, *Systems Conference (SysCon)*, Vancouver, Canada, 12-22 Mart.
- [7] **Lai, L. ve Ma, J.** (1997). Improved genetic algorithms for optimal power flow under both normal and contingent operation states, *International Journal Electrical Power & Energy Systems*, **19** , 287-292.
- [8] **Yuryevich, J. and Wong, K. P.** (1999) Evolutionary programming based optimal power flow algorithm, *IEEE Transactions on Power Systems*, **14**, 1245-1250.
- [9] **Abido, M. A.** (2002). Optimal power flow using particle swarm optimization *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, **24**, 563-571.
- [10] **Kennedy, J. ve Eberhart, R. C.** (1995). Particle swarm optimization, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'95)*, **4** , 1942-1948, Perth, Australia, 27 Kasım- 1 Aralık.
- [11] **Leeton, U., Kwannetr, U., Uthitsunthorn D. ve Sinsuphun, N.** (2010). Power loss minimization using optimal power flow based on particle swarm optimization, *Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON) International Conference*, Thailand, 19-21 Mayıs.

- [12] **Karaboğa, D. ve Baştürk, B.** (2005). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization, Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Departmanı, Teknik Sunum, Türkiye.
- [13] **Abido, M.A.** (2002) Optimal power flow using tabu search algorithm *Electric Power Components and Systems*, **30**, 469-483
- [14] **Rajasekar, N., Soravana Ilango, G., Edward Belwin, J. ve Rajendra, K.** (2009). A novel approach using particle swarm optimization technique for optimum power flow problem with reduced control variables *Proceedings of World Academy of Science Engineering and Technology*, **37**, 2070-2076.
- [15] **El-Hawary, M. E.** (2006). *Power System Stability and Control*, Taylor&Francis Group, Dalhousie University, USA.
- [16] **Chakrabarti, R. ve Choudhuri, S.** (2008). Nonconvex economic dispatch with heuristic load patterns using improved fast evolutionary program *Electric Power Components and Systems*, **34**, 37-45.
- [17] **Malik, T. N., Asar, A., Wyne, M. F. ve Akhtar, S.** (2010). A new hybrid approach for the solution of nonconvex economic dispatch problem with valve-point effects, *Electric Power Systems Research*, **80**, 1128-1136.
- [18] **Yaşar, C. ve Özyön, S.** (2011). A new hybrid approach for nonconvex economic dispatch problem with valve-point effects”, *Energy*, **36**, 5838-5845
- [19] **Wood, A. J. ve Wollenberg, B. F.** (1996). *Power generation operation and control*, New York, USA
- [20] **Sayah, S. ve Zehar, K.** (2008). Modified differential evolution algorithm for optimal power flow with non-smooth cost functions, *Energy Conversion and Management*, **49** 3036-3042
- [21] **Abido, M. A.** (2010). Multi objective particle swarm optimization for optimal power flow problem *Handbook of Swarm Intelligence*, **8**, 241-268.
- [22] **Geidl, M. ve Andersson, A.** (2007). Optimal power flow of multiple energy carriers , *IEEE Transactions on Power Systems*, **22**, 145-155.
- [23] **Soares, J., Sousa, T., Vale, Z. A., Morais, H. ve Faria, P.** (2011). Ant colony search algorithm for the optimal power flow problem, Power and Energy Society General Meeting, Porto, Portugal, 24-29 Temmuz.
- [24] **Tong, X. ve Lin, M.** (2005). Semismooth newtontype algorithms for solving optimal power flow problems”, *Transmission and Distribution Conference and Exhibition: Asia and Pacific*, Dalian, China.
- [25] **Younes, M. ve Abdelhakem-Koridak, L.** (2005). Optimal power flow based on hybrid genetic algorithm, *Journal of Information Science and Engineering*, **23**, 1801-1816.
- [26] **Casanova, R. ve Lopez, G.** (2011). An Linear Programming-based optimal power flow for transmission losses and generator reactive margins

minimization, *IEEE Porto Power Technical Conference*, Porto, Portugal, 10-13 Eylül.

- [27] **Sun, D. I., Ashley, B., Brewer, B., Hughes, A., ve Tinney, W. F.** (1984). Optimal power flow by newton approach, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, **103**, 2864-2875.
- [28] **Yan, X. ve Quintana, V. H.** (1999). Improving an interior point based optimal power flow by dynamic adjustments of step sizes and tolerances, *IEEE Transactions on Power Systems*, **14**, 709-717.
- [29] **Yuan, X., Wang, L., Zhang, Y. ve Yuan, Y.** (2009). A hybrid differential evolution method for dynamic economic dispatch with valve-point effects, *Expert Systems with Applications*, **36**, 4042-4048.
- [30] **Labbi, Y. ve Attous, D.** (2010). Big bang – big crunch optimization algorithm for economic dispatch with valve-point effect, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, **16**, 48-56.
- [31] **Lin, W. M., Gow, H. J. ve Tsay, M. T.** (2007). A partition approach algorithm for nonconvex economic dispatch, *Electrical Power and Energy Systems*, **29**, 432-438.
- [32] **Selvekumar, A. I. ve Thanushkodi, K.** (2008). Anti-predatory particle swarm optimization solution to nonconvex economic dispatch problems *Electrical Power Systems Research*, **78**, 2-10.
- [33] **Chaturvedi, K. T., Pandit, M. ve Srivastava, L.** (2009). Particle swarm optimization with time varying acceleration coefficients for non-convex economic power dispatch, *Electrical Power and Energy Systems*, **31**, 249-257.
- [34] **Panigrahi, B. K., Yadav, S. R. ve Tiwari, M. K.** (2007). A clonal algorithm to solve economic load dispatch *Electric Power Systems Research*, **77**, 1381-1389
- [35] **Da-kuo, H., Fu-li, W. ve Zhi-Zhong, M.** (2008). Hybrid genetic algorithm for economic dispatch with valve-point effect, *Electric Power Systems Research*, **78**, 626-633.
- [36] **Murata, T. ve Ishibuchi, H.** (1994). Performance evaluation of genetic algorithms for flowshop scheduling problems, *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Orlando, Florida, USA, 27-29 Haziran.
- [37] **Kowalczyk, R.** (1997). Constrained genetic operators preserving feasibility of solutions in genetic algorithms *Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications*, Glasgow, Scotland, 2-4 Eylül.
- [38] **Karaboğa, D.** (2011). *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*, Nobel Yayın, Ankara, Türkiye
- [39] **Muneender, E. ve Vinod, K. M.** (2009). A zonal congestion management using particle swarm optimization and real coded genetic algorithm, *Power Systems Conference and Exposition (PSCE'09. IEEE/PES)*, Seattle, WA, USA, 15-18 Mart.

- [40] **Yang, H., Dai, Y. ve Zhang, Z.** (2008). Application in improved genetic algorithms for optimization of reactive power *IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application*, Wuhan, China, 19-20 Aralık.
- [41] **Attous, D. B. ve , Labbi, Y.** (2009). Particle swarm optimization based optimal power flow for units with non-smooth fuel cost functions, *Electrical and Electronics Engineering (ELECO 2009)*, Bursa, Türkiye, 5-8 Kasım.
- [42] **Url-1** <<http://www.ee.washington.edu/research/pstca/>>, Alındığı Tarih : 21/04/2012
- [43] **Zimmerman, R. D. ve Murillo-Sanchez, C.E.** (2011). Matpower 4.0, *User Manual*, 2010-2011 Power Systems Engineering Research Center (Pserc)
- [44] **Gaing, Z. L. ve Lin, C. H.** (2011). Contingency-constrained optimal power flow using simplex-based chaotic-particle swarm optimization algorithm, *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2011, 1-13.
- [45] **Sajjadi, S. M., Yazdankhah, A. S. ve Ferdoussi, F.** (2012). A new approach for economic dispatch problem with losses effect based on valve-point active power, *Electric Power Systems Research*, **92**, 81-86.
- [46] **Kwannetr, U., Leeton, U. ve Kulworawanichpong, T.** (2011). Optimal power flow using artificial bee colony algorithms *Advances in Energy Engineering (ICAEE)*, Beijing, China, 19-20 Haziran.
- [47] **Vu, P. T., Le, D. L. ve Tlusty, J.** (2010). A novel weight-improved particle swarm optimization algorithm for optimal power flow and economic load dispatch problems, *Transmission and Distribution Conference and Exposition*, New Orleans, LA, USA, 19-22 Nisan.
- [48] **Thanushkodi, K., Pandian, S. M. ve Apragash, R. S., Jothikumar, M. ve Vindoh, K.** (2008). An efficient particle swarm optimization for economic dispatch problems with non-smooth cost functions *WSEAS Transactions on Power Systems*, **3**, 257-266 .
- [49] **Slimani, L. ve Bouktir, T.** (2011). Optimal power flow using artificial bee colony with incorporation of FACTS devices: A case study, *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E)*, November-December.
- [50] **Fadıl, S., Yazıcı, A. ve Urazel, B.** (2012). A solution to security constrained non-convex economic dispatch problem by modified subgradient algorithm based on feasible values *Electrical Power and Energy Systems*, **43**, 849-858.

ÖZGEÇMİŞ



Ad Soyad: Rengin İdil CABADAĞ
Doğum Yeri ve Tarihi: ANKARA, 21.04.1986
Adres: 2026. Cd. 2359. Sok. Özlem Sitesi 7/19 Mesa Batıkent
ANKARA 06370
E-Posta: rengincabadag@gmail.com
Lisans Üniversitesi: Yıldız Teknik Üniversitesi