



**DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**BENZERLİK TABANLI GENETİK ALGORİTMA
KULLANARAK OPTİMAL GÜÇ AKIŞI**

Bekir Emre ALTUN

ELEKTRİK EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

**HAZİRAN 2011
DÜZCE**

**DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**BENZERLİK TABANLI GENETİK ALGORİTMA
KULLANARAK OPTİMAL GÜÇ AKIŞI**

Bekir Emre ALTUN

ELEKTRİK EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

**HAZİRAN 2011
DÜZCE**

Bekir Emre ALTUN tarafından hazırlanan “BENZERLİK TABANLI GENETİK ALGORİTMA KULLANILARAK OPTİMAL GÜÇ AKIŞI” adlı bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Yrd.Doç Dr. Uğur GÜVENÇ
Tez Danışmanı, Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Elektrik Eğitimi Anabilim Dalında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Yrd.Doç Dr. Ali ÖZTÜRK
Düzce Üniv. Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Yrd.Doç Dr. Uğur GÜVENÇ
Tez Danışmanı, Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Yrd.Doç Dr. Mehmet Fatih IŞIK
Düzce Üniv. Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Tarih: 06/06/2011

Bu tez ile Düzce Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Yüksek Lisans derecesini onamıştır.

Prof. Dr. Refik KARAGÜL
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Bekir Emre ALTUN

ÖNSÖZ

Yüksek lisans öğrenimim sırasında ve tez çalışmalarım boyunca gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam ve tez danışmanım Yrd. Doç. Dr. Uğur GÜVENÇ'e, yardımlarını esirgemeyen çok değerli meslektaşım Arş.Gör. Serhat DUMAN'a en içten dileklerle teşekkür ederim.

Haziran 2011

Bekir Emre ALTUN

İÇİNDEKİLER

Sayfa

| | |
|--|------|
| ÖNSÖZ..... | i |
| İÇİNDEKİLER | ii |
| ŞEKİL LİSTESİ | v |
| ÇİZELGE LİSTESİ | vi |
| SEMBOL LİSTESİ..... | vii |
| ÖZ | viii |
| ABSTRACT | ix |
| 1. GİRİŞ..... | 1 |
| 2. GENEL KISIMLAR | 5 |
| 2.1. TASARLANAN YÖNTEMİN FORMÜLASYONU | 5 |
| 2.1.1. Amaç Fonksiyonu..... | 5 |
| 2.1.2. Eşitlik Kısıtları | 6 |
| 2.1.3. Eşitsizlik Kısıtları..... | 6 |
| 2.1.4. Kaybın Minimizasyonu İçin Optimal Güç Akışı Formülasyonu..... | 7 |
| 2.1.5. Emisyonun Minimizasyonu İçin Optimal Güç Akışı Formülasyonu | 8 |
| 2.2. GENETİK ALGORİTMA..... | 10 |
| 2.2.1. Genetik Algoritma Tarihçesi..... | 10 |
| 2.2.2. Genetik Algoritmanın Üstünlükleri | 12 |
| 2.2.3. Genetik Algoritmaların Uygulama Alanları..... | 15 |
| 2.2.3.1. Otomatik Programlama Ve Bilgi Sistemleri..... | 15 |
| 2.2.3.2. Optimizasyon | 15 |
| 2.2.3.3. Mekanik Öğrenme | 15 |
| 2.2.3.4. Finans Ve Pazarlama..... | 15 |
| 2.3. GENETİK ALGORİTMADA TEMEL KAVRAMLAR | 16 |

| | |
|---|-----------|
| 2.3.1. Gen..... | 16 |
| 2.3.2. Kromozom | 16 |
| 2.3.3. Popülasyon (Yığın)..... | 16 |
| 2.3.4. Yeniden Üretme..... | 17 |
| 2.3.5. Başlangıç Yığınının Oluşturulması..... | 17 |
| 2.3.6. Uygunluk Değeri | 18 |
| 2.3.7. Dizilerin Seçilmesi | 18 |
| 2.3.8. Kodlama | 19 |
| 2.3.8.1. Gerçek Kodlu (Gerçel) Kodlama | 20 |
| 2.3.9. Seçim Mekanizmaları | 22 |
| 2.3.9.1. Orantılı Seçim Mekanizmaları | 22 |
| 2.3.9.2. Sıralı Seçim Mekanizmaları | 23 |
| 2.3.9.3. Turnuva Seçim Mekanizması | 23 |
| 2.3.9.4. Denge Durumu Seçim Mekanizması..... | 23 |
| 2.4.10. Genetik Operatörler..... | 23 |
| 2.4.10.1 Çaprazlama Operatörü..... | 23 |
| 2.4.10.2. Değişim (Mutasyon) Operatörü | 25 |
| 2.4.10.3. Tamir Operatörü | 26 |
| 2.4.10.4. En İyinin Saklanması | 26 |
| 2.4.11. Genetik Algoritmanın Çalışması | 26 |
| 3. MATERYAL VE YÖNTEM..... | 29 |
| 3.1.BENZERLİK KAVRAMI VE İLİŞKİSİ..... | 30 |
| 3.2. BENZERLİK ÖLÇÜMÜ | 31 |
| 3.3. OPTİMAL GÜÇ AKIŞI PROBLEMİNE UYGULANAN YAKLAŞIM..... | 34 |
| 4. BULGULAR..... | 35 |
| 4.1 BENZETİM SONUÇLARI | 35 |

| | |
|----------------------------------|-----------|
| 5. TARTIŞMA VE SONUÇ..... | 41 |
| KAYNAKLAR..... | 42 |
| ÖZGEÇMİŞ..... | 45 |

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

| | | |
|-------------------|--|-----------|
| Şekil 3. 1 | : Popülasyonun Yapısı..... | 17 |
| Şekil 3. 2 | : Genetik Algoritma kodlama biçimleri..... | 20 |
| Şekil 3. 3 | : Gerçek kodlu Genetik Algoritma akış diyagramı..... | 21 |
| Şekil 3. 4 | : Genetik Algoritma akış diyagramı | 28 |
| Şekil 3. 5 | : Simülasyon karakteristiği | 34 |
| Şekil 4. 1 | : IEEE 30 Baralı test sisteminin tek hat şeması..... | 35 |

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

| | | |
|---------------------|--|-----------|
| Çizelge 4. 1 | : IEEE 30- Baralı sistemin üretim yakıt maliyet katsayıları..... | 36 |
| Çizelge 4. 2 | : IEEE 30- Baralı sistem hat verileri..... | 36 |
| Çizelge 4. 3 | : IEEE 30- Baralı sistemin bara verileri | 38 |
| Çizelge 4. 4 | : IEEE 30- Baralı sistem için önerilen optimizasyon sonuçları..... | 39 |
| Çizelge 4. 5 | : Farklı yöntemler için yakıt maliyeti karşılaştırmaları | 40 |

SEMBOL LİSTESİ

| | |
|---|--|
| F(x) | : Amaç fonksiyonu |
| P_g | : Generatör aktif gücü |
| Q_g | : Generatör reaktif gücü |
| Φ | : Faz açısı |
| V | : voltaj değeri |
| a, b, c | : Generatörün birim maliyet eğrisi |
| G_k | : k'inci hat iletkenliği |
| B_k | : k'inci hat suseptansı |
| δ_i | : i'inci baranın faz açısı |
| F₂ | : toplam NO _x emisyonu |
| F₃ | : toplam SO _x emisyonu |
| F₄ | : toplam CO _x emisyonu |
| a_{si}, b_{si}, c_{si} | : i'inci generatörün NO _x emisyon katsayılarıdır. |
| a_{si}, b_{si}, c_{si} | : i'inci generatörün SO _x emisyon katsayılarıdır. |
| a_{ci}, b_{ci}, c_{ci} | : i'inci generatörün CO _x emisyon katsayılarıdır. |
| Π | : Genetik Algoritmada Dizi uzunluğu |
| GA | : Genetik Algoritma |
| C_k | : Benzerlik kategorileri |
| N_k | : Herhangi bir C _k kategorisindeki örnek sayı |
| h_k(x) | : C _k kategorisindeki her depolanmış örnek arasındaki toplam benzerlik |
| m_k | : Anne kromozom |
| f_k | : Baba kromozom |
| x_i | : Annenin i'inci kromozom değişkeni |
| y_i | : Babanın i'inci kromozom değişkeni |
| Δ_l | : Anne ve baba kromozomları arası uzaklık |
| d_{f,m} | : Oklite göre jeneratör mesafesi |
| D_n | : Normalleştirme katsayısı |
| S(x_i, y_i) | : Anne ve baba kromozomları (x _i ve y _i ye göre) için benzerlik uzaklığı |

**BENZERLİK TABANLI GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK OPTİMAL
GÜÇ AKIŞI**

(Yüksek Lisans Tezi)

Bekir Emre Altun

DÜZCE ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Haziran 2011

ÖZ

Bu tez, Güç sistemlerinde Optimal Güç Akışı probleminin çözümü için benzerlik tabanlı genetik algoritmanın adaptasyonunu açıklamaktadır. Önerilen metotta, yeni kromozomların hesaplanması için üç farklı benzerlik ölçümü kullanılmıştır. Toplam yakıt maliyetini en aza indirmek için standart IEEE 30 baralı sistem üzerinde transformatör ve güvenlik kısıtları dikkate alınarak önerilen yaklaşım ile güç akışı denklemleri ve üretimi uygulaması yapılmıştır. Tezde uygulanan yöntemin uygulanabilirliği literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Simülasyon sonuçları önerilen yaklaşımın güç sistemlerinde Optimal Güç Akışı probleminin çözümü için etkililik ve verimlilik açısından umut verici alternatif bir yaklaşım olarak son derece yüksek değer taşıdığı görülmektedir.

Bilim Kodu :

Anahtar Kelimeler: Optimal Güç Akışı, Güç Sistemleri, Optimizasyon, Benzerlik Ölçümü

Sayfa Adedi : 45

Tez Yöneticisi : Yrd. Doç. Dr. Uğur GÜVENÇ

**OPTIMAL POWER FLOW USING GENETIC ALGORITHM BASED ON
SIMILARITY
(M.Sc. Thesis)**

Bekir Emre Altun

DUZCE UNIVERSITY

INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

June 2011

ABSTRACT

The thesis describes a successful adaptation of the Genetic algorithm based on similarity for solving power flow (OPF) problem in power systems. In the proposed method, three different similarity measurements have been used for calculating new chromosomes. The proposed approach which is evaluated on standard IEEE 30 bus system is implemented to minimize the total fuel cost considering power flow equations and generation, transformer and security constraints. The feasibility of the proposed method is compared to other methods in the literature. The simulation results show that the proposed approach is efficient and suitable and seems to be a promising alternative approach for solving the OPF problem in power systems.

Science Code :

Key Words: Optimal Power Flow, Power Systems, Optimization, Similarity Measure, Genetic Algorithm

Page Number : 45

Adviser : Yrd. Doç. Dr. Uğur GÜVENÇ

1. GİRİŞ

Güç sisteminin optimum çalışma sorunları güç akışında iletim kapasitesi bakımından giderek çok önemli bir yer tutmaktadır. Bu sorunlar her yönden sistemin kapasitesini etkilemekte ve sistemin gücünün dengeli kullanılıp kullanılmamasına direkt etkide bulunmaktadır.

Yarar esasına göre üretim ve iletim sistemlerinin kararlılığı ve optimizasyonu çalışmaları son derece önem kazanmakta ve bununla ilgili uluslararası çalışmalar giderek artmaktadır (Roy ve diğ., 2010-Sood, 2007). Bu sistemlere açık erişim sistemin optimizasyonu için önemlidir.

Lagrange formülasyonu kullanılarak çizelgeleme problemlerinde çeşitli araştırmacılar tarafından oldukça basitleştirilmiş ağ modelleri elde edilmiştir (Abido, 2002a). İletim kısıtları lagrange çarpanlarıyla çözümlenmeye çalışılmıştır. Fiyat bilgisini iletimde kullanmak için çizgiler alt problemlere ayrılır ve yakın ilişki içerisinde.

Bu problemler AC iletim sistemi modelinde son derece zor olmaktadır. Çünkü bu problem genelde DC güç akışı üzerinde yer almaktadır. Optimal güç akışı özellikle anlık ise AC sistem için zamanlama sorunu olarak aynı amacı temsil edebilir. Optimal güç akışı probleminin yaklaşık 25 yıldan fazla, uzun bir geçmişi bulunmaktadır.

Carpentier önceleri voltaj ve diğer işletim kısıtlamaları ile sevk ve ekonomik durumunun da dahil olduğu bir formülasyon tanıtmıştır (Khamsawang ve Jiriwibhakom, 2009-Subbaraj ve diğ., 2009). Optimal güç akışı probleminde bu formülasyon seçilmiştir. Optimal güç akışı sorunlarını çözmek için matematiğe dayalı programlama yaklaşımları çok büyük yer tutmaktadır. Ancak Optimal güç akışı probleminde sonuçlar, genel olmayan dışbükey küresel çapta yaklaşılabirler ki buda istenen bir sonuç değildir (Elmas, 2007).

Optimal güç akışı benzerliğini bazı amprik kanıtlar olmasına rağmen kendi ilgi alanı içinde çözmek gerekir. Mevcut olan Optimal güç akışı yaklaşımlarında kullanılan optimizasyon yöntemleri aynı zamanda güç sistemlerinin modellenmesinde bazı sorunlar içerebilir. Performans ve optimal güç akışı algoritmalarının güvenilirliği oldukça önemlidir (El-Zonkoly, 2006). Aynı zamanda bu algoritmaların güç sistemi kontrol ve planlama alanlarındaki sorunları da dikkate alması gerekmektedir (Chatterjee ve diğ., 2009).

Optimal güç akışında bazı sorunların optimizasyonunun çözümünde özellikle yüksek performans gerektiren algoritmalar gerekmektedir. Bu yüzden değişik problemler için değişik teknikler uygulanmaktadır. Bu yüzden doğrusal olmayan tek bir amaç fonksiyonu dikkate alınabilir. Programlama, Karesel programlama, Doğrusal programlama, Newton tabanlı teknikler, Sıralı kısıtlamasız minimizasyonu tekniği, iç nokta ve parametrik yöntem gibi teknikler optimal güç akışı probleminin çözümünde uygulanan yöntemlerdendir (Elmas, 2006-Güvenç, 2008). Tüm bu klasik optimizasyon yöntemlerinin güvensiz yakınsama gibi birçok dezavantajları bulunmaktadır (Abido, 2002a).

Çoğu klasik optimizasyon teknikleri, duyarlılık analizini ve bir yönetsel nokta etrafındaki hedef işlev ve sistem kısıtlarını doğrusallaştırarak eğim temelli optimizasyon algoritmalarını uygular. Optimal güç akışı problemi ya kötü biçimdeki duruş ya da ağır işlemsel stres altında olmasından dolayı genelde baş edilemeyecek kadar karmaşıktır. Eğer hem aktif hem reaktif güçler bir elektrik ağında dağıtılabilsen optimal işlemdeki genel kriter üretim maliyetini düşürmek olur. Eğer sadece reaktif güç dağıtılabilsen aktif güç kaybı azalması istenen bir durumdur (Durairaj ve Fox, 2008 - Rahiel ve diğ., 2010).

Optimal güç akışı problemi yüksek oranda doğrusal olmayan ve çoklu model içeren bir optimizasyon problemidir. İçinde optimal olan yerel bir durumdan daha fazlası yer alır. Bu yüzden daha önce bahsi geçen yerel optimizasyon teknikleri böyle bir problemde uygun değildir (Elmas, 2007-Güvenç, 2008).

Ayrıca da yerel bir çözümün genel bir çözüm olabileceğine kanaat getirecek hiçbir kriterde yer almamaktadır. Bu yüzden böyle eksikliklerin üstesinden gelmek ve bu tür zorlukları aşmak için gerekli optimizasyon tekniklerini geliştirmek büyük bir önem taşımaktadır.

Optimal güç akışı problemlerinin çözümünün içinde, Evrimsel programlama (Varadarajan, 2008), Tabu Araştırması (Abido, 2002b), Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritma ve Genetik Algoritma da barındıran tek hedef işlevine sahip birçok ileri optimizasyon teknikleri kullanılmaktadır (Güvenç, 2008). Özellikle günümüzde optimizasyon problemlerinin çözümünde genetik algoritma sıklıkla kullanılmaktadır (Osman ve diğ., 2004).

Genetik algoritmaların temel ilkeleri ilk kez Michigan Üniversitesi'nde John Holland tarafından ortaya atılmıştır. Genetik algoritmalar problemlere tek bir çözüm üretmek yerine farklı çözümlerden oluşan bir çözüm kümesi üretir (Bakirtzis ve diğ., 2002).

Genetik Algoritma da başarılı çözümler elde edebilmek için algoritma yapısında kullanılan kavramların ve değerlerinin iyi belirlenmesi gerekmektedir (Khamsawang ve Jiriwibhakom, 2009). Genetik algoritma temelinde başlatma, seleksiyon, mutasyon ve değişim aşamalarında işlemlerini gerçekleştirir (Davis, 1991). İlk olarak başlangıçta daha çok bireysel rastgele nüfus formu çözümleri oluşturulur. Nüfus değişkenleri minimum ve maksimum değerler arasında rastgele oluşturulur. Seçim yöntemleri her çözüm için farklı dinamikte ve en iyi çözümleri işaret eder.

Sonuçta yeni bir nesil genetik mutasyon ve çaprazlama operatörleri elde edilmiş olur. Bu değişim yöntemine Michalewicz aritmetik denir (Güvenç ve diğ., 2011-Güvenç, 2010). En iyi anne ve nüfus popülasyonunu oluşturmak için aritmetik değişim operatörleri kullanılarak yeni çocuklar elde etmek gerekir. Bu çaprazlama operatöründe "a" ile ifade edilen ve rastgele seçilen bir ağırlık katsayısı vardır. Uygulamalarda mükemmel bir ağırlık faktörü seçmek büyük bir sorun teşkil eder (Güvenç ve diğ., 2011-Güvenç, 2010).

Bu tez çalışmasında, optimal güç akışı probleminin çözümünde genetik algoritma kullanılmıştır. Genetik algoritmada kullanılan çaprazlama operatörü olarak aritmetik

aprazlama operat6r6 seilmiřtir. Bu operat6rde kullanılan ve rastgele seilen aėırlık fakt6r6 hesaplanırken ebeveynler arası benzerlik iliřkisinden yararlanılmıřtır. Benzerlik 6l6m6 yapılırken 6 deėiřik matematiksel yaklařım kullanılmıřtır. Tasarlanan y6ntem standard IEEE 30 bara sisteminde test edilmiřtir. 6nerilen algoritmadan elde edilen sonular daha 6nceki alıřmalarda yer almıř olanlarla karřılařtırılmıřtır. Sim6lasyon sonuları tasarlanan y6ntemin optimal g6 akıřı problemlerinin 6z6m6nde etkililiėini ortaya koymuřtur.

2. GENEL KISIMLAR

2.1. TASARLANAN YÖNTEMİN FORMÜLASYONU

2.1.1. Amaç Fonksiyonu

Optimal güç akışı probleminin formülasyonun da en çok kullanılan gerçek güç üretiminin toplam maliyetinin minimizasyonudur. Her üreten birimin bireysel maliyetleri ve aktif elektrik üretimi ikinci derece işlevi olduğu sayılır ve ikinci derece eğriler ile temsil edilmektedir. Her generatörde, amaç fonksiyonundan sonra tüm enerji sisteminin ikinci dereceden maliyet modeli toplamı olarak yazılabilir.

$$F(x) = \min \sum_{i=1}^{n_g} a_i P_{g_i}^2 + b_i P_{g_i} + c_i \quad (2.1)$$

Böylece:

$$P_{g_i}^{\min} < P_{g_i} < P_{g_i}^{\max} \quad (2.2)$$

$$i= 1,2,3,4,\dots\dots\dots n_g \quad (2.3)$$

Burada n_g salınım barası dahil generatörlerin sayısını belirtir.

P_{g_i} , i'inci generatör barasında üretilen aktif güç

a_i , b_i , c_i ise i'inci generatörün birim maliyet eğrisini gösterir.

2.1.2. Eşitlik Kısıtları

Maliyet fonksiyonunu minimize ederken generatörün yük gereksinimlerini (p_d) ve iletim hattı kayıplarını karşıladığından emin olunmalıdır. Genelde güç akışı denklemlerinde eşitlik kısıtları kullanılır.

Ağın güç akışı eşitliği

$$g(V, \phi) = 0 \quad (2.4)$$

$$g(V, \phi) = \begin{cases} P_i(V, \Phi) - P_i^{net} \\ Q_i(V, \Phi) - Q_i^{net} \\ P_m(V, \Phi) - P_m^{net} \end{cases} \quad (2.5)$$

P_i ve Q_i i'inci PQ bara için, gerçek ve reaktif güce göre bulunur.

P_i^{net} ve Q_i^{net} i'inci PQ bara için, belirtilen gerçek ve reaktif güce göre bulunur.

P_m ve P_{mi} m'inci PV bara için, belirtilen gerçek güce göre bulunur.

Farklı baralarda V voltaj değerini, Φ faz açısını belirtir.

2.1.3. Eşitsizlik Kısıtları

Optimal güç akışının eşitsizlik kısıtları güç sistemindeki fiziksel aygıtların limitlerini ve sistem güvenliğini sağlamak için yaratılan limitlerdir.

Eşitsizlik kısıtlarının en çok görülen tipleri, yük baralarındaki generatörlerde yüksek voltaj limitleri, bazı generatörlerdeki düşük bara voltaj limitleri, maksimum hat yükleme limitleri ve bağlantı ağlarındaki limitlerdir.

Göz önünde bulundurulmuş problemin değişkenlerine göre eşitsizlik kısıtları;

$$Qg_i^{\min} \leq Qg_i \leq Qg_i^{\max} \quad (2.6)$$

i'inci PV barada Qg_i^{\min} ve Qg_i^{\max} sırasıyla en düşük ve en yüksek reaktif güçtür.

-Her PQ barası için V geriliminin büyüklüğünün eşitsizlik kısıtı,

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (2.7)$$

Burada V_i^{\min} ve V_i^{\max} sırasıyla i barasının minimum ve maksimum gerilimleridir.

-Her i barası gerilimi için Φ_i faz açısının eşitsizlik kısıtı,

$$\Phi_i^{\min} \leq \Phi_i \leq \Phi_i^{\max} \quad (2.8)$$

Burada Φ_i^{\min} ve Φ_i^{\max} sırasıyla i barasının minimum ve maksimum faz açılarıdır.

-MVA iletim hattının akış limiti,

$$MVA_{ij} \leq MVA_{ij}^{\max} \quad (2.9)$$

Burada MVA_{ij}^{\max} maksimum i ve j baralarının iletim hatlarındaki akış limitidir.

2.1.4. Kaybın Minimasyonu İçin Optimal Güç Akışı Formülasyonu

İletilen güce bağlı olarak iletim hatlarında aktif ve reaktif güç kayıpları olur. i ve j baraları arasındaki k'nci hat için aktif güç kaybını veren eşitlik şöyledir.

$$P_{L-k} = G_k (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j)) \quad (2.10)$$

Burada

G_k : k'nci hat iletkenliği

B_k : k'nci hat suseptansı

V_i : i'inci baranın gerilim büyüklüğü

δ_i : i'inci baranın faz açısı

Tüm güç sisteminin amaç fonksiyonu sistemin bütün hatlarındaki iletim kayıplarının toplamı olarak ifade edilebilir.

$$F(x) = \min \sum_{k=1}^{nl} P_{L-K} \quad (2.11)$$

Burada nl hatların toplam numarasıdır.

Kısıtları;

Bu kısıtlar daha önce belirtilmişti.

$$g(V, \phi) = 0 \quad (2.12)$$

$$Qg_i^{\min} \leq Qg_i \leq Qg_i^{\max} \quad (2.13)$$

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (2.14)$$

$$\Phi_i^{\min} \leq \Phi_i \leq \Phi_i^{\max} \quad (2.15)$$

$$MVA_{ij} \leq MVA_{ij}^{\max} \quad (2.16)$$

2.1.5. Emisyonun Minimizasyonu İçin Optimal Güç Akışı Formülasyonu

Bu dağıtım problemi için problem formülasyonu, gerçek bir güç dağıtım problemi ile aynıdır. Fakat bu dağıtım probleminde yakıt sabitleri ve farklı generatör ünitelerinde gerçekleşen güç generatörlerinde yerleşim ile yapılan dağıtım yerine emisyon sabitlerini kullanacağız. Farklı emisyonlar için problem formülasyonları aşağıda verilmiştir.

NOx emisyonunun minimizasyonu:

NOx emisyonunun minimizasyonu için şu eşitlikler dikkate alınır.

$$F_2 = \sum_{k=0}^n (a_{Ni} + b_{Ni} P_{Gi} + c_{Ni} P_{Gi}^2) \text{ kg / saat} \quad (2.17)$$

SOx emisyonunun minimizasyonu:

SOx emisyonunun minimizasyonu için şu eşitlikler dikkate alınır.

$$F_3 = \sum_{k=0}^n (a_{si} + b_{si}P_{Gi} + c_{si}P_{Gi}^2) \text{ kg / saat} \quad (2.18)$$

COx emisyonunun minimizasyonu:

COx emisyonunun minimizasyonu için şu eşitlikler dikkate alınır.

$$F_4 = \sum_{k=0}^n (a_{ci} + b_{ci}P_{Gi} + c_{ci}P_{Gi}^2) \text{ kg / saat} \quad (2.19)$$

Verilen amaç fonksiyonu için problem formülasyonu olarak belirtilir.

$$F(P_{Gi}) = [F_2, F_3 \text{ veya } F_4] \text{ 'ün minimizasyonu} \quad (2.20)$$

$$h(P_{Gi}) = 0 \quad (2.21)$$

$$g(P_{Gi}) \leq 0 \quad (2.22)$$

Burada;

F₂: toplam NOx emisyonu

F₃: toplam SOx emisyonu

F₄: toplam COx emisyonu

a_{si}, b_{si}, c_{si} i'inci generatörün NOx emisyon katsayılarıdır.

a_{si}, b_{si}, c_{si} i'inci generatörün SOx emisyon katsayılarıdır.

a_{ci}, b_{ci}, c_{ci} i'inci generatörün COx emisyon katsayılarıdır.

Kısıtları;

Bu kısıtlar daha önce belirtilmişti.

$$g(V, \phi) = 0 \quad (2.23)$$

$$Qg_i^{\min} \leq Qg_i \leq Qg_i^{\max} \quad (2.24)$$

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (2.25)$$

$$\Phi_i^{\min} \leq \Phi_i \leq \Phi_i^{\max} \quad (2.26)$$

$$MVA_{ij} \leq MVA_{ij}^{\max} \quad (2.27)$$

2.2. GENETİK ALGORİTMA

2.2.1. Genetik Algoritma Tarihçesi

Genetik algoritmaların temel ilkeleri ilk kez Michigan Üniversitesi'nde John Holland tarafından ortaya atılmıştır. Holland 1975 yılında yaptığı çalışmaları “Adaptation in Natural and Artificial Systems” adlı kitabında bir araya getirmiştir. İlk olarak Holland evrim yasalarını genetik algoritmalar içinde eniyileme problemleri için kullanmıştır (Güvenç,2008).

Genetik algoritmalar problemlere tek bir çözüm üretmek yerine farklı çözümlerden oluşan bir çözüm kümesi üretir. Böylelikle, arama uzayında aynı anda birçok nokta değerlendirilmekte ve sonuçta bütünsel çözüme ulaşma olasılığı yükselmektedir. Çözüm kümesindeki çözümler birbirinden tamamen bağımsızdır. Her biri çok boyutlu uzay üzerinde bir vektördür.

Genetik algoritmalar problemlerin çözümü için evrimsel süreci bilgisayar ortamında taklit ederler. Diğer eniyileme yöntemlerinde olduğu gibi çözüm için tek bir yapının geliştirilmesi yerine, böyle yapılardan meydana gelen bir küme oluştururlar. Problem için olası pek çok çözümü temsil eden bu küme genetik algoritma terminolojisinde nüfus adını alır. Nüfuslar vektör, kromozom veya birey adı verilen sayı dizilerinden oluşur.

Birey içindeki her bir elemana gen adı verilir. Nüfustaki bireyler evrimsel süreç içinde genetik algoritma işlemcileri tarafından belirlenirler.

Genetik algoritmalar, doğada gözlemlenen evrimsel sürece benzer bir şekilde çalışan arama ve eniyileme yöntemidir. Karmaşık çok boyutlu arama uzayında en iyinin hayatta kalması ilkesine göre bütünsel en iyi çözümü arar.

Problemin bireyler içindeki gösterimi problemde değişiklik gösterir. Genetik algoritmaların problemin çözümündeki başarısına karar vermedeki en önemli faktör, problemin çözümünü temsil eden bireylerin gösterimidir. Nüfus içindeki her bireyin problem için çözüm olup olmayacağına karar veren bir uygunluk fonksiyonu vardır. Uygunluk fonksiyonundan dönen değere göre yüksek değere sahip olan bireylere, nüfustaki diğer bireyler ile çoğalmaları için fırsat verilir. Bu bireyler çaprazlama işlemi sonunda çocuk adı verilen yeni bireyler üretirler.

Çocuk kendisini meydana getiren ebeveynlerin (anne, baba) özelliklerini taşır. Yeni bireyler üretilirken düşük uygunluk değerine sahip bireyler daha az seçileceğinden bu bireyler bir süre sonra nüfus dışında bırakılırlar. Yeni nüfus, bir önceki nüfusta yer alan uygunluğu yüksek bireylerin bir araya gelip çoğalmalarıyla oluşur. Aynı zamanda bu nüfus önceki nüfusun uygunluğu yüksek bireylerinin sahip olduğu özelliklerin büyük bir kısmını içerir.

Böylelikle, pek çok nesil aracılığıyla iyi özellikler nüfus içersinde yayılırlar ve genetik işlemler aracılığıyla da diğer iyi özelliklerle birleşirler. Uygunluk değeri yüksek olan ne kadar çok birey bir araya gelip, yeni bireyler oluşturursa arama uzayı içerisinde o kadar iyi bir çalışma alanı elde edilir. Probleme ait en iyi çözümün bulunabilmesi için;

- * Bireylerin gösterimi doğru bir şekilde yapılmalı,
- * Uygunluk fonksiyonu etkin bir şekilde oluşturulmalı,
- * Doğru genetik işlemciler seçilmeli.

Bu durumda çözüm kümesi problem için bir noktada birleşecektir. Genetik algoritmalar, diğer eniyileme yöntemleri kullanılırken büyük zorluklarla karşılaşılan, oldukça büyük

arama uzayına sahip problemlerin çözümünde başarı göstermektedir. Bir problemin bütünsel en iyi çözümünü bulmak için garanti vermezler. Ancak problemlere makul bir süre içinde, kabul edilebilir, iyi çözümler bulurlar.

Genetik algoritmaların asıl amacı, hiçbir çözüm tekniği bulunmayan problemlere çözüm aramaktır. Kendilerine has çözüm teknikleri olan özel problemlerin çözümü için mutlak sonucun hızı ve kesinliği açısından genetik algoritmalar kullanılmazlar. Genetik algoritmalar ancak;

- * Arama uzayının büyük ve karmaşık olduğu,
- * Mevcut bilgiyle sınırlı arama uzayında çözümün zor olduğu,
- * Problemin belirli bir matematiksel modelle ifade edilemediği,
- * Geleneksel eniyileme yöntemlerinden istenen sonucun alınmadığı alanlarda etkili ve kullanışlıdır.

Genetik algoritmalar parametre ve sistem tanılama, kontrol sistemleri, robot uygulamaları, görüntü ve ses tanıma, mühendislik tasarımları, planlama, yapay zeka uygulamaları, uzman sistemler, fonksiyon ve kombinasyonel eniyileme problemleri ağ tasarım problemleri, yol bulma problemleri, sosyal ve ekonomik planlama problemleri için diğer eniyileme yöntemlerinin yanında başarılı sonuçlar vermektedir.

2.2.2. Genetik Algoritmanın Üstünlükleri

Problemin zorluk derecesinin bilinmesi problemin çözümü için en iyi yöntemin uygulanmasını sağlar. Polinomal (P) olan denklemler çözümlenmesi, incelenmesi kolay olan denklemlerdir. Kısa sürede sorunu çözülen denklemleri mevcuttur. Eğer bir denklem veya sistem polinomal değilse (NP; nonpolynomial) çözümlenmesi zor sistemlerdir.

NP problemler için ise kısa sürede gerçek çözümü bulan yöntemler mevcut değildir. Bu yüzden NP problemler için gerçek çözüme en yakın sonucu bulmak amacıyla yaklaşık çözüm algoritmaları geliştirilmiştir.

Yaklaşık çözüm algoritmaları problemin gerçek olmayan ancak geçerli bir çözümünü kısa sürede bulabilir. Pratikte karşılaşılan problemlerin çoğunu kesin çözümden ziyade kısa sürede yaklaşık bir çözümün bulunması istenmektedir. Bu yüzden pratikte karşılaşılan NP problemlerin çözümünde probleme özgü olarak sezgisel yöntemler yardımıyla geliştirilen algoritmalar kullanılır.

Bu algoritmalar beklenen sonuca kısa sürede ulaşmalarıdır. Algoritma için en yaygın ölçüt sonucu bulana kadar geçen süredir.

Başlangıçta sürekli olmayan en iyileme problemlerine uygulanan Genetik Algoritma, sonraları gezgin satıcı, karesel atama, yerleşim, atölye çizelgeleme gibi problemlerde başarıyla uygulanmıştır. Son yıllarda her alanda farklı ve çok geniş alanları kapsayan teorik ve uygulamalı genetik algoritma çalışmalarının sayısı artmaktadır.

Genetik Algoritma sezgisel bir yöntem olduğundan dolayı verilen bir problem için kesin sonucu bulamayabilir, fakat bilinen yöntemlerle çözülemeyen yada çözüm zamanı problemin büyüklüğü ile üstel olarak artan problemlerde kesin sonuca çok yakın çözümler verebilir.

Diğer yöntemlere göre farkını ve üstünlüklerini maddeleyecek olursak;

1. Genetik algoritmalar problemlerin çözümünü parametrelerin değerleriyle değil, kodlarıyla arar. Parametreler kodlanabildiği sürece çözüm üretilebilir. Bu sebeple genetik algoritmalar ne yaptığı konusunda bilgi içermez, nasıl yaptığını bilir.

2. Genetik algoritmalar aramaya tek bir noktadan değil, noktalar kümesinden başlar. Bu nedenle çoğunlukla yerel en iyi çözümde sıkışıp kalmazlar.

3. Genetik algoritmalar türev yerine uygunluk fonksiyonunun değerini kullanır. Bu değer kullanılması ayrıca yardımcı bir bilginin kullanılmasını gerektirmez.

4. Genetik algoritmalar gerekirci kuralları değil olasılıksal kuralları kullanır.

5. GA, sadece bir arama noktası değil, bir grup arama noktası (adaylar) üzerinde çalışır. Yani arama uzayında, yerel değil global arama yaparak sonuca ulaşmaya çalışır. Bir tek yerden değil bir grup çözüm içinden arama yapar.

6. GA, arama uzayında bireylerin uygunluk değerini bulmak için sadece “amaç - uygunluk fonksiyonu” (objective-fitness function) ister. Böylelikle sonuca ulaşmak için türev ve diferansiyel işlemler gibi başka bilgi ve kabul kullanmaya gerek duymaz.

7. Bireyleri seçme ve birleştirme aşamalarında deterministik kurallar değil “olasılık kuralları” kullanır.

8. Diğer metotlarda olduğu gibi doğrudan parametreler üzerinde çalışmaz. Genetik Algoritmalar, optimize edilecek parametreleri kodlar ve parametreler üzerinde değil, bu kodlar üzerinde işlem yapar. Parametrelerin kodlarıyla uğraşır. Bu kodlamanın amacı, orijinal optimizasyon problemini kombinezonsal bir probleme çevirmektir.

9. Genetik algoritma ne yaptığı konusunda bilgi içermez, nasıl yaptığını bilir. Bu nedenle kör bir arama metodudur.

10. GA, kombinezonsal bir atama mekanizmasıdır.

11. Olasılık kurallarına göre çalışırlar. Programın ne kadar iyi çalıştığı önceden kesin olarak belirlenemez. Ama olasılıkla hesaplanabilir.

2.2.3. Genetik Algoritmaların Uygulama Alanları

Genetik algoritma birçok alanda kullanılmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu uygulama alanlarından bazıları ise şunlardır.

2.2.3.1. Otomatik Programlama Ve Bilgi Sistemleri

Genetik Algoritmanın yaygın olarak kullanıldığı alanların en önemlilerinden biri bilgisayar programlarını geliştirmektir. Bu belirli sınırlar içinde görevlendirilmiş ve gereği ortaya konmuş bir bilgisayar programı olmalıdır. Bilgisayar mikro çipleri tasarımı, bilgisayar ağlarının derecelendirilmesi bunlara örnek olarak verilebilir.

2.2.3.2. Optimizasyon

Diğer bir ifadeyle eniyileme anlamına da gelen optimizasyon Genetik Algoritmanın en önemli çalışma alanlarından biridir. Genetik Algoritmanın büyük bir bölümü de fonksiyon optimizasyonu ile ilgilidir. Genetik Algoritma geleneksel optimizasyon tekniklerine göre zor, süresiz ve gürültü içeren fonksiyonları çözmeye daha etkilidir. Uygulandığı diğer bir optimizasyon problemi ise istenen amaçlara ulaşmak üzere sınırlı kaynakların etkin tahsis edilmesiyle ilgili birleşik optimizasyon problemleridir. Araç yön bulma problemi, iş atölyesi çizelgeleme problemi yerleşim tasarımı problemi, birleşim optimizasyon problemi ve gezgin satıcı problemi birleşim optimizasyon problemlerine örnektir.

2.2.3.3. Mekanik Öğrenme

Basit dizi kurallarını öğrenen bir mekanik öğrenme sistemi olan sınıflama sisteminin kural ve mesaj sistemi, özel bir üretim sistemi olarak adlandırılabilir. Bu üretim sistemi, eğer-sonra kural yapısını kullanır. Genetik Algoritma sınıflama sistemlerinde kural bulma mekanizması olarak kullanılmaktadır.

2.2.3.4. Finans Ve Pazarlama

Genetik Algoritma finansal modelleme uygulamaları için uygun bir çözümdür. Özellikle hisse senedi fiyatlarındaki değişim aralıklarını tahmin etmede ve bulmada, çeşitli kaynak ve sermaye tahsisi konularında strateji belirlemede, Genetik Algoritma etkili çözümler sağlamaktadır. Veri madenciliğinde kullanılan tekniklerden biriside Genetik Algoritma tekniğidir. Genetik Algoritma kullanılarak veri yığınlarından modeller elde edilmektedir.

2.3. GENETİK ALGORİTMADA TEMEL KAVRAMLAR

Genetik Algoritma da başarılı çözümler elde edebilmek için algoritma yapısında kullanılan kavramların ve değerlerinin iyi belirlenmesi gerekmektedir.

2.3.1. Gen

Kromozom yapısında tek başına birer genetik bilgi taşıyan en ufak yapı birimine gen denir. Bu ufak yapılar kısmi bilgiler taşır. Genlerin bir araya gelmesiyle bütün çözüm kümesini oluşturan kromozom yani dizi oluşmaktadır. Genetik Algoritma'nın kullanıldığı programlama yapısında bu gen yapıları programcının tanımlamasına bağlıdır. Bir genin içerdiği bilgi değişik sayı tabanlarındaki bilgileri içerebilir. Yani yazılan programa göre gen içeriği çok önem kazanmaktadır.

2.3.2. Kromozom

Bir yada birden fazla gen yapısının bir araya gelerek problemin çözümüne ait bütün bilgileri içeren dizilere kromozom denir. Kromozomlarında bir araya gelmesiyle yığınlar (popülasyon) oluşur. Popülasyondaki her bir bireye kromozom, kromozomdaki her bir bilgiye ise gen denir. Kromozomlar çözülecek problemin bilgilerini içermektedir.

Kromozomlar Genetik Algoritma yaklaşımında üzerinde durulan en önemli birimdir. Bu yüzden bilgisayar ortamında iyi ifade edilmelidir. Kullanıcının olaya bakışı kromozomların hangi bölümünün ne anlam taşıyacağını ve ne tür bilgiler içereceğini belirler.

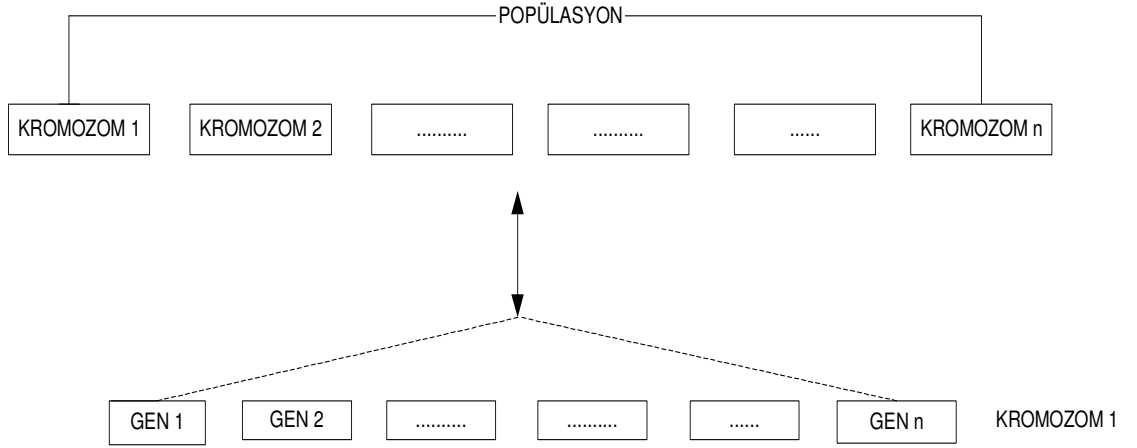
2.3.3. Popülasyon (Yığın)

Çözüm bilgilerini içeren kromozomların bir araya gelmesi ile oluşan olası çözüm yığına popülasyon denir. Yığındaki kromozom sayısı sabit olup problemin özelliğine göre programlayıcı tarafından belirlenir. Genetik Algoritmanın işleyişi esnasında bu yığın kümesinden bir takım kromozomlar yok olup yerlerine yeni kromozom yapıları eklenerek popülasyon büyüklüğü sabitlenmektedir.

Problemin çözüm süresini etkileyen en önemli faktör yığın faktörüdür. Kromozom sayısı fazla olursa çözüm süresi artmakta, az sayıdaki kromozom sayısı ise sonuca

ulaşılamamaya yada sistemin belirli çözüm uzayında takılıp iyileşememesine neden olabilir. Bu yüzden problemin özelliğine göre seçilecek yığın sayısı programcı tarafından iyi belirlenmelidir.

Problemin durumuna göre popülasyonun büyüklüğü ortalama 30-100 adet arası kromozom içerecek şekilde düzenlenmektedir. Popülasyonu belirleyen problemin durumu ya da programı yazan kişinin görüşüdür.



Şekil 3. 1 : Popülasyonun Yapısı

2.3.4. Yeniden Üretme

Mevcut yığından gelecek yığına aktarılabacak olan dizilerin seçilme işlemine denir. Taşınan diziler var olan yığında en uygun yapıya sahip olan dizilerdir. Bu işlemde uygun iyi bireylerin bir sonraki nesle aktarılmasını sağlar.

2.3.5. Başlangıç Yığınının Oluşturulması

Genetik Algoritma'nın diğer yöntemlerden ayıran en önemli özelliklerinden birisi çözümü noktaların oluşturduğu yığınlar arasında aramasıdır. Bu yüzden ilk adım başlangıç yığınını oluşturmaktır. Başlangıç yığını genelde rasgele oluşturulur. Bunun zararı olabilir bunu önlemek içinde probleme özgü çeşitli sezgisel yöntemler uygulanabilir.

2.3.6. Uygunluk Değeri

Bir değerlendirme işlevidir. Kromozomların çözümdeki başarılarının derecesini değerlendirme işlemidir. Hangi kromozomun bir sonraki nesle hangi kromozomun ise yok olacağını uygunluğu değerlerinin büyüklüğüne göre karar verilir.

Başarı ölçütü çoklama problemi için genelde uygunluk işlevi olarak kullanılabilir. Fakat çizelgeleme problemleri gibi kısıtlı optimizasyon problemleri ise azaltma problemi olduğundan uygunluk işlevi farklı bir yöntemle bulunabilir.

$$F(s_i(t)) = \max \{C(s_i(t))\} - C(s_i(t)) \quad (3.1)$$

Yukarıdaki denklem incelendiğinde en önce yığındaki bütün diziler için C_{\max} değeri bulunur. Ardından en büyük C_{\max} değeri saptanır. Her dizinin C_{\max} değerinin bu en büyük C_{\max} değerinden sapması o dizinin uygunluk değeri olarak hesaplanır.

Kısıtlı optimizasyon problemlerinde uygunluk değeri yığındaki dizilerin değerlendirme fonksiyonuyla bulunur. Genetik Algoritmada kullanılan değerlendirme işlevi veya uygunluk fonksiyonu problemin amaç işlevini oluşturur.

Kısıt sayısı az olan problemler için ceza işlevi yaklaşımı uygun iken, kısıt sayısı fazla olan problemler için yeni genetik operatörlerin geliştirilmesi Genetik Algoritmanın etkinliğini artırır.

2.3.7. Dizilerin Seçilmesi

t. nesildeki i. Dizinin seçilme olasılığı $P(s_i(t))$ olarak gösterilirse bununla ilgili eşitlik;

$$P(s_i(t)) = f(s_i(t)) / \sum f \quad (3.2)$$

2.3.8. Kodlama

Genetik Algoritmanın uygulanmasında ilk adım problemde arama uzayını en iyi temsil eden kodlama yapısının seçilmiş olmasıdır. En yaygın olarak ikili düzendeki kodlama kullanılır.

Parametre veya parametrelerin alt ve üst sınırları dikkate alınarak bu aradaki tüm noktaları temsil edecek şekilde dizinin uzunluğu belirlenir. Alt sınır U_{\min} , üst sınır U_{\max} olarak verilen dizinin uzunluğu;

$$\Pi = U_{\max} - U_{\min} / 2^l - 1 \quad (3.3)$$

İkili düzenli kodlama çok kullanılmasına rağmen kısıtlı optimizasyon problemleri gibi çok değişkenli kodlamanın yapıldığı problem yapılarında kullanılmazlar. Çünkü değişkenlerin alt ve üst sınırlarına bağlı olarak elde edilen dizi uzunlukları aşırı büyük olmaktadır.

İkililik düzende bir parametre gösterimi şu şekilde gösterilebilir;

Parametre değerleri {5,3}

Genetik Durum 00000101 | 00000011

Basit bir parametrenin dahi ikililik düzende gösterimi görüldüğü gibi çok uzun ve karmaşıktır. Çeşitli optimizasyon problemlerinde ikili düzende kodlama arama uzayını tam olarak temsil edememektedir.

Bu nedenle alfasayısal yada gerçel sayısal gösterimlerle kodlama işlemi yapılmaktadır. Fakat kodlamanın ne şekilde yapılacağı ise problemin durumuna göre değişim gösterir. Program yazılırken dizi gösteriminin ne şekilde olacağı çok iyi belirlenmelidir.

Aşağıda alfasayısal yada gerçel sayısal olarak ikililik ve onluk kodlama biçimi gösterilmiştir.

| | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| A | B | C | R | E | B | V | K | H | U |
| 9 | 7 | 5 | 4 | 2 | 1 | 5 | 6 | 2 | 1 |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 |

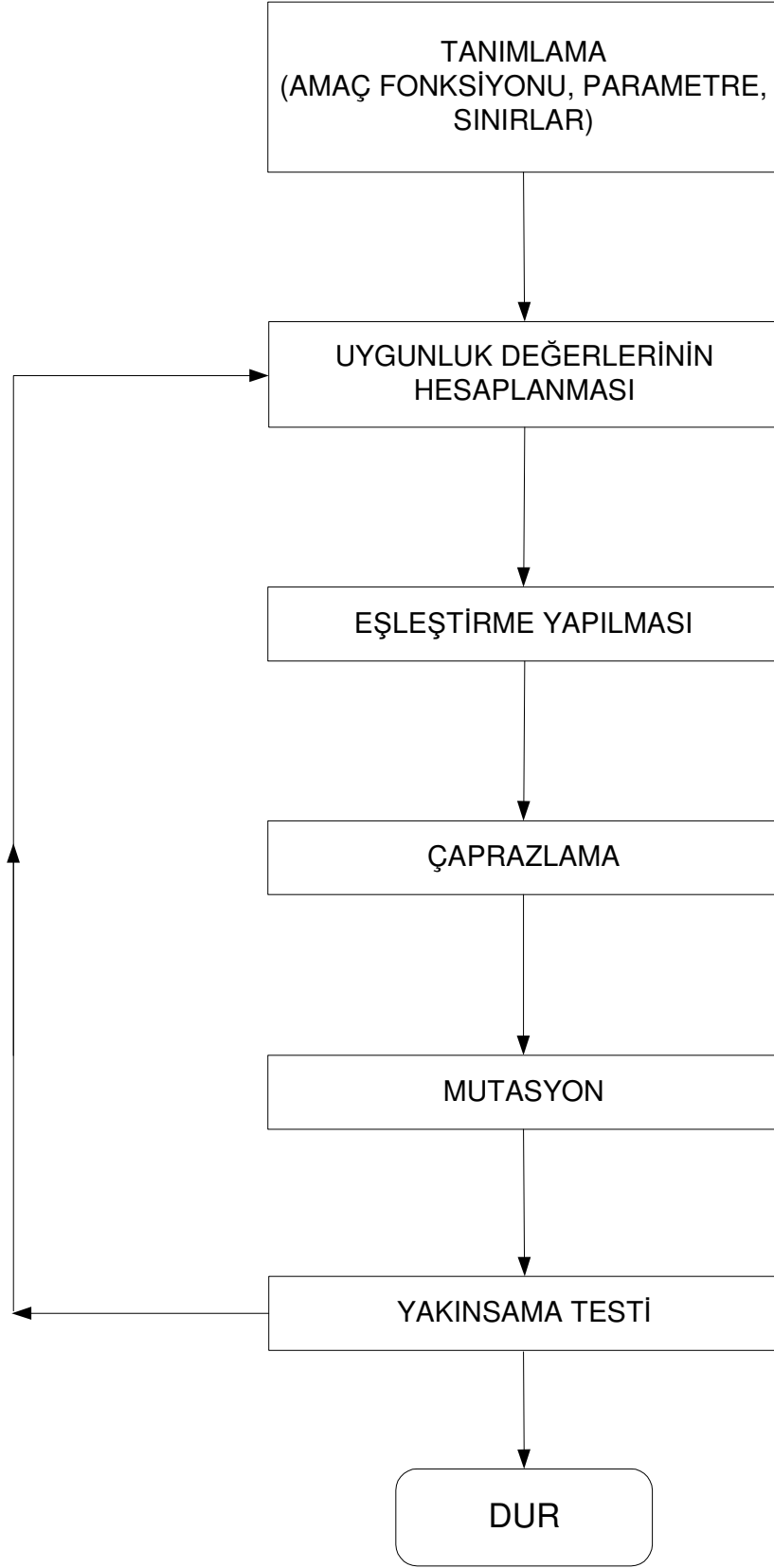
Şekil 3. 2 : Genetik Algoritma kodlama biçimleri

2.3.8.1. Gerçek Kodlu (Gerçel) Kodlama

Problemlerin çözümünde rakamların hassasiyeti önemli bir yer tutmaktadır. İkili kodlu GA'da, parametrelerin "1" ve "0" larla ifade edilmesi, kromozomların boyutlarını oldukça artırdığından sınırlı hassasiyete sahiptir. Bunun yerine gerçek rakamlarla kodlama yapabilen, gerçek kodlu GA'yı kullanmak avantajlıdır.

Gerçek kodlu GA, hem daha hassas hem de PC belleğinde daha az yer kaplamaktadır. Gerçek kodlu GA 'ların ikili kodlu GA 'ya göre hızlı çalıştığını ve global optimumu daha kısa sürede bulduğunu gösteren kanıtlar bulunmaktadır.

Gerçek kodlu GA bazı literatürlerde "Sürekli Parametrelili GA olarak da bilinmektedir. Bu tezde "Gerçek Kodlu GA" tanımlaması kullanılmıştır. Gerçek kodlu GA, ikili kodlu GA'ya çok benzemektedir. Aralarındaki en önemli farklılık parametrelerin "1" ve "0" 'lar yerine gerçek rakamlarla ifade edilmesidir. Gerçek kodlu GA'nın akış diyagramı aşağıdaki şekilde verilmiştir.



Şekil 3. 3 : Gerçek kodlu Genetik Algoritma akış diyagramı

2.3.9. Seçim Mekanizmaları

Bir nesildeki dizilerden belirli bir bölümünün bir sonraki nesle aktarılırken bir kısmı da yok olur. Bu aşamada hangi dizilerin sonraki nesle aktarılacağı kurulacak olan seçim mekanizmaları ile belirlenir.

2.3.9.1. Orantılı Seçim Mekanizmaları

Rulet çemberi mekanizması, rastgele artan seçim mekanizması ve rastgele evrensel seçim mekanizmaları orantılı seçim mekanizmalarıdır.

En basit ve en yaygın kullanılan seçim mekanizması rulet çemberi seçimidir. Rulet çemberinde çember n adet parçaya bölünür. Her aralık bir diziyi temsil eder. Bir dizinin uygunluk değeri toplam uygunluk değerine bölünür. Böylece çözüm kümesi içinde her dizinin [0-1] değerleri arasındaki yeri bulunur. Diziler toplam uygunluk değerine göre çemberde yüzde olarak ifade edilir. Tekrar üreme için çember döndürülür.

Rulet çemberi basit ve kullanışlı olmasına rağmen hatalar barındırır. Bu hata yeni oluşan yığında her dizinin beklenen kopya sayısı ile gerçekleşen kopya sayısı arasında büyük farkın olmasıdır. Her döngüdeki bu hata çözümün farklı yönlerde aranmasına neden olabilir. Sonuçta zamansız yakınsama söz konusu olur.

Rasgele artan seçim mekanizmasında öncelikle yığındaki dizilerin beklenen kopya sayısı hesaplanır. Her dizinin beklenen değerinin tamsayı kısmı kadarki kopyası yeni yığına eklenir. Yığın yeteri kadar genişlemediyse doldurmak için beklenen değerlerin kesirli kısmı olasılık olarak kullanılır.

Rasgele evrensel mekanizma ise rulet çemberi mekanizmasına benzer. Yalnız burada çemberin dış kısmı da eşit parçalara bölünür. Parça sayısı yığın genişliğiyle aynıdır. Seçimde çember döndürülür. Bir dizinin çemberdeki ağırlık değerleri verilmiş olan aralığına düşen parça sayısı o dizinin kopya sayısını verir.

2.3.9.2. *Sıralı Seçim Mekanizmaları*

Bu mekanizmada ise yığındaki diziler uygunluk değerlerine göre iyiden kötüye doğru sıralanırlar. En iyi diziden başlanarak azalan işlev yardımıyla dizilere kopya sayısı belirlenir. En genel atama işlevi doğrusal olanıdır. Fonksiyon yardımıyla atanan kopya sayıları yeni yığının oluşturulmasında kullanılır.

2.3.9.3. *Turnuva Seçim Mekanizması*

Yığından rasgele bir grup dizi seçilir. Grupta en iyi uygunluk değerine sahip olan dizi yeni yığına kopyalanır. Yığın yeterli genişliğe ulaşınca kadar bu işlem devam eder.

2.3.9.4. *Denge Durumu Seçim Mekanizması*

Diğer mekanizmalarda mevcut yığından yeni diziler seçilerek yeni yığınlar oluşturulur. Bu yığınlarda bireylere genetik operatörler uygulanarak yeni diziler elde edilir. Bu dizilerden de seçim yapılır.

Denge durumu seçim mekanizmasında ise doğrusal seçim mekanizması kullanılarak seçilen bireye genetik operatörler uygulanır. Elde edilen diziler yığındaki uygunluk değeri düşük bireylerle yer değiştirir.

2.4.10. Genetik Operatörler

Genetik Algoritmada belirli noktalardan sonra nesil çeşitliliği yoktur. Çözüme gitmek bu yüzden zorlaşır. Ancak nesil çeşitliliği sağlanarak çözüm uzayı içinde kısıtları sağlayacak çözüm yığına ulaşılır. Bu yüzden dizilere çaprazlama (crossing over) ve değişim (mutation) operatörleri belirli yüzdelerle uygulanarak nesiller çeşitlendirilir. Sistem böylece belirli noktalara gelip takılmaz.

2.4.10.1 *Çaprazlama Operatörü*

İki dizinin bir araya gelerek karşılıklı gen yapılarının değişimiyle yeni dizilerin oluşmasını sağlayan operatördür. Çaprazlama ile gen değişiminin yapılmasından önce dizilerin çaprazlamaya tutulma olasılığı belirlenmelidir. Diğer önemli bir durum ise ne tür bir çaprazlamanın yapılacağıdır. Örneğin eş kromozom seçiminde en yüksek uygunluk değerine sahip kromozom seçilirken ikinci kromozom rasgele olarak seçilebilir.

Tek noktalı çaprazlama operatörü; çaprazlama noktası 1 ile L-1 arasında rasgele seçilir. Eşlenen iki dizide bu çaprazlama noktasından sonraki bölümler yer değiştirilerek iki adet yeni birey elde edilir. Tek noktalı çaprazlamaya örnek olarak;

| | | | |
|------------|-----------------------------|---------|----------------------|
| 1. Ebeveyn | 10110 01001 | 1.Çocuk | 10110 11010 |
| 2. Ebeveyn | 11000 11010 | 2.Çocuk | 11000 01001 |

Çok noktalı çaprazlama; çaprazlama noktası 1 ile L-1 arasında rasgele çoklu bölge seçilir. Eşlenen iki dizide bu çaprazlama noktaları arasında kalan bölümler yer değiştirilerek iki adet yeni birey elde edilir.

| | | | |
|------------|---|---------|-----------------------------------|
| 1. Ebeveyn | 10 110 01 001 | 1.Çocuk | 10 000 01 010 |
| 2. Ebeveyn | 11 000 11 010 | 2.Çocuk | 11 110 11 001 |

Tek noktalı ve çok noktalı çaprazlamalar Genetik algoritmada ilk akla gelen çaprazlamalardır. Problemin özelliğine göre farklı çaprazlamalar yapmak mümkündür.

Pozisyona dayalı çaprazlama; bu çaprazlamada kalıp olarak sabit kalacak gen yapılarını belirleyecek yapı bulunur. Kalıbın gösterdiği noktalar dizide sabit kalırken diğer noktalar iki birey arasında yer değiştirilerek yeni bireylerin oluşumu sağlanır.

Sıraya dayalı çaprazlama; kalıp üzerindeki 1'lerin gösterdiği değerler çaprazlamada kullanılacak olan değerleri belirtir.

Kısmi planlı çaprazlama; iki bireyden rasgele bir aralık belirlenir. Bu aralıktaki değerler yer değiştirilir. Yer değiştirme sonunda dizide aynı olan değerler değiştirilen değerler ile tamamlanır.

Kısaca farklı problemlere farklı çaprazlama uygulamaları yapılabilir. Temel olarak tek ve çok noktalı çaprazlama yöntemleri kullanılmaktadır.

2.4.10.2. Değişim (Mutasyon) Operatörü

Genetik Algoritmada sistem belli döngü değerinde diziler benzerlik gösterebilir. Buda çözüm uzayını daraltır. O noktadan sonra ne kadar fazla çaprazlama operatörü uygulansa da ilerleyen nesillerde dizi çeşitliliği sağlanamayabilir. Böyle bir durumda dizideki genler rastgele yer değiştirilir. Dizi çeşitliliğinin devamı böylece sağlanmış olur. Değişim operatörünün uygulanma oranına dikkat edilmelidir. Yüksek bir değişim oranında çözüm uzayı genişleyebilir ve çözüm yanlış yerde aranılıyor olabilir. %0,5-%15 arasında uygulama olasılığı değişebilir.

Genetik algoritmanın özellikle ilerleyen nesillerinde popülasyon iyi çözümlere yakınsadığından kromozomların benzerlikleri artmaktadır. Çaprazlama operatörünün araması da bu durumda kısıtlanır. İşte bu durumlarda değişim operatörü devreye girer ve değişkenliği geliştirir ve yeni çözüm noktaları elde edilmesine yardımcı olur. Değişim operatörünün uygulanmasını gösterecek olursak;

Değişimden önce

Değişimden sonra

1. Çocuk 10001 **1** 1010 - 1. Çocuk 10001 **0** 1010

şeklinde basitçe gösterilebilir. Değişim operatörünün uygulanma biçimi yine problemin durumuna göre değişiklik göstermektedir.

Komşu iki işi değiştirmede; rasgele seçilen iki komşu gen yer değiştirir.

Değişimden önce

Değişimden sonra

1. Çocuk 274**7**4548 - 1. Çocuk 274**4**7548

Keyfi iki işi değiştirmede; rasgele seçilen iki gen yer değiştirir.

Değişimden önce

Değişimden sonra

1. Çocuk **2**7474**5**48 - 1. Çocuk **2**4474**5**78

Keyfi üç işi değiştirmede; rasgele seçilen üç gen rasgele yer değiştirir.

Değişimden önce

Değişimden sonra

1. Çocuk **2**74**7**4**5**48 - 1. Çocuk **2**44**7**8**5**4**7**

Araya gen ekleyerek deęiřtirmede; keyfi olarak seilen genin rastgele sayıda saęa veya sola kaydırılmasıyla gerekleřtirilir.

Deęiřimden nce

Deęiřimden sonra

1. ocuk 27474548

-

1. ocuk

247474548

2.4.10.3. Tamir Operatr

Uygun olmayan dizileri uygun hale getirmek iin zel olarak tasarlanan algoritmadır. Problemin zellięine gre geliřtirilir. rneęin genetik iřlem sonrasında oluřan yeni dizide fazla ve/veya kaybolan genler olabilir. Bu dizinin tamir edilmesi gerekmektedir. Dizi tamir edilerek sonraki nesle aktarılır ve Genetik Algoritmanın alıřmasına devam etmesi saęlanır.

2.4.10.4. En İyinin Saklanması

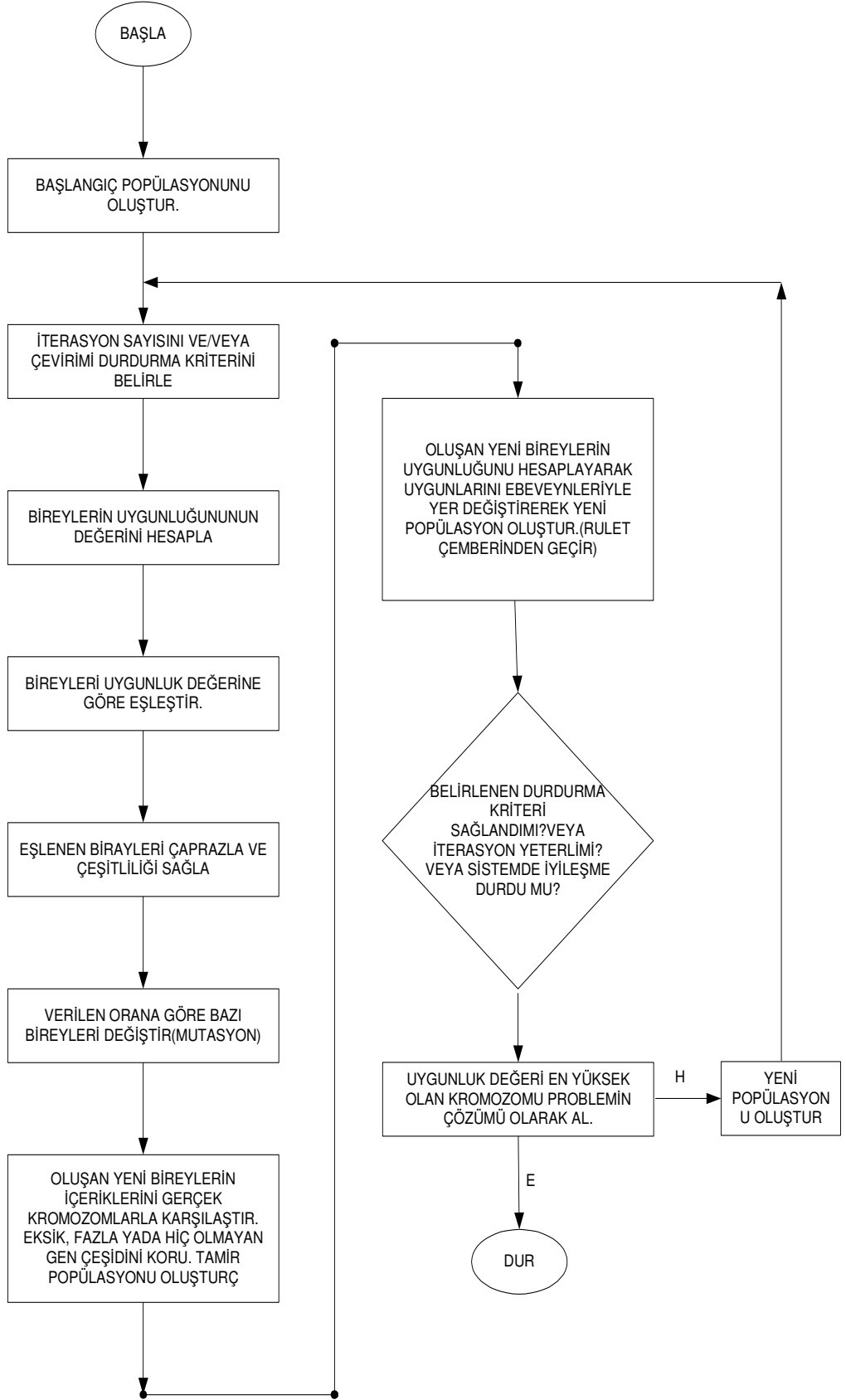
Bu ynteme Elitizm de denir. Yıęın iindeki en iyi bireylerin ya da belli bir geniřlikteki yzdelięe sahip bireylerin o yıęından alınıp deęiřiklięe uęramadan sonraki nesildeki yıęına aktarılmasıdır. Genetik operatrler kullanılırken en iyi birey yok olabilmektedir. Yıęının iindeki zm en iyi temsil eden dizi bir sonraki nesle kopyalanır.

2.4.11. Genetik Algoritmanın alıřması

zme gidilirken řu adımları takip etmek gerekmektedir.

1. nce toplumda bulunacak birey sayıları belirlenir. Belirli bir birey sayısı olmamasına raęmen 30–100 bireyden oluřması nerilmektedir.
2. Kromozomun uygunluk iřlevleri bulunur. Bu iřlev ana yapıyı oluřturur ve her probleme zg olarak alıřır. Dizileri problemin parametreleri haline getirerek dizinin bu parametrelerle uygunluęu bulunur. Genetik Algoritmanın bařarısı bu iřlevin bařarısına baęlıdır.

3. Bu aşamada diziler eşlenir. Eşlenmesi de uygunluk değerine göre yapılır. Bu seçim için Rulet çemberi, turnuva seçimi, gibi yöntemler kullanılır.
4. Genetik Algoritmanın yürütücüsü olarak kabul edilen çaprazlama ve değişim operatörleri devreye girer. Çaprazlamada iki bireyin arasındaki parçaların yer değişmesi sağlanır. Değiştirme ise aynı dizinin bir parçasının dışarıdan değiştirilmesidir. Değiştirme olasılığı ne çok yüksek nede çok düşük olmalı ve probleme göre iyi ayarlanmalıdır. Değiştirme olasılığı %0,5- %15 aralığında olmalıdır. Çaprazlama ise gen çeşitliliği açısından %60- %90 aralığında seçilir.
5. Bu işlemlerin ardından dizilerin bilgilerinin ilk nesildeki bilgilerle aynı olması gerekir. Bu yüzden çaprazlama ve değişim operatörlerinin ardından problem tipine bağlı olarak tamir operatörü uygulanması gerekebilir. Böylece mevcut dizi bilgileri korunabilir. Uygulanmazsa çözüm uzayından uzaklaşarak çözüm imkansızlaşabilir.
6. Eski diziler çıkarılır ve sabit büyüklükte yeni bir yığın sağlanır.
7. En iyinin sağlanması işlemi uygulanarak çözüm kümesindeki en iyi birey bir sonraki nesle aktarılır.
8. Ardından bütün diziler hesaplanarak yeni toplumun başarısı bulunur.
9. Belirlenen döngü sayısı veya durdurma kriterleri sağlanana kadar Genetik algoritma sürekli çalıştırılır.
10. Elde edilen çalışmalar sonucunda en iyi birey çözüm olarak alınır.



Şekil 3. 4 : Genetik Algoritma akış diyagramı

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Optimal güç akışı gibi problemlerde en iyi parametreleri bulmak gerekir. Uygulanan IEEE 30 baralı sistemde 24 kontrol değişkeni bulunmaktadır. Bunlar 5 generatör aktif güç çıkışı (P_G salınım barası hariç), 6 nesil bara gerilimi, 4 transformatör ayarı, 9 şönt admintanstan oluşur. Bununla beraber maliyet fonksiyonunun a, b, c katsayıları ve generatör minimum ve maksimum değerleri de tasarlanan algoritmada dikkat edilmesi gereken parametrelerdir. Tasarlanan yöntemin ardından elde edilen sonuçlarda eniyilenmiş toplam kayıp ve yakıt maliyetleri bulunmaktadır.

Genetik algoritma biyolojik organizmaların genetik süreçlerini temel alarak optimizasyon problemlerini çözmek için adaptif sezgisel arama algoritması kullanılabilir (Goldberg,1989). Genetik algoritmanın aşamaları 3.bölümde belirtilmiştir. Temelde başlatma, seleksiyon, mutasyon ve çaprazlama operatörleri aşamaları ile Genetik Algoritma işlemlerini gerçekleştirir. Başlangıçta rastgele birçok bireysel çözümler yani ilk nüfus formu oluşturulur. Nüfus değişkenleri minimum ve maksimum değerleri arasında rastgele oluşturulur. Seçim yöntemi oranları her çözüm içinde uygunluğu yüksek ve en iyi çözümleri seçer. Bu aşamada yeni bir genetik nesil, mutasyon ve çaprazlama operatörleri elde edilmiştir. Michalewicz aritmetik (Güvenç ve diğ.,2011-Güvenç,2010) denilen bir çaprazlama yöntemi tanımlanmıştır. Bu aritmetik çaprazlama operatöründe diğer çaprazlama operatörlerinden farklı olarak bireyler rastgele değil de en iyi ilk nüfus ve iki ebeveyn seçilerek yeni çocuklar oluşturulmaktadır. Böylece elde edilen yeni bireyler daha kaliteli ve sonuca yaklaşım daha hızlı olmaktadır.

Aşağıdaki denklemlerde aritmetik çaprazlama operatörü kullanılarak, en iyi ilk nüfus ve iki ebeveyn seçilerek çocuk oluşturulmaktadır.

$$\text{Çocuk 1} = a * \text{baba} + (1-a) * \text{anne} \quad (4.1)$$

$$\text{Çocuk 2} = a * \text{anne} + (1-a) * \text{baba} \quad (4.2)$$

Buradaki a kullanıcı tarafından rastgele seçilen bir ağırlık faktörüdür. Uygulamalarda mükemmel bir ağırlık faktörü seçmek büyük bir sorundur (Güvenç ve diğ., 2011-Güvenç, 2010).

Bu tezde ağırlık faktörü üst kromozom arasındaki benzerlik ilişkisi ile hesaplanmıştır. Benzerlik makineler tarafından hesaplanması oldukça zor bir konudur. Benzerlik ortaklık veya gözlemsel olarak insanlar tarafından hesaplanılabilir bir kavram olarak düşünülebilir (Güvenç ve diğ., 2011-Güvenç, 2010).

3.1.BENZERLİK KAVRAMI VE İLİŞKİSİ

Benzerlik, anlamsal veya kavramsal iki objenin arasındaki bir ilişki olarak psikolojinin ana problemlerinden biridir. Benzerlik kavramı dünyayı kategorilere ayırmak için temel sağladığından ve yeni durumları geçmiş deneyimlerle karşılaştırarak tanımladığından son derece önemlidir (Güvenç, 2010-Nosofsky, 1986). Günlük yaşamda, benzer grupları ayırt etmek veya bazı benzer objeleri sınıflandırmak zorunda kaldığımız durumlarla sık sık karşılaşırız. Bu nedenle, benzerlik ölçümü iki grup veya obje arasındaki benzerlik derecesine karar vermede önemli bir araç haline gelir (Nosofsky, 1986-Demirci, 2007). Eğer birisi iki farklı obje arasındaki benzerliğe karar vermek zorunda kalırsa ne olur? Bu insanlar tarafından başarılı bir şekilde uğraşılan ama henüz makineler tarafından tanımlanması zor olan çok önemli bir konudur (Güvenç, 2010).

Benzerliğin psikologlar tarafından bir yüzyıldan fazladır, başlangıçtaki deneysel çalışmalardan, günümüzdeki karmaşık matematiksel gelişmelere kadar, anlayışsal bir benzerlik olarak ele alınmış olmasına rağmen insanların benzerlik algılaması ve karar verme yetisi bilgisayar ve mühendislik topluluklarından çok az ilgi almıştır (Davis, 1991- Nosofsky, 1986).

Psikologlar iki ana sınıflandırma modeli geliştirdiler. Bunlar benzerlik temelli sınıflandırma ve kural temelli sınıflandırmadır. Benzerlik temelli modeller kavramsal kategorilerin daha kurallı bir anlamsal tasvire ya da daha teorik bir anlamsal tasvire

dayandığını öne sürerler. Rocsh'nin Prototip Kavramı (Güvenç, 2008), Nosofsky'nin Örnek Modeli (Nosofsky, 1986) ve Twersky'nin Öznitelik Zıtlık Modeli (Güvenç, 2008) sınıflandırma için en popüler benzerlik metotlarıdır.

3.2. BENZERLİK ÖLÇÜMÜ

Örnek model sınıflandırmada insanların hafızasındaki depolanmış olan her bir örneği kategorilere ayırdığı varsayılır (Güvenç ve diğ., 2011-Güvenç, 2010). Kategori kararları depolanmış örnekler ve uyarıcılar arasındaki benzerlik hesaplamasına bağlıdır. Birçok sınıflandırma modelleri gözlemci tarafından olabilirlik yaklaşımında bulunan ve x uyarıcılarını içeren $k = 1, \dots, K$ 'e kadar olan C_k kategorilere eşdeğerdir (Güvenç ve diğ., 2011-Nosofsky, 1986). Hafızada bulunan C_k kategorisinin örnekleme olarak ifade edilirse;

$$\theta_k = \{x_n; n = 1, \dots, N_k\} \quad (4.3)$$

Burada N_k , C_k kategorisindeki örnek sayısıdır. Örnek modeline göre, C_k kategorisindeki sınıflandırılmış x uyarısı için bir sonraki olasılık aşağıdaki eşitlikle hesaplanabilir (Nosofsky, 1986);

$$P(C_k|x) = \frac{b_k h_k(x)}{\sum_{l=1}^K b_l h_l(x)} \quad (4.4)$$

burada $h_k(x)$, C_k kategorisindeki her depolanmış örnek arasındaki benzerlik toplamıdır (Demirci, 2007).

$$h_k(x) = \sum_{n=1}^{N_k} \exp\{-d(x, x_n)^q\} \quad (4.5)$$

eğer bu eşitlikte $q=1$ değeri için üstel fonksiyon, $q=2$ değeri için gauss fonksiyonu oluşur. $d(x, x_n)$ x 'ten x_n 'e kadar olan psikolojik bir uzaklık ölçümüdür (Momoh ve diğ., 1999a).

Bu nedenle delil ölçüsü olarak x bu kategoriye aittir ve benzerlik ölçütü olarak $h_k(x)$ yorumlanabilir (Momoh ve diğ., 1999a). Anne ve baba kromozom değişkenleride aşağıdaki gibi bir kümede tanımlanır:

$$m_k = \{x_i; i = 1 \text{ den } n'e\} \quad (4.6)$$

$$f_k = \{y_i; i = 1 \text{ den } n'e\} \quad (4.7)$$

Burada n değişken sayısıdır, m_k anne ve f_k baba kromozomları, x_i ve y_i sırasıyla anne ve babanın i 'inci kromozom değişkenlerini ifade eder. i 'inci değişken için anne ve babanın kromozomları arasındaki uzaklığın genel ifadesi şeklinde ifade edilebilir.

$$\Delta_i = \|x_i - y_i\| \quad i = 1 \text{ den } n'e \quad (4.8)$$

x_i ve y_i nin özellikleri birbirine ne kadar yakın olursa Δ_i mesafesi okadar küçük olur ve x_i ile y_i arasındaki benzerlikte okadar fazla olur (Demirci, 2007). Generatör mesafesi olarak herhangi iki birim yükler arasında öklid normu kullanılarak hesaplanır:

$$d_{f,m} = \frac{1}{\sqrt{n}} \cdot (\Delta_1^2 + \Delta_2^2 + \dots + \Delta_n^2)^{1/2} \quad (4.9)$$

En kolay benzerlik ölçümlerinden biri öznitelik uzayında öznitelik vektör çiftleri arasındaki uzaklıktır. Eğer bir şekilde bütün örnek bilgi çiftleri arasındaki uzaklık hesaplanırsa, sonra aynı gruptaki noktalar arasındaki uzaklığın, farklı gruplardaki uzaklık noktalarından önemli ölçüde daha az olacağı umulur. Genellikle kullanılan bir benzerlik ölçümü uzaklık fonksiyonu temeline dayanır (Momoh ve diğ., 1999b). Bir çift M yanında bir X_i ve X_j vektörleri arasındaki uzaklığın genel formülü Eş. 4.10'daki gibi hesaplanır;

$$d_{i,j} = \|x_i - x_j\| = \left[\sum_{m=1}^M |x_{i,m} - x_{j,m}| \right]^{1/r} \quad (4.10)$$

burada $X_{i,m}$ ve $X_{j,m}$ sırayla X_i ve X_j örnek bilgilerinin m 'ninci öznelikleridir. Bu fonksiyona ayrıca Minkowski r -metrik denilir. Geleneksel bakışta $r = 1$ değerine Şehir-blok mesafesi (Manhattan metriği) ve $r = 2$ değerine Öklid mesafesi denilir. X_i ve X_j 'nin bireysel nitelikleri birbirine daha yakın oldukça $d_{i,j}$ mesafesi daha küçük olur ve bundan dolayı X_i ve X_j arasındaki benzerlik daha fazla olur.

Anne ve babanın kromozomları arasındaki uzaklığa göre benzerlik genel olarak aşağıdaki gibi ifade edilir:

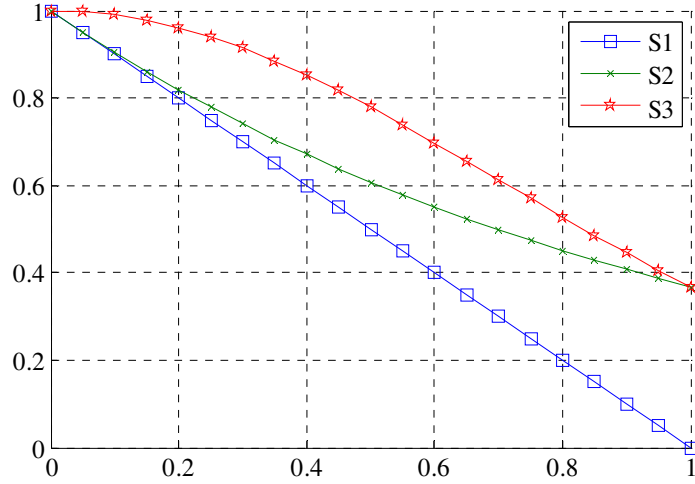
$$S_1(x_i, y_i) = 1 - \frac{d_{f,m}}{D_n} = 1 - \frac{\|x_i - y_i\|}{D_n} \quad (4.11)$$

Burada D_n normalleştirme katsayısıdır. Ayrıca diğer eşitlikte verilen formüllerde buradan elde edilebilir. Sonrasında anne ve baba kromozomları arasındaki benzerlik uzaklığı için yeniden düzenlenmiştir:

$$S_2(x_i, y_i) = \exp\left(-\frac{d_{f,m}}{D_n}\right) = \exp\left(-\frac{\|x_i - y_i\|}{D_n}\right) \quad (4.12)$$

$$S_3(x_i, y_i) = \exp\left(-\frac{(d_{f,m})^2}{D_n}\right) = \exp\left(-\frac{(\|x_i - y_i\|)^2}{D_n}\right) \quad (4.13)$$

S_1 , S_2 ve S_3 , değerleri aritmetik değişim katsayısı olarak kullanılabilir ve 0 ile 1 arasında değişmektedir. Benzerlik karakteristik denklemine göre Eşitlik. (4.11, 4.12 ve 4.13) Şekil 3.5'te gösterilmektedir.



Şekil 3. 5 : Simülasyon karakteristiği

3.3. OPTİMAL GÜÇ AKIŞI PROBLEMİNE UYGULANAN YAKLAŞIM

Bu çalışmada Optimal Güç Akışı problemini çözmek ve eşitlik ve işletim sisteminin kısıtları için tatmin edici çözümler bulmak amacıyla Genetik Algoritma kullanılmıştır.

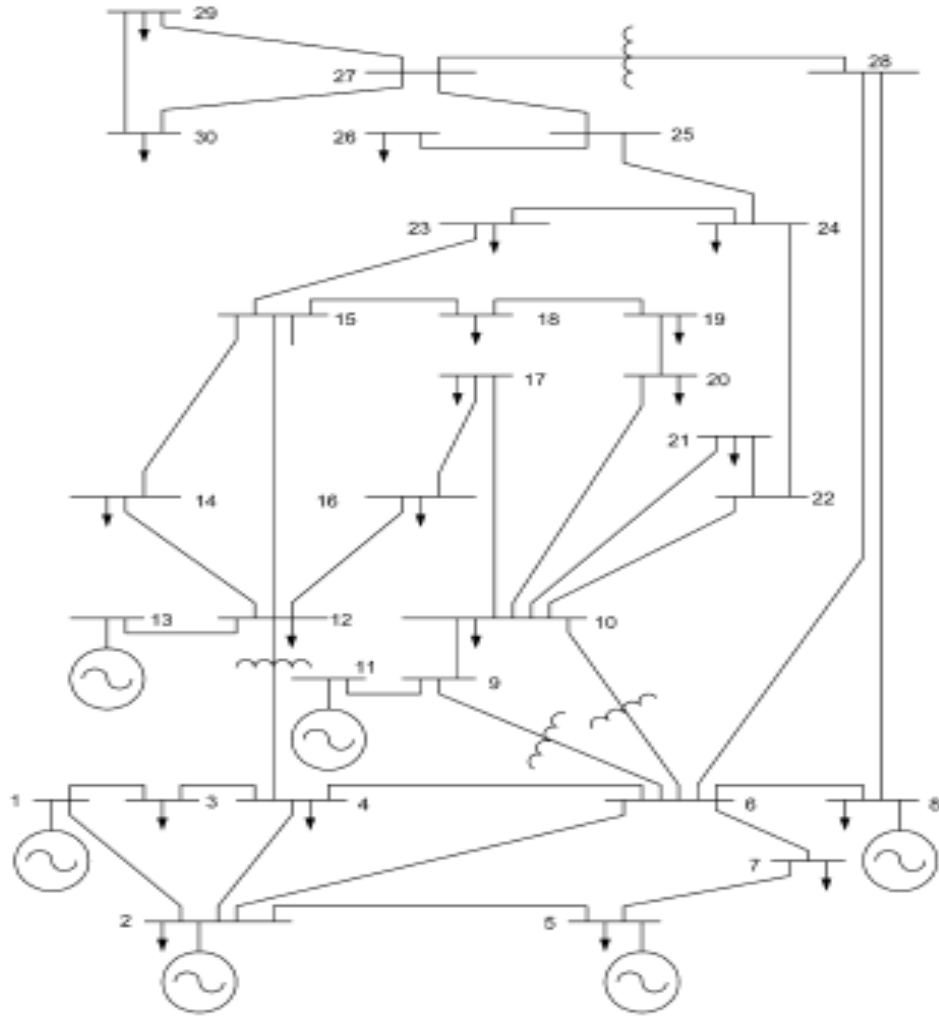
Önerilen yöntemin algoritması aşağıdaki şekilde numaralandırılmıştır..

1. Genetik algoritma parametrelerini başlatma.
2. Optimal güç akışı sorunlarının tatmin edici bir şekilde çözülmesi için her ajan (bara voltajları, salınım barasının hariç generator aktif güç çıkışı, transformatör ayarları ve şönt VAR kompanzasyon) Genetik algoritma ile rasgele farklı eşitlik ve işletme kısıtlarıyla seçilmeli ve ilk nüfus belirlenmelidir.
3. Newton-Raphson yöntemi kullanılarak tüm bağımlı değişkenler için gerçekleştirilen yük akışı belirlenir.
4. Her bir ajan için uygunlukları belirlenir.
5. Anne baba olarak seçilen iki kromozom üreme için rulet tekerleği yöntemiyle belirlenir..
6. Seçilen ana kadar benzerlik hesaplaması yapılır.
7. Aritmetik çaprazlama operatörü uygulanır.
8. Mutasyon uygulaması.
9. Üçüncü ve sekizinci adımlar durdurma kriterlerine ulaşıncaya kadar tekrarlanır.
10. Bu aşamalardan sonra yeni oluşturulan kromozom en iyisidir.
11. Son.

4. BULGULAR

4.1 BENZETİM SONUÇLARI

Fizibilite ve verimlilik açısından önerilen yaklaşımı doğrulamak ve Optimal güç akışı problemini çözmek için standart IEEE 30 baralı, 41 yollu, test sistemi 100 MVA gücünde baz alınarak uygulama yapılmıştır. Bununla ilgili sistem diyagramı Şekil 4.1'de görülmektedir. Şekilden de görüleceği üzere sistem 6 generatör, 4 transformatör, ve 9 şönt VAR kompanzasyondan oluşmaktadır. Optimal güç akışı problemine çözüm olarak bu sistem için önerilen 24 kontrol değişkeni bulunmaktadır. Bunlardan 6 nesil bara gerilimi, 5 generatör aktif güç çıkışı (P_G salınım barası hariç), 4 transformatör ayarları ve 9 şönt admintanstan oluşur.



Şekil 4. 1 : IEEE 30 Baralı test sisteminin tek hat şeması

Maliyet fonksiyonunun a, b, c, katsayıları ve generator minimum ve maksimum değerleri (Alsac ve Stott, 1974) Çizelge 4.1.'de görülmektedir. Toplam aktif yük gücü 283.4 MW, toplam reaktif güç 126.2 MVAR dır. Hat ve bara verilerinin ayrıntıları liste halinde Çizelge 4.2. ve Çizelge 4.3.'de sırasıyla verilmektedir. Yakıt maliyeti dahil simülasyon sonuçları, toplam kayıp ve geliştirilen yaklaşımla elde edilen kontrol değişkenlerinin en iyilenmiş ayarları Çizelge 4.4.'de gösterilmiştir.

Çizelge 4. 1 : IEEE 30- Baralı sistemin üretim yakıt maliyet katsayıları

| Bara No. | P_{min} | P_{max} | a | b | C |
|----------|-----------|-----------|---------|------|---|
| 1 | 50 | 200 | 0.00375 | 2 | 0 |
| 2 | 20 | 80 | 0.0175 | 1.75 | 0 |
| 5 | 15 | 50 | 0.0625 | 1 | 0 |
| 8 | 10 | 35 | 0.00834 | 3.25 | 0 |
| 11 | 10 | 30 | 0.025 | 3 | 0 |
| 13 | 12 | 40 | 0.025 | 3 | 0 |

Çizelge 4. 2 :IEEE 30- Baralı sistem hat verileri

| Hat No. | Baradan | Baraya | Hat empedansı | | | T_{min} | T_{max} |
|---------|---------|--------|---------------|--------|---------|-----------|-----------|
| | | | R | X | 1/2 B | | |
| 1 | 1 | 2 | 0.0192 | 0.0575 | 0.02640 | - | - |
| 2 | 1 | 3 | 0.0452 | 0.1852 | 0.02040 | - | - |
| 3 | 2 | 4 | 0.0570 | 0.1737 | 0.01840 | - | - |
| 4 | 3 | 4 | 0.0132 | 0.0379 | 0.00420 | - | - |
| 5 | 2 | 5 | 0.0472 | 0.1983 | 0.02090 | - | - |
| 6 | 2 | 6 | 0.0581 | 0.1763 | 0.01870 | - | - |
| 7 | 4 | 6 | 0.0119 | 0.0414 | 0.00450 | - | - |
| 8 | 5 | 7 | 0.0460 | 0.1160 | 0.01020 | - | - |
| 9 | 6 | 7 | 0.0267 | 0.0820 | 0.00850 | - | - |
| 10 | 6 | 8 | 0.0120 | 0.0420 | 0.00450 | - | - |
| 11 | 6 | 9 | 0 | 0.2080 | 0 | 0.9 | 1.1 |
| 12 | 6 | 10 | 0 | 0.5560 | 0 | 0.9 | 1.1 |

| | | | | | | | |
|----|----|----|--------|--------|---------|-----|-----|
| 13 | 9 | 11 | 0 | 0.2080 | 0 | - | - |
| 14 | 9 | 10 | 0 | 0.1100 | 0 | - | - |
| 15 | 4 | 12 | 0 | 0.2560 | 0 | 0.9 | 1.1 |
| 16 | 12 | 13 | 0 | 0.1400 | 0 | - | - |
| 17 | 12 | 14 | 0.1231 | 0.2559 | 0 | - | - |
| 18 | 12 | 15 | 0.0662 | 0.1304 | 0 | - | - |
| 19 | 12 | 16 | 0.0945 | 0.1987 | 0 | - | - |
| 20 | 14 | 15 | 0.2210 | 0.1997 | 0 | - | - |
| 21 | 16 | 17 | 0.0824 | 0.1923 | 0 | - | - |
| 22 | 15 | 18 | 0.1073 | 0.2185 | 0 | - | - |
| 23 | 18 | 19 | 0.0639 | 0.1292 | 0 | - | - |
| 24 | 19 | 20 | 0.0340 | 0.0680 | 0 | - | - |
| 25 | 10 | 20 | 0.0936 | 0.2090 | 0 | - | - |
| 26 | 10 | 17 | 0.0324 | 0.0845 | 0 | - | - |
| 27 | 10 | 21 | 0.0348 | 0.0749 | 0 | - | - |
| 28 | 10 | 22 | 0.0727 | 0.1499 | 0 | - | - |
| 29 | 21 | 22 | 0.0116 | 0.0236 | 0 | - | - |
| 30 | 15 | 23 | 0.1000 | 0.2020 | 0 | - | - |
| 31 | 22 | 24 | 0.1150 | 0.1790 | 0 | - | - |
| 32 | 23 | 24 | 0.1320 | 0.2700 | 0 | - | - |
| 33 | 24 | 25 | 0.1885 | 0.3292 | 0 | - | - |
| 34 | 25 | 26 | 0.2544 | 0.3800 | 0 | - | - |
| 35 | 25 | 27 | 0.1093 | 0.2087 | 0 | - | - |
| 36 | 28 | 27 | 0 | 0.3960 | 0 | 0.9 | 1.1 |
| 37 | 27 | 29 | 0.2198 | 0.4153 | 0 | - | - |
| 38 | 27 | 30 | 0.3202 | 0.6027 | 0 | - | - |
| 39 | 29 | 30 | 0.2399 | 0.4533 | 0 | - | - |
| 40 | 8 | 28 | 0.0636 | 0.2000 | 0.02140 | - | - |
| 41 | 6 | 28 | 0.0169 | 0.0599 | 0.06500 | - | - |

Çizelge 4. 3 :IEEE 30- Baralı sistemin bara verileri

| Bara No. | Yük | | Q _{cmin} | Q _{cmax} | V _{cmin} | V _{max} | Q _{min} | Q _{max} | P _{min} | P _{max} |
|----------|-------|------|-------------------|-------------------|-------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| | MW | MVar | | | | | | | | |
| 1 | 0.0 | 0.0 | - | - | 0.95 | 1.1 | -40 | 50 | 50 | 200 |
| 2 | 21.70 | 12.7 | - | - | 0.95 | 1.1 | -40 | 50 | 20 | 80 |
| 3 | 2.4 | 1.2 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 4 | 7.6 | 1.6 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 5 | 94.2 | 19.0 | - | - | 0.95 | 1.1 | -40 | 40 | 15 | 50 |
| 6 | 0.0 | 0.0 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 7 | 22.8 | 10.9 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 8 | 30.0 | 30.0 | - | - | 0.95 | 1.1 | -10 | 60 | 10 | 35 |
| 9 | 0.0 | 0.0 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 10 | 5.8 | 2.0 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 11 | 0.0 | 0.0 | - | - | 0.95 | 1.1 | -6 | 24 | 10 | 30 |
| 12 | 11.2 | 7.5 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 13 | 0.0 | 0.0 | - | - | 0.95 | 1.1 | -6 | 24 | 12 | 40 |
| 14 | 6.2 | 1.6 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 15 | 8.2 | 2.5 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 16 | 3.5 | 1.8 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 17 | 9.0 | 5.8 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 18 | 3.2 | 0.9 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 19 | 9.5 | 3.4 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 20 | 2.2 | 0.7 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 21 | 17.5 | 11.2 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 22 | 0 | 0.0 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 23 | 3.2 | 1.6 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 24 | 8.7 | 6.7 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |
| 25 | 0 | 0.0 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 26 | 3.5 | 2.3 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 27 | 0 | 0.0 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 28 | 0 | 0.0 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 29 | 2.4 | 0.9 | 0 | 5 | - | - | - | - | - | - |

| | | | | | | | | | | |
|----|------|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 30 | 10.6 | 1.9 | - | - | - | - | - | - | - | - |
|----|------|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|

Toplam yakıt maliyeti 801.4629 \$/h, 800.5529 \$/h ve 800.0051 \$/h sırasıyla oluşturulan üç yaklaşım ile bulunmuştur. Toplam maliyeti en az üçüncü yöntemle elde edilen olduğu görülmektedir. Ayrıca elde edilen sonuçlar ile literatürde elde edilen yakıt maliyetlerinin sonuçları arasındaki farkı değerlendirmek için yakıt maliyeti sonuçları Çizelge 4.5. de verilmiştir. Elde edilen sonuçların literatürde elde edilen sonuçlara göre daha kaliteli olduğu görülmektedir. Elde edilen sonuçlara dayanarak geliştirilen yöntemin etkin ve uygunluk bakımından yüksek bir önem taşıdığı ve Optimal güç akışı problemlerinde umut verici ve alternatif bir yaklaşım olduğu da görülmektedir.

Çizelge 4. 4 : IEEE 30- Baralı sistem için önerilen optimizasyon sonuçları

| Değişkenler | Önerilen Yaklaşım 1 | Önerilen Yaklaşım 2 | Önerilen Yaklaşım 3 |
|--------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|
| P ₁ | 181.1442 | 176.5243 | 177.1755 |
| P ₂ | 48.6314 | 49.1847 | 48.0360 |
| P ₅ | 21.3027 | 22.4296 | 20.9200 |
| P ₈ | 18.7775 | 20.1006 | 20.7362 |
| P ₁₁ | 10.4792 | 11.7909 | 13.3900 |
| P ₁₃ | 12.6170 | 12.3441 | 12.0019 |
| V ₁ | 1.1000 | 1.0985 | 1.1000 |
| V ₂ | 1.0682 | 1.0804 | 1.0847 |
| V ₅ | 1.0400 | 1.0514 | 1.0598 |
| V ₈ | 1.0490 | 1.0519 | 1.0682 |
| V ₁₁ | 1.0800 | 1.0944 | 1.0942 |
| V ₁₃ | 1.0664 | 1.0458 | 1.0903 |
| T ₆₋₉ | 1.0687 | 1.0372 | 1.0118 |
| T ₆₋₁₀ | 0.9500 | 0.9663 | 0.9487 |

| | | | |
|-----------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| T ₄₋₁₂ | 0.9765 | 0.9915 | 0.9906 |
| T ₂₈₋₂₇ | 0.9624 | 0.9763 | 0.9762 |
| Q _{c10} | 3.5608 | 3.3584 | 1.8409 |
| Q _{c12} | 1.5253 | 3.8328 | 3.8410 |
| Q _{c15} | 3.7245 | 3.1263 | 3.5330 |
| Q _{c17} | 4.0000 | 2.7985 | 1.2735 |
| Q _{c20} | 2.5774 | 3.5391 | 3.8193 |
| Q _{c21} | 4.3565 | 3.6943 | 4.9531 |
| Q _{c23} | 3.2889 | 3.9909 | 4.7547 |
| Q _{c24} | 2.5243 | 3.6231 | 4.2277 |
| Q _{c29} | 2.6563 | 0.8804 | 3.0518 |
| Toplam Kayıp | 9.5519 | 8.9743 | 8.8596 |
| Yakıt Maliyeti | 801.4629 | 800.5529 | 800.0051 |

Çizelge 4. 5 : Farklı yöntemler için yakıt maliyeti karşılaştırmaları

| YÖNTEM | Yakıt Maliyeti (\$/h) |
|--|----------------------------------|
| Gradyan Tabanlı bir Yaklaşım (Lee ve diğ.,1985) | 804.853 |
| Gelişmiş Genetik Algoritma (Bakirtzis ve diğ.,2002) | 802.06 |
| Gelişmiş genetik algoritma tabanlı bir yaklaşım (Lai ve diğ.,1997) | 800.805 |
| Topluluk zekası yönetimi (Swarup,2006) | 800.739 |
| Topluluk parçası optimizasyonu tabanlı bir yaklaşım (Abido,2002a) | 800.410 |
| Önerilen Yaklaşım 1 | 801.463 |
| Önerilen Yaklaşım 2 | 800.553 |
| Önerilen Yaklaşım 3 | 800.005 |

5. TARTIŐMA VE SONUÇ

Optimal g¼¼ akıŐı sorunlarının eŐıtlik ve eŐıtsizlik kısıtları nonlinear optimizasyon problemi olarak form¼¼le edilmiŐıtir. Bu tez alıŐmasında optimal g¼¼ akıŐı problemini zmek iin geliŐtirilen genetik algoritma tabanlı benzerlik lme yntemi baŐarılı bir Őekilde problemi zm¼Őt¼¼r. Standart IEEE 30 baralı test sisteminde deęerlendirmek iin nerilen yaklaŐım iinde  farklı sim¼¼lasyon l¼m¼¼ kullanılmıŐıtır. Sim¼¼lasyon sonuları optimal g¼¼ akıŐı probleminin z¼¼m¼¼ iin nerilen yaklaŐımın ne kadar etkin olduęunu gstermektedir. Elde edilen sonular literat¼¼rlerle karŐılaŐtırıldıęında, nerilen algoritmanın daha iyi z¼¼mler sunduęu da elde ettięi sonulardan gr¼¼lmektedir.

KAYNAKLAR

- ABİDO, M. A., 2002(a) , Optimal power flow using particle swarm optimization, *Electric Power and Energy Systems*, cilt. 24, s. 563-571.
- ABİDO, M. A., 2002(b), Optimal power flow using tabu search algorithm, *Electric Power Components and Systems*, c. 30, n. 5, c. 469-483.
- ALSAC, O. ve STOTT, B., Mayıs/Haziran 1974, Optimal load flow with steady state security, *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, c. PAS-93, s. 745–751.
- BAKİRTZİS, A. G., BİSKAS, P. N., ZOURNAS, C. E. ve PETRİDİS, V., Mayıs 2002, Optimal power flow by enhanced genetic algorithm, *IEEE Transactions on Power Systems*, c. 17, n. 2, s. 229-236.
- BHATTACHARYA, A. ve CHATTOPADHYAY, P. K., Mayıs 2010, Biogeography based optimization different economic load dispatch problems, *IEEE Transactions on Power Systems*, c. 25, no 2, s. 1064-1077.
- CHATTERJEE, A., MUKHERJEE V. ve GHOSHAL, S. P., 2009, Velocity relaxed and craziness-based swarm optimized intelligent PID and PSS controlled AVR system, *Electrical Power and Energy Systems*, cilt 31, s. 323-333.
- DAVİS, L., 1991, *Handbook of Genetic Algorithms*, New York: Van Nostrand, Reinhold.
- DEMİRÇİ, R., 2007, Similarity relation matrix-based color edge detection, *Int. J. Elect. Commun.*, c. 61, s. 469-477.
- DURAIRAJ, S. ve FOX, B., 2008, Evolutionary Computation Based Reactive Power Optimization, *IET-UK International Conference on Information and Communication Technology in Electrical Sciences (ICTES 2007)*, Chennai Tamilnadu, India, s. 120-125.
- EL-ZONKOLY, A. M., KHALİL ,A. A. ve AHMİED ,N. M., 2009, Optimal tuning of lead-lag and fuzzy logic power system stabilizers using particle swarm optimization, *Expert Systems with Applications*, cilt 36, s. 2097-2106.
- EL-ZONKOLY, A. M, 2006, Optimal tuning of power systems stabilizers and AVR gains using particle swarm optimization, *Expert Systems with Applications*, c. 31, s. 551-557.
- ELMAS, Ç., Kasım 2007, *Yapay Zeka Uygulamaları*, Seçkin, Ankara, 978-975-02-0614-6.
- GOLDBERG, D. E., 1989, Genetic Algorithms in Search, *Optimisation and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.

- GÜVENÇ, U., DUMAN, S., SARAÇOĞLU, B. ve ÖZTÜRK, A., 2011, A hybrid GA-PSO approach based on similarity for various types of economic dispatch problems, *Elektronika ir elektrotehnika*, no. 2, s. 109-114.
- GÜVENÇ, U., Temmuz 2008, *Uygulanabilir Görüntü Filtre Tasarımı*, Doktora, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
- GÜVENÇ, U., 2010, Combined economic emission dispatch solution using genetic algorithm based on similarity crossover, *Scientific Research and Essays*, c.5, n.17, s. 2451-2456.
- HUNEAULT, M. ve GALIANA, F.D., 1991, A survey of the optimal power flow literature, *IEEE Transactions on Power Systems*, c. 6, n. 2, s.762–770.
- JEONG, Y. W., PARK, J. B., JANG, S. H. ve LEE, K. Y., Ağustos 2010, A New Quantum-Inspired Binary PSO: Application to Unit Commitment Problems for Power Systems, *IEEE Transactions on Power Systems*, cilt 25, no 3, s. 1486-1495.
- KHAMSAWANG, S. ve JİRİWİBHAKOM, S. , 2009, Solving the Economic Dispatch Problem using Novel Particle Swarm Optimization, *International Journal of Electrical, Computer and Systems Engineering*,3:(1), s. 41-46.
- KUMARİ, M. S. ve MAHESWARAPU,S., 2010, Enhanced genetic algorithm based computation technique for multiobjective optimal power flow solution, *Electrical Power and Energy Systems*, c. 32, s. 736-742.
- LAİ,L.L., MA J.T., YOKOHOMA, R. ve ZHAO, M., 1997, Improved genetic algorithm for optimal power flow under both normal and contingent operation states, *Electrical Power Energy System*, c. 19, s. 287–292.
- LEE,K. ,PARK, Y. ve ORTİZ, J., 1985, A united approach to optimal real and reactive power dispatch, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, c. 104, n. 5, s.1147–1153.
- LENİN, K. ve MOHAN, M.R., 2006, Ant Colony Search Algorithm for Optimal Reactive Power Optimization, *Serbian Journal Of Electrical Engineering*, s. 3, No. 1, Haziran , s. 77 – 88.
- LİU, H., HOU, Y., CHEN, X., 2008, Hybrid Algorithm of Ordinal Optimization and Tabu Search for Reactive Power Optimization in Distribution System, *The 3th international conference on deregulation and restructuring and power technologies (DRPT 2008)*, 6-9 Nisan, Nanjing China, s.1318-1324.
- MOMOH, J.A., ADAPA, R. ve EL-HAWARY M.E., 1999(a), A review of selected optimal power flow literature to 1993. I. Nonlinear and quadratic programming approaches, *IEEE Transactions on Power Systems*,c. 14, n. 1, s. 96–104.
- MOMOH, J.A., EL-HAWARY M.E. ve ADAPA, R., 1999(b), A review of selected optimal power flow literature to 1993. II. Newton, linear programming and interior point methods, *IEEE Transactions on Power Systems*,c. 14, n. 1, s 105–111.

- NOSOFSKY, R. M., 1986, Attention, Similarity and the identification categorization relationship, *J. Exp. Psychol. Gen.*, c. 115, s.39-57.
- OSMAN, M. S., ABO-SİNNA, M. A. ve MOUSA, A. A., 2004, A solution to the optimal power flow using genetic algorithm, *Applied Mathematics and Computation*, c.155, s. 391-405.
- RAHİEL, D., MOUNİR, K., CHAKER, A. ve HAİMOUR, R. 2010, Reactive Power Optimization in Transmission Power System Using Interior Point Method, *International Review of Electrical Engineering*, s. 5(2) 614-618.
- ROY, P. K., GHOSHAL, S. P. ve THAKUR S. S., 2010, Biogeography based optimization for multi-constraint optimal power flow with emission and non-smooth cost function, *Expert Systems with Applications*, cilt. 37, s. 8221-8228.
- SELVAKUMAR, A. ve THANUSHKODİ K., Şubat 2007, New particle swarm optimization solution nonconvex economic dispatch problems, *IEEE Transactions on Power Systems*, cilt 22, no 1, s. 42-51.
- SHAYEGHİ, H., SAFARİ, A. ve SHAYANFAR, H. A., 2009, PSS and TCSC damping controller coordinated design using PSO in multi-machine power system, *Energy Conversion and Management*, cilt 51, s. 2930-2937.
- SOOD, Y. R., 2007, Evolutionary programming based optimal power flow and its validation for deregulated power system analysis, *Electric Power and Energy Systems*, c. 29, s. 65-75.
- SUBBARAJ, P., RENGARAJ, R. ve SALİVAHANAN S., 2009, *Enhancement of economic dispatch problem using self adaptive real coded genetic algorithm, J. Electrical Systems 5-1.*
- SWARUP, K. S., Eylül–Ekim 2006, Swarm intelligence approach to the solution of optimal power flow, *J. Indian Inst. Sci.*, c. 86, s. 439–455.
- VARADARAJAN, M. ve SWARUP, K. S., 2008, Solving multi-objective optimal power flow using differential evolution, *IET Gener. Transm. Distrib.*, c. 2, n. 5, s. 720-730.
- WANG, S. K., CHİOU, J. P., ve LİU, C. W., 2009, Parameters tuning of power system stabilizers using improved ant direction hybrid differential evolution, *Electrical Power and Energy Systems*, cilt. 31, s. 34-42.
- ZHANG, W. ve LİU, Y., 2005, Fuzzy Logic Controlled Particle Swarm for Reactive Power Optimization Considering Voltage Stability, *The 7th International Power Engineering Conference*, Singapore 2005. IPEC, s. 551-555.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : ALTUN, Bekir Emre
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri : 23.01.1980 Tokat
Medeni hali : Bekar
Telefon : 0 (0532) 546 73 37
e-mail : bekir.altun@bozok.edu.tr

Eğitim

| Derece | Eğitim Birimi | Mezuniyet tarihi |
|---------------|---|------------------|
| Yüksek lisans | Düzce Üniversitesi /Elektrik Eğitimi Bölümü | 2011 |
| Lisans | A.İ.B.Ü.DÜZCE TEF/ Elektrik Öğretmenliği Bölümü | 2003 |
| Lise | Tokat Anadolu Teknik Lisesi | 1998 |

İş Deneyimi

| Yıl | Yer | Görev |
|-------|------------------------------------|-------------------|
| 2009- | Bozok Üniversitesi Akdağmadeni MYO | Öğretim Görevlisi |

Yabancı Dil

İngilizce

Hobiler

Futbol, Bilgisayar teknolojileri, Basketbol