

**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**GENETİK ALGORİTMALAR İLE ENERJİ İLETİM  
KAYIPLARI VE SAATLİK YAKIT GİDERLERİ  
OPTİMİZASYONU**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Elektrik Müh. Sevil ŞENEL**

**Anabilim Dalı: Elektrik Mühendisliği**

**Programı: Elektrik Mühendisliği**

**OCAK 2006**

**GENETİK ALGORİTMALAR İLE ENERJİ İLETİM  
KAYIPLARI VE SAATLİK YAKIT GİDERLERİ  
OPTİMİZASYONU**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**  
**Elektrik Müh. Sevil ŞENEL**  
**504011051**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 19 Aralık 2005**  
**Tezin Savunulduğu Tarih : 30 Ocak 2006**

**Tez Danışmanı : Prof. Dr. Aydoğan ÖZDEMİR**  
**Diğer Jüri Üyeleri : Prof.Dr. Serhat ŞEKER**  
**Prof.Dr. Taner ÖLMEZ**

**OCAK 2006**

## **ÖNSÖZ**

Bu tezin hazırlanması sürecinde bana yardımcı olan değerli hocamız Prof.Dr. Aydođan ÖZDEMİR'e en içten dileklerle teşekkür ederim

Aralık 2005

Sevil ŞENEL

## İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	ii
İÇİNDEKİLER	iii
KISALTMALAR	v
TABLO LİSTESİ	vi
ŞEKİL LİSTESİ	vii
SEMBOL LİSTESİ	viii
ÖZET	x
SUMMARY	xi
<b>1. GİRİŞ</b>	<b>1</b>
<b>2. GENETİK ALGORİTMALAR</b>	<b>4</b>
<b>2.1. Genetik Algoritma Süreçleri</b>	<b>6</b>
2.1.1. Başlangıç Toplumu	6
2.1.2. Kodlama	7
2.1.3.Çaprazlama	8
2.1.4. Mutasyon	10
2.1.5. Üreme	11
2.1.6. Seçim Uzayı	11
2.1.7. Seçim	12
<b>2.2. Sınır Denklemleri</b>	<b>14</b>
<b>2.3. Yakınsama</b>	<b>15</b>
<b>2.4. Çok amaçlı Optimizasyon</b>	<b>15</b>
<b>2.5. Amaç ve Uygunluk Fonksiyonu</b>	<b>16</b>
2.5.1. Amaç Fonksiyonu	16
2.5.2. Uygunluk Fonksiyonu	16
<b>3. OPTİMAL YÜK AKIŞI</b>	<b>19</b>
<b>3.1. Giriş</b>	<b>19</b>
<b>3.2. Newton Rapson Yöntemi Formülasyonu</b>	<b>21</b>

<b>3.3. Newton Rapson Yöntemimi Enerji Sistemlerine Uygulanması</b>	<b>24</b>
<b>4. ENERJİ İLETİM KAYBI, SAATLİK YAKIT GİDERİ OPTİMİZASYONU</b>	<b>27</b>
<b>4.1. Enerji İletim Kayıpları Formülasyonu</b>	<b>27</b>
<b>4.2 Saatlik Yakıt Giderleri Formülasyonu</b>	<b>28</b>
<b>5. IEEE TEST SİSTEMLERİ VE BENZETİMLER</b>	<b>29</b>
<b>5.1. IEEE Beş Baralı Test Sistemi</b>	<b>29</b>
<b>5.2 IEEE Otuz Baralı Test Sistemi</b>	<b>36</b>
<b>6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER</b>	<b>48</b>
<b>KAYNAKLAR</b>	<b>50</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ</b>	<b>52</b>

## **KISALTMALAR**

<b>GA</b>	:Genetik Algoritmalar.
<b>SYG</b>	:Saatlik Yakıt Giderleri
<b>EİK</b>	:Enerji İletim Kaybı
<b>HFC</b>	:Hourly Fuel Cost (Saatlik Yakıt Giderleri)
<b>RPTL</b>	:Real Power Transmission Losses (Enerji İletim Kaybı)

## TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
<b>Tablo 2.1</b>	Çaprazlama Örneği (İkili Kod İle Kodlanmış) ..... 10
<b>Tablo 2.2</b>	Mutasyon Örneği (İkili Kod İle Kodlanmış)..... 11
<b>Tablo 5.1</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Empedans Bilgileri..... 29
<b>Tablo 5.2</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Yük ve Generatör Bilgileri. .... 30
<b>Tablo 5.3</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Parametre Limit Değerleri..... 30
<b>Tablo 5.4</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin $p_c$ ve $p_m$ İle Değişimi..... 30
<b>Tablo 5.5</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin N İle Değişimi..... 31
<b>Tablo 5.6</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının $p_c$ ve $p_m$ İle Değişimi..... 32
<b>Tablo 5.7</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının N İle Değişimi..... 33
<b>Tablo 5.8</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Optimizasyon Sonuçları..... 35
<b>Tablo 5.9</b>	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Optimizasyon Sonuçları Karşılaştırması. 35
<b>Tablo 5.10</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Empedans Bilgileri..... 36
<b>Tablo 5.11</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Yük ve Generatör Bilgileri..... 37
<b>Tablo 5.12</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Parametre Limit Değerleri..... 38
<b>Tablo 5.13</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin $p_c$ ve $p_m$ İle Değişimi..... 39
<b>Tablo 5.14</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin N İle Değişimi..... 40
<b>Tablo 5.15</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sonuçları..... 41
<b>Tablo 5.16</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sonuçları (Bara Gerilimleri)..... 42
<b>Tablo 5.17</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırılması..... 43
<b>Tablo 5.18</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının $p_c$ ve $p_m$ İle Değişimi..... 43
<b>Tablo 5.19</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının N İle Değişimi..... 44
<b>Tablo 5.20</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Sistemi EİK Optimizasyon Sonuçları (Bara Gerilimleri)..... 46
<b>Tablo 5.21</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi EİK Optimizasyon Sonuçları..... 47
<b>Tablo 5.22</b>	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıpları Optimizasyon Sonuçları Karşılaştırılması..... 47

## ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1	Genetik Algoritma Döngüsü..... 5
Şekil 2.2	Düzenli Seçim Uzayı..... 12
Şekil 2.3	Geliştirilmiş Seçim Uzayı..... 12
Şekil 2.4	Genetik Algoritmaların Genel Yapısı..... 13
Şekil 5.1	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Devre Şeması..... 29
Şekil 5.2	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin $p_c$ ve $p_m$ Değişimi..... 31
Şekil 5.3	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin N İle Değişimi..... 31
Şekil 5.4	IEEE Beş Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği..... 32
Şekil 5.5	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının $p_c$ ve $p_m$ ile Değişimi..... 33
Şekil 5.6	IEEE Beş Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının N İle Değişimi..... 33
Şekil 5.7	IEEE Beş Baralı Test Sistemi EİK Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği..... 34
Şekil 5.8	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin $p_c$ ve $p_m$ İle Değişimi..... 39
Şekil 5.9	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin N İle Değişimi..... 40
Şekil 5.10	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği..... 40
Şekil 5.11	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının $p_c$ ve $p_m$ İle Değişimi..... 43
Şekil 5.12	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının N İle Değişimi..... 44
Şekil 5.13	IEEE Otuz Baralı Test Sistemi EİK Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği..... 45



## SEMBOL LİSTESİ

<b>N</b>	:Toplumdaki birey sayısı
<b>m</b>	:İlk toplum matrisi sütun sayısı
<b>m<sub>j</sub></b>	:Kodlama için gerekli bit sayısı
<b>a<sub>j</sub></b>	:Kodlama yapılan bölge alt sınırı
<b>b<sub>j</sub></b>	:Kodlama yapılan bölge üst sınırı
<b>p<sub>aa</sub>, p<sub>ba</sub></b>	:Sürekli parametrelili bireyler
<b>β</b>	: [0,1] aralığında bir sayı
<b>p<sub>c</sub></b>	:Çaprazlama oranı
<b>p<sub>m</sub></b>	:Mutasyon oranı
<b>ce</b>	:Ceza fonksiyonu katsayısı
<b>x<sub>sınır</sub></b>	:Limit değeri
<b>x<sub>taşma</sub></b>	:Limit değeri aşan parametre
<b>ε</b>	:Çok ufak seçilen bir sayıdır
<b>U</b>	:Toplam uygunluk değeri
<b>v</b>	:Uygunluk fonksiyonu
<b>p</b>	:Seçim ihtimali
<b>q</b>	:Birikmeli olasılık fonksiyonu
<b>F</b>	:Optimal yük akışı amaç fonksiyonu
<b>g</b>	:Lineer olmayan eşitlik denklemleri
<b>h</b>	:Lineer olmayan eşitsizlik denklemleri
<b>u</b>	:Kontrol değişkeni
<b>x</b>	:Durum değişkeni
<b>x<sub>0</sub>, x<sub>1</sub></b>	: Taylor serisine açmak için tahmini başlangıç ve ilk hesaplanan değer
<b>n</b>	:Çok değişkenli denklem sistemi denklem ve değişken sayısı
<b>S</b>	:Görünür güç [kVA, pu]
<b>V</b>	:Bara gerilimi [kV, pu]
<b>I</b>	:Bara akımı [kA, pu]
<b>P</b>	:Aktif güç [kW, pu]
<b>Q</b>	:Reaktif güç [kVAR, pu]
<b> V </b>	:Bara gerilim genliği [kV, pu]
<b>δ</b>	:Bara gerilim açısı [radyan, degree, pu]
<b>—</b>	:Kompleks değişken
<b>*</b>	:Kompleks değişkenin eşleniği
<b><math>\overline{Y}_{ik}</math></b>	:i ve k baraları arasındaki kompleks bara admitans matrisi [mho]
<b>G<sub>ik</sub></b>	:i ve k baraları arasındaki kompleks bara admitans matrisi reel kısmı
<b>B<sub>ik</sub></b>	:i ve k baraları arasındaki kompleks bara admitans matrisi imajiner kısmı
<b>S<sub>NETk</sub></b>	:k. baradaki net görünür güç [kVA, pu]
<b>P<sub>NETk</sub></b>	:k. baradaki net aktif güç [kW, pu]
<b>Q<sub>NETk</sub></b>	:k. baradaki net reaktif güç [kVAR, pu]
<b>P<sub>GENk</sub></b>	:k. baraya enjekte edilen aktif güç [kW, pu]
<b>Q<sub>GENk</sub></b>	:k. baraya enjekte edilen reaktif güç [kVAR, pu]

$P_{YÜKk}$	:k. baradan çekilen aktif güç	[kW, pu]
$Q_{YÜKk}$	:k. baradan çekilen reaktif güç	[kVAR, pu]
$P_k$	:k. baradaki net aktif güç ile net görünür gücün reel kısmının farkı	[kW, pu]
$Q_k$	:k. baradaki net reaktif güç net görünür gücün imajiner kısmının farkı	[kVAR, pu]
$\Delta \delta$	:Bara gerilimi açısı artımı	[radyan, degree, pu]
$\Delta  v $	:Bara gerilim genliği artımı	[kV, pu]
$J$	:Jacobian matrisi	
$k$	:Yineleme sayısı	
$NB$	:Toplam bara sayısı	
$L_{kj}$	:k ve j baraları arasındaki enerji iletim kaybı	[pu]
$V_k$	:k. baranın gerilimi	[pu]
$V_j$	:j. baranın gerilimi	[pu]
$\delta_{kj}$	:k ve j bara gerilim vektörleri arasındaki açı	[pu]
$Y_{kj}$	:k ve j baraları arasındaki bara admitans matrisi	[pu]
$G_{kj}$	:k ve j baraları arasındaki bara admitans matrisinin reel kısmı	
$a, b, c$	:Generatörün sabit yakıt giderleri katsayıları	
$P_G$	:Generatörün aktif güç çıkışıdır	[pu]
$NG$	:Toplam generatör sayısı	

# GENETİK ALGORİTMALAR İLE ENERJİ İLETİM KAYIPLARI VE SAATLİK YAKIT GİDERLERİ OPTİMİZASYONU

## ÖZET

Son yıllarda artan enerji ihtiyacı talebi ile birlikte, boyutları büyüyen ve karmaşık bir yapı haline gelen elektrik enerji sistemlerinin optimizasyonu önem kazanmıştır. Klasik optimizasyon yöntemlerinin uygulamaları çoğu zaman pahalı veya zor olabilmektedir. Bu durum evrimsel algoritmalar üzerinde artan bir ilgi oluşturmaktadır. Bu teknikler genel olarak rastlantısal optimizasyon teknikleri olarak adlandırılmakta ve temelinde doğadaki evrimsel örneklere benzer bir mekanizma yatmaktadır.

Genetik algoritmalar da evrimsel algoritmalar grubuna girmektedir ve en yaygın olarak kullanılanıdır. Bu yöntem endüstriyel uygulamalarda karşılaşılan bir çok karmaşık probleme uygulanmıştır. Bu yöntem kullanılırken bilinmeyen parametre sayısını azaltmak için lineer olmayan fonksiyonları lineerleştirmeye gerek yoktur. Bu özellik sayesinde gerçek değere daha yakın bir sonuç elde edilmektedir.

Enerji iletim kayıp fonksiyonu (EİK), bara gerilim genliklerindeki  $\pm \%5$ 'lik müsaade edilen ayar bölgesi içerisinde minimize edilmektedir. Saatlik yakıt giderleri fonksiyonu (SYG) ise, aktif güce bağlı olarak minimize edilmektedir. Başka bir ifade ile, şebekede generatör uyarma gerilimi ile kontrol edilen generatör reaktif gücü (Q) ayarlanarak, generatör bara gerilim genliği ( $|V|$ ) değiştirilmekte ve bu sayede aktif güç iletim kayıpları optimize edilmektedir. Aynı şekilde, şebekeye verilen yakıt miktarı ile kontrol edilen generatör bara akım vektörü ve bara gerilim vektörü arasındaki açı ayarlanarak ( $\delta$ ), generatör aktif gücü (P) değiştirilmekte ve bu sayede saatlik yakıt maliyeti optimize edilmektedir.

Bu tezde MATLAB uyumlu MATPOWER 3.0b yük akış programı kullanılarak GA bazlı optimizasyon yapabilecek bir yazılım geliştirilmiştir. Önce bazı ön benzetimlerle Genetik Algoritma Bazlı optimizasyonu daha etkin kılacak parametre değerleri (çaprazlama oranı, mutasyon oranı ve toplumdaki birey sayısı) belirlenmiştir. Belirlenen bu değerler kullanılarak Saatlik Yakıt Giderlerinin ve Enerji İletim Kayıplarının ayrı ayrı optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Diğer yandan, durum değişkenlerinin sınır değerleri taşmaması için dinamik ceza fonksiyonları kullanılmıştır. Geliştirilen yazılımın etkinliği IEEE 5 baralı ve 30 baralı test sitemleri üzerinde denenmiştir. Benzetim sonuçları klasik optimizasyon yöntemleriyle elde edilen değerlerle, büyüklük ve taşmalar açısından kıyaslanmıştır.

## **OPTIMIZATION OF POWER SYSTEM TRANSMISSION LOSSES AND HOURLY FUEL COSTS WITH GENETIC ALGORITHMS**

### **SUMMARY**

In recent years, electric power consumption has been increasing and optimization of complex power systems has been gaining great importance. Classical optimization techniques are generally require several difficult mathematical manipulations. Moreover, they are expensive for practical implementations. This realization has led to an increased interest in special class of stochastic searching algorithm: namely evolutionary algorithms. In general, these algorithms are referred as ‘stochastic’ optimization techniques and their foundation lies in the evolutionary patterns observed in living things.

Genetic algorithms is one of the most widely known and used evolutionary algorithm methods. This optimization technique has been applied to many complex problems in the fields of industrial and operational engineering. In this method, there is no need to make a linear fitness function to decrease the number of parameters. This feature provides more accurate results.

Real power transmission loss function (RPTL) is minimized within the range of  $\pm 5$  % bar voltage magnitude variations. Hourly fuel cost function (HFC) is minimized through the generator active power variations. In other words, generator excitation current controls  $Q$  (generator reactive power);  $Q$  adjustment controls bar voltage magnitude ( $|V|$ ) to optimize real power transmission loss. Secondly, fuel amount injected in generator controls  $\delta$  (angle between current and voltage vectors of each bar).  $\delta$  adjustment controls  $P$  (real power) to optimize hourly fuel costs

In this thesis, a new genetic algorithm based optimization is developed by using MATLAB and MATPOWER 3.0b. The developed software is capable of doing optimal power flow based on genetic algorithm. Several simulations are conducted to attain optimal GA parameters (crossover rate, mutation rate and total individual number of population). HFC and RPTL minimizations are later achieved separately by using these predetermined values. On the other hand dynamic penalty functions are used to prevent the state variables exceeding their prescribed limits. The developed software is tested on IEEE 5-Bus Test System and IEEE 30-Bus Test System. Optimal values and limit exceedings are compared those of the values attained by classical optimization methods.

## 1. GİRİŞ

Optimal yük akışı çalışmaları enerji sistemleri büyüdükçe ve karmaşık bağlantılara sahip oldukça artan bir önem kazanmıştır. İlk çalışmalar 1960 yılında enerji sistemleri için sınır değerler içinde kalmak koşulu ile, optimal kontrol değerlerini belirlemek amacı ile yapılmıştır [5].

Optimal yük akışı çalışmaları sayısal optimizasyon tekniklerindeki ve bilgisayar teknolojisindeki ilerlemelere paralel olarak, hızlı bir gelişim göstermiştir. Optimal yük akışı çalışmalarında normal yük akışı çalışmasından farklı olarak, kontrol değerleri belirli bir amaç fonksiyonunu maksimum veya minimum yapacak şekilde belirlenir. Enerji sistemlerinde birçok uygulama alanı vardır. Bunlar, saatlik yakıt giderlerinin minimizasyonu, optimal reaktif güç planlaması, enerji iletim kayıplarının minimizasyonu vb. dir.

Optimal yük akışının temeli, Carpentier tarafından ilk kez formüle edilen, Kuhn-Tucker koşullarını sağlayan bir yönteme dayanmaktadır ve yük akışı denklemlerinin çözümünde Gauss-Seidel metodu kullanılmıştır [11]. Dommel and Tinney tarafından yapılan ve günümüz optimizasyon çalışmalarının temelini teşkil eden yöntemde, optimizasyon problemi, yük akışı denklemlerinin, sistem kısıtlamalarını sağlayacak şekilde, Newton Rapson yöntemi kullanılarak çözümüne dayanır [11]. Optimizasyon teknikleri üç grupta sınıflandırılabilir.

- Analitik Optimizasyon ( calculus based optimization)
- Sayısal Optimizasyon ( enumerative optimization)
- Rastlantısal Optimizasyon (random optimization)

Analitik optimizasyon yöntemlerinde, belirli bir başlangıç noktasından başlanarak, amaç fonksiyonunun türevinden yararlanıp her seferinde daha optimal bir nokta olarak adım adım çözüm noktasına varmak hedeflenir. Bu yöntem de kendi içinde iki guruba ayrılır. Doğrudan analitik çözüm yöntemlerinde, amaç fonksiyonunun tüm

doğrultularda deęiřimi (gradyan) hesaplanır ve en yüksek deęiřimin tersi doęrultuda çözüm noktası aranır. Dolaylı yöntemlerde ise amaç fonksiyonu eęiminin sıfır olduęu yerlerde optimal çalışma noktası aranır.[12]

Sayısal yöntemlerde, amaç fonksiyonu deęerleri, çözüm uzayı içerisindeki tüm olası noktalar için hesaplanır. Bu şekilde minimum deęer belirlenmiř olur. Bu yöntem ile sonuca ulařmak için çok uzun süre gereklidir [12]

Rastlantısal optimizasyon yöntemleri genel olarak sayısal optimizasyon yöntemlerinden daha hızlıdır. Çözüm uzayı içerisinde rasgele arama yapar. Arama prosesi esnasında her ulařılan noktada amaç fonksiyonu hesaplanır, bu sayede aramaya gerçekçi bir boyut katılmıř olur. Evrimsel algoritmalar ve bunun bir alt kolu olan genetik algoritmalar bu gruba girmektedirler [1].

Bir çok optimizasyon problemi, yapı olarak çok karmařıktır ve klasik optimizasyon yöntemleri ile çözümü zor ve pahalıdır. 1960 yılından beri yapılan çalışmalarda, canlılarda görülen evrim mantıęı taklit edilerek endüstriyel problemlere uygulanmaya çalışılmıřtır. Doęal evrim sürecine benzer şekilde çözüm arayan optimizasyon tekniklerine genel olarak evrimsel algoritmalar adı verilir. Evrimsel algoritmalar kendi içinde üç gruba ayrılırlar. Genetik algoritmalar (GA), evrimsel programlama ve evrimsel stratejiler bu üç ana grubu oluřturur. Bu yöntemler arasında genetik algoritmalar en yaygın olarak kullanılan yöntemdir.

Matematiksel programlama yöntemlerinde (analitik yöntem veya sayısal optimizasyon), problemi matematiksel olarak ifade etmek gerekir. Çok sayıda deęiřken olduęu durumlarda deęiřken sayısını azaltmak ve çözüm süresini kısaltmak için lineer olmayan denklemler, çalışma noktası civarında lineerleřtirilir. Bu nedenle matematiksel yöntemlerde belirli bir hata ile optimal çözüme ulařılır. Genetik Algoritmalar matematiksel programlama yönteminde ihmal edilen bazı bilgileri de modelleyebilmektedir. Bunu yaparken de lineer olmayan denklemleri lineerleřtirme ihtiyaç duymaz. Bu sayede genetik algoritma ile ulařılan çözüm gerçek deęere daha yakın bir çözümdür. GA ile çözüm algoritması basit bir yapıya sahip olduęu için programlama esnasında yapılan hata kolaylıkla tespit edilebilmektedir [1].

GA ile araştırma (çözüm arama) iřlemi canlıların biyolojik gelişimine benzemektedir. Canlılar doęarlar ve üreyerek yeni nesilleri yetiřtirirler. Doęal seçim

mekaniğine bağı olarak, canlı gurubu arasından yapısı bakımından en uygun olan birey hayatta kalmaktadır. Her yeni nesil rasgele bilgi deęişimi ile oluşturulan diziler içinden hayatta kalanların birleşmesi ile elde edilir. Bu algoritmalar, özellikle lineer olmayan çok deęişkenli, çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde güçlü bir arama yöntemidir.

Enerji sistemlerinde genetik algoritma uygulamaları, ekonomik yük dağılımı, arıza yerinin bulunması, hidrotermal elektrik üretim santrallerinin optimal işletimi, reaktif güç kompanzasyonu, güç sistemlerinde faz kaydırıcıların optimal yerleşimi, güvenilirlik indislerinin hesaplanması ve güç sistemi modernizasyonu gibi konular üzerinde yaygınlaşmıştır.

Bu tezde GA ile enerji iletim kayıplarının ve saatlik yakıt giderlerinin optimizasyonu yapılmıştır. Tezin ikinci bölümünde, genetik algoritmalar ayrıntılı olarak anlatılmış ve çeşitli süreçler hakkında bilgi verilmiştir. Sınır taşmalarının optimizasyon sürecine nasıl dahil edileceği belirtilmiş ve çok amaçlı optimizasyon hakkında kısaca bilgi verilmiştir. Üçüncü bölümde, yük akışı, optimal yük akışı ve Newton-Raphson yöntemiyle çözüm algoritmaları verilmiştir. Dördüncü bölümde saatlik yakıt giderleri ve enerji iletim kayıplarının, sistem deęişkenleri ile ifadesi verilmiştir. Beşinci bölümde IEEE test sistemleri, yapılan benzetim çalışmaları ve benzetim sonuçları verilmiştir. Son bölümde sonuçlar irdelenmiş ve gelecek çalışmalara ışık tutacak öneriler verilmiştir.

Çalışmada, MATLAB 6.5 yazılımı kullanılarak GA bazlı optimal yük akışı yapılmıştır. Matpower3.0b yük akışı programı baz alınarak, GA programı ile uyumlu çalışabilir hale getirilmiş ve optimal yük akışı yapabilen bir program oluşturulmuştur. Bu program ile enerji iletim kayıpları ve saatlik yakıt giderleri fonksiyonları minimize edilmiştir. Geliştirilen yazılımın doğruluğu IEEE 5 baralı test sistemi ve IEEE 30-bara test sistemleri üzerinde denenmiştir. Sonuçlar analitik çözümlerle kıyaslanmıştır.

## 2. GENETİK ALGORİTMALAR

Endüstriyel mühendislikte karşılaşılan birçok optimizasyon yönteminin karmaşık ve büyük boyutlu olduğu için klasik optimizasyon yöntemleri ile çözümü zordur. 1960 yılında doğanın karmaşık optimizasyon problemlerini nasıl çözdüğü taklit edilmeye başlanmıştır. Doğal evrim sürecinin taklit edilerek evrimsel algoritmalar geliştirilmiştir. Bu yöntem gerçek hayatta karşılaşılan problemlere uygulandığında iyi sonuçlar vermektedir. Genetik algoritmalar, evrimsel programlama ve evrimsel stratejiler bu gruba girer. Genetik Algoritmalar en yaygın kullanılan yöntemdir. Genetik Algoritmalar Michigan Üniversitesi'nde J.Holland, asistanları ve öğrencileri tarafından geliştirilmiş bir algoritmadır. Holland ve öğrencisi olan D.Goldberg GA'ya ait ilk çalışmaları yapmışlardır[10]. Genel olarak GA uygun bir çözüm kümesindeki rasgele çözümlerin oluşturduğu ilk başlangıç toplumu ile arama yapmaya başlar. Başlangıç toplumu içerisindeki her çözüm, optimizasyon problemi için de bir çözüm olasılığı oluşturmuş olur ve birey adını alır. Her birey bir semboller dizisidir ve genel olarak ikili sayı düzenine göre oluşturulurlar.

Genetik Algoritmalar doğal seçim mekaniğine ve doğal genetiğe bağlı araştırma algoritmalarıdır. Araştırma işlemi, canlıların biyolojik gelişimine benzemektedir. Canlılar doğarlar ve üreyerek yeni nesiller yetiştirirler. Doğal seçim mekaniğine bağlı olarak canlı grubu arasında yapısı bakımından en uygun olan birey hayatta kalmaktadır. Genetik algoritmalar genlerden oluşmuş canlılar gibi (ikili kodlanmış sistemlerde) 0 ve 1 bilgilerinden oluşmuş bilgileri kullanmaktadır. Her yeni nesil rasgele bilgi değişimi ile oluşturulan diziler içinden hayatta kalanların birleştirilmesi ile elde edilmektedir. GA yöntemi ile optimizasyonun ana aşamaları aşağıda özetlenmiştir [2].

- Başlangıç toplumunun oluşturulması ve kodlanması
- Uygunluk fonksiyonunun (fitness function) belirlenmesi
- Yeni nesillerin oluşturulması

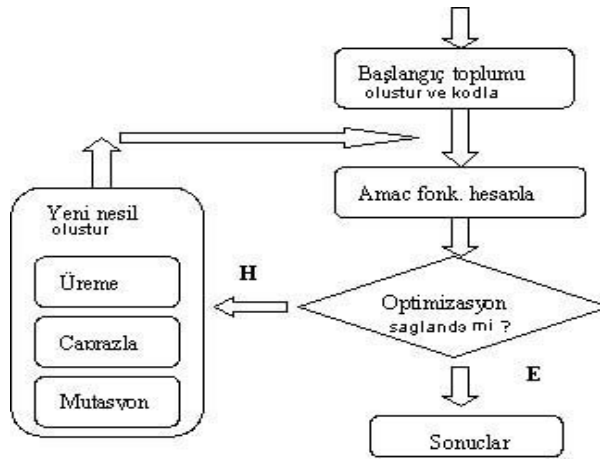


GA yönteminin klasik yöntemlerden farklılıkları ve üstünlükleri aşağıdaki gibi özetlenebilir [1-4] :

- Genetik algoritmalar parametre ile değil, kodlanmış parametreler seti ile çalışmaktadır. Bu sayede amaç fonksiyonu süreksizlik gösterse bile kodlanmış parametre ile arama yapılacağı için sorun yaşanmaz.
- Genetik algoritmalar tek bir noktadan değil, noktalar topluluğundan arama yaparlar. Bu özellik, genetik algoritmaların optimum çözümü bulmasındaki en önemli etkidir.
- Genetik algoritmalar, türev veya başka yardımcı bilgileri değil amaç fonksiyonu bilgilerini kullanırlar. Bu sayede sürekli ve/veya süreksiz, lineer ve/veya lineer olmayan fonksiyonlar gibi çok farklı türden parametre ve fonksiyonlarla çalışabilirler.
- Genetik algoritmalar, deterministik kuralları değil stokastik geçiş operatörlerini kullanırlar.

GA yöntemi kullanılırken karşılaşılan zorluklar şunlardır.

- Uygun olmayan çözüme (premature) yakınsayabilirler.
- İşlem zamanı uzundur.
- Parametre ayarları çok fazla sayısal deneme veya deneyim gerektirir.



Şekil 2.1 Genetik Algoritma Döngüsü

## 2.1 GENETİK ALGORİTMA SÜREÇLERİ

Genetik algoritmalarla optimizasyon işleminin temel aşamaları Şekil 2.1’de verilmiştir. Optimizasyon işlemi belirli bir başlangıç toplumu üretimi ile başlar ve bir dizi rastlantısal süreç ve operasyon sonrasında çözüme ulaşır. Şimdi kısaca bunları inceleyelim.

### 2.1.1 BAŞLANGIÇ TOPLUMU

GA ile optimizasyon sürecinin ilk adımı başlangıç toplumu adı verilen, geniş bir birey topluluğunun oluşturulmasıdır. Burada “birey” başlangıç toplumunun her bir satırına verilen addır. Toplumdaki birey sayısı (N) önemli bir kontrol parametresidir. Teorik ve deneysel çalışmalar ve geçmiş deneyimlerle toplumdaki birey sayısı, optimizasyona uygun bir değerde seçilmelidir. Bu sayı genellikle 30 ile 200 arasında değişir. N’in büyük olması daha geniş bir örnekleme uzayında arama yapma üstünlüğünü sağlar. Fakat birey sayısı N çok büyük tutulursa GA’nın çalışma hızı yavaşlar. Gen ise bireyi oluşturulan değişken kodlarının her biri şeklinde tanımlanabilir. Aşağıda ikili kodlar ile oluşturulmuş başlangıç toplumu, birey ve gen kavramları şematik olarak gösterilmiştir. Başlangıç toplumu matrisinin, sütun sayısı m olmak üzere;

Gen-1	Gen-2	....	Gen-m		
111001	1000 111	....	00000	Birey-1	} Başlangıç toplumu
000110	0001100	....	00111	Birey-2	
.....	.....	....	....		
101101	1101111	....	11111	Birey-N	

Yukarıdaki başlangıç toplumunun her satırı bir bireydir. Birey ise optimize edilecek fonksiyonu oluşturan değişkenlerden (genler) oluşur.

Genelde başlangıç topluluğunun birey sayısı denemelerle bulunur. Başlangıç topluluğunun oluşturulmasında izlenecek en kolay yol, değişkenlerin sınırlar içinde rastlantısal olarak üretilmesidir. Bunun yanında var olan mühendislik bilgileri kullanılarak elde edilmiş bir takım iyi sonuçlar başlangıç topluluğunun bir kısmına dahil edilebilir.

### 2.1.2 KODLAMA

Problem için çözüm olabilecek her bireyin uygun şekilde kodlanarak çözüm kümesi içinde yer alması gerekir. Mühendislikte karşılaşılan GA uygulamalarında önceleri ikili kodlama yöntemi benimsenmişti. Çaprazlama, mutasyon vb GA işlemleri de bu kodlamaya göre geliştirilmişti. İkili kodlama yönteminin doğal bir yöntem olmaması nedeniyle karşılaşılan zorluklar ve eksiklikler sonrası, gerçek sayı kodlamaları (sınırlı optimizasyon için) ve tam sayı kodlamaları (kombine optimizasyon problemleri için) geliştirilmiştir. Bu çalışmada ikili kodlama yöntemi kullanılmıştır.

Çok değişkenli problemlerde, birey içerisindeki her gen bir parametreyi temsil eder. Çalışmamızda, GA'nın başlangıç aşamasında değişkenler ikili kodlama sistemine göre kodlanmıştır. Örnek olarak  $[a_j, b_j]$  aralında bir değişken kodlayalım. Duyarlılığın virgülden sonra dört basamak ile ifade edilmesi için, her bir değişken sayı doğrusu üzerinde  $(b_j - a_j) \times 10^4$  adet nokta ile temsil edilebilir. Değişkenin kaç adet bit ile temsil edileceği (ikili kodlamada) aşağıdaki formül yardımı ile hesaplanabilir [3].

$$2^{m_j-1} < (b_j - a_j) \times 10^4 \leq 2^{m_j} - 1 \quad (2.1)$$

Bu denklemde:

$m_j$  : kodlama için gerekli bit sayısı

$a_j$  : kodlama yapılan bölgenin alt sınırı

$b_j$  : kodlama yapılan bölgenin üst sınırıdır.

Gen uzunluğu belirlenirken, her bir değişken ' $m_j$ ' adet bit ile simgelenerek bir gen oluşturulur. Toplam değişken sayısına bağlı olarak her bireyin uzunluğu belirlenir.

Yukarıda belirtilen şekilde kodlanan bir  $x_j$  değişkeni için ikili sayı sisteminden reel sayı sistemine geçiş formülü aşağıdaki gibidir:

$$x_j = a_j + \text{desimal (ikili kod değeri)} \frac{b_j - a_j}{2^{m_j} - 1} \quad (2.2)$$

Desimal (ikili kod değeri) : Birey üzerinde, bir değışkeni simgelemek amacıyla ikili kod ile kodlanmış genin onluk sayı sistemindeki karşılığı olarak tanımlanabilir

Bir örnek üzerinde ikili kodlama yapısını anlatalım:

$x_1$  ve  $x_2$  genlerinden oluşan bir bireyi ikili sistemde kodlayalım [3].

$$-3 < x_1 \leq 12,1 \text{ ve } 4,1 < x_2 \leq 5,8 \text{ olsun.} \quad (2.3)$$

$$12,1 - (-3) \times 10000 = 151000 \quad (2.4)$$

$$2^{17} < 151000 \leq 2^{18} - 1 \rightarrow m_1 = 18 \quad (2.5)$$

$$5,8 - 4,1 \times 10000 = 17000 \quad (2.6)$$

$$2^{14} < 17000 \leq 2^{15} - 1 \rightarrow m_2 = 15 \quad (2.7)$$

$$m_1 + m_2 = 33, \text{ birey 33 adet bit ile temsil edilecektir.} \quad (2.8)$$

İkili Kod	Desimal Sayı
$x_1$ : 000001010100101001	5417
$x_2$ : 101111011111110	24318

$$x_1 = -3 + 5417 \times \frac{12,1 - (-3)}{2^{18} - 1} = -2.687969 \quad (2.9)$$

$$x_2 = 4,1 + 24318 \times \frac{5,8 - 4,1}{2^{15} - 1} = 5.361653 \quad (2.10)$$

### 2.1.3 ÇAPRAZLAMA

Çaprazlama operatörü, en önemli GA operatörüdür. Çaprazlama, aynı nesil içerisinde yer alan bireyler arasında bilgi alışverişi işlemidir.

Çaprazlama yöntemi parametrelerin kodlama yöntemine göre değışir. Sürekli parametreler ile çalışılıyor ve ikili kodlama yöntemi kullanılıyorsa her parametrenin kodlanması için birçok bit gerekecektir, bu ise hem çok fazla bellek ihtiyacı oluşturacak, hem de ikili kodlama yöntemi parametreyi kesin bir doğruluk ile temsil etmemize olanak vermeyecektir. Sürekli parametreler reel sayılar ile kodlandığında

kesin doğruluk sağlanır, sadece bilgisayarın yuvarlama hatası kadar bir hata yapılır. Sürekli parametreler ile çalışıldığı durumlarda çaprazlama yöntemi genel olarak;

Eşleştirecek bireyler;

$$\text{birey}_1 = [p_{a1}, p_{a2}, p_{a3}, \dots, p_{aa}, \dots, p_{am}] \quad (2.11)$$

$$\text{birey}_2 = [p_{b1}, p_{b2}, p_{b3}, \dots, p_{ba}, \dots, p_{bm}] \quad \text{olsun,} \quad (2.12)$$

$\beta$  [0,1] aralığında seçilen rasgele bir sayı olmak üzere;

$$\text{yavru}_1 = [p_{a1}, \dots, p_{aa} - \beta(p_{aa} - p_{ba}), \dots, p_{am} - \beta(p_{am} - p_{bm})] \quad (2.13)$$

$$\text{yavru}_2 = [p_{b1}, \dots, p_{ba} + \beta(p_{aa} - p_{ba}), \dots, p_{bm} + \beta(p_{am} - p_{bm})] \quad (2.14)$$

Şeklinde çaprazlama işlemi yapılır [4].

İkili kodda parametreler ile çaprazlama prosesi ise, bireylerin rasgele eşleştirilmesi ile başlar. Daha sonra bir çaprazlama noktası seçilir. Çaprazlama işlemi çaprazlama noktasından sonrası için gerçekleştirilir. Eşleşen kromozomların bitleri karşılıklı olarak birbirleri ile yer değiştirir. Çaprazlama oranı ( $p_c$ ), her nesilde oluşturulan yavruların topluluk boyutuna oranı olarak tanımlanmaktadır. Çaprazlama operasyonuna uğrayacak kromozom sayısı ortalama  $p_c * N$  olur. Yüksek çaprazlama oranı daha geniş bir uzayda çözüm aranmasını sağlar ve yanlış optimum elde edilme olasılığını azaltır. Fakat,  $p_c$  çok büyük seçilirse çözüm bulmak için geçen süre çok artmış olur [2].

Tablo 2.1'de verilen örnekte 1-2 ve 3-4 kromozomlarını eşlenerek çaprazlanmıştır.

Çaprazlama noktası tabloda gösterildiği gibi seçilmiştir. 1 ve 2 kromozomlarının çaprazlama noktasından sonrası eş olduğundan, çaprazlama işleminden sonra herhangi bir değişikliğe uğramamışlardır. Kromozom 3 ve 4'ünkiler ise farklı olduğundan çaprazlama işleminden sonra, çaprazlama noktasının sonrasındaki değerler karşılıklı olarak yer değiştirmiştir.

**Tablo 2.1** Çaprazlama Örneği (ikili kod ile kodlanmış)

No	Çaprazlama öncesi	Çaprazlama sonrası
1	11*100	11*100
2	10*100	10*100
3	1*0100	1*0010
4	1*0010	1*0100

#### 2.1.4 MUTASYON

Mutasyon, değişime uğrama sürecidir. Mutasyon olasılığına bağlı olarak rasgele bir bireyin bir elemanının değeri değiştirilir. Kodlama mekanizmasına bağlı olarak birçok mutasyon yöntemi vardır. Yeniden üreme ve çaprazlama operatörleri, arama ve var olan kromozomları yeniden birleştirme işlemi yaparken, topluma yeni bir genetik materyal katmazlar. Mutasyon işleminin temel nedeni (ikili kod için) bit değerlerinin sürekli olarak kaybolmasını önlemektir. Mutasyon olasılığı sıfır ise kayıp bitlerin yeniden üretilmesi gerçekleştirilemez. Mutasyon kaybedilen bu genetik özelliklerin geri kazanılmasını sağlayarak global optimuma ulaşılması olasılığını artırır.

Mutasyon işlemi 2-tabanlı kodlamada, basit olarak 1'leri 0, 0'ları 1 yapma işlemidir. Rasgele yapılan mutasyon bir değişim sağlar ve genellikle temsil uzayında bulunmasına rağmen toplumda temsil edilemeyen bireyleri topluma dahil eder. Mutasyona uğrayacak kromozom sayısı ortalama  $p_m * N$  olur.  $p_m$  çok büyük seçilirse yeni neslin bir önceki nesile olan benzerliklerinin kaybolma olasılığı artar ve o aşamaya dek yapılan iyileştirmeler anlamsızlaşır. Diğer taraftan  $p_m$  çok küçük seçilirse faydalı olabilecek bir çok gen hiç denenmeden çözümlenmiş olur. Yani deneme uzayı kısıtlanır. Tablo 2.2.'de verilen örnekte 1 ve 4 no'lu bireyler mutasyona uğramıştır. 2 ve 3 no'lu bireyler mutasyona uğramamıştır.

**Tablo 2.2** Mutasyon Örneği (ikili kod ile kodlanmış)

No	Mutasyon öncesi	Mutasyon sonrası
1	10*1*00	10*0*00
2	11*1*00	11*1*00
3	10*1*00	10*1*00
4	10*0*10	10*1*10

### 2.1.5 ÜREME

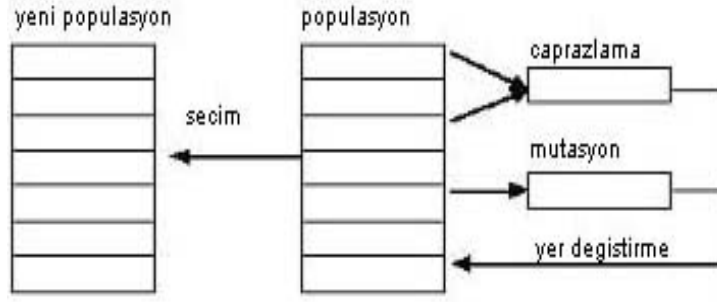
Üreme işlemi, daha geniş uygunluk değerlerine sahip dizilerin daha yüksek olasılıkla yeni nesilde geniş sayıda kopyalarını üretebilme sürecidir. Diziler, uygunluk değerlerine göre hesaplanan olasılıkla kopyalanır. Kopyası üretilen diziler eşleşme havuzu (mating pool) içinde toplanarak diğer işlemlerin uygulanması için hazırlanırlar.

Topluluğun yenilenmesinde (üremede) iki temel yaklaşım vardır. Nesilsel yaklaşımda her nesilde topluluk; seçim, çaprazlama ve mutasyon operatörleri tarafından oluşturulan yeni toplulukla değiştirilir. Bu durumda, her nesildeki bireyler sadece kendi nesillerindeki bireylerle üreme yapabilir. Sürekli durum yaklaşımında ise, oluşan toplulukta bireyler hemen yerlerini alır. Yeni topluluk bireyleri ve eski topluluk bireyleri aynı ortamda beraber bulunabilir. Genetik algoritmada genellikle nesilsel yaklaşım kullanılır. Tezde sürekli durum yaklaşımı kullanılmıştır.

### 2.1.6 SEÇİM UZAYI

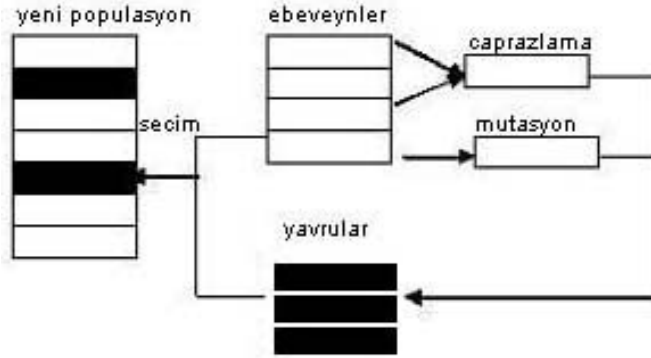
Düzenli seçim uzayı ve geliştirilmiş seçim uzayı olmak üzere iki tip seçim uzayından bahsedebiliriz. Düzenli seçim uzayı Şekil 2.2’de görüldüğü gibi tüm yavruları ve tüm ebeveynlerini içermez. Yavrular oluşunca, ebeveynler yavrular ile yer değiştirirler. Topluluk boyutu (N) sabit tutulmuş olur. Bu yöntemin sakıncası uygunluk değeri iyi olan bir ebeveyn yavrusu ile yer değiştirerek kaybedilebilir [3].

Formatted: Bullets and Numbering



**Şekil 2.2** Düzenli Seçim Uzayı

Geliştirilmiş seçim uzayı Şekil 2.3.'de görüldüğü gibi tüm ebeveynleri ve tüm yavruları içerir. Hem ebeveynler hem de yavrular bir sonraki nesilde yer alabilmek için, uygunluk değerlerine bağlı olarak eşit şansa sahiptirler. Bu uzay içerisinde rasgele seçilen N adet birey ile topluluk boyutu yine sabit tutulmuş olur. Bu yöntemde çaprazlama ve mutasyon katsayıları büyük olsa bile topluluğa çok fazla sayıda rastlantısal birey dahil etmek problem olmamaktadır. Çünkü yavruların uygunluk değeri iyi olan ebeveynler ile yer değiştirmesi söz konusu değildir [3].



**Şekil 2.3** Geliştirilmiş Seçim Uzayı

### 2.1.7 SEÇİM

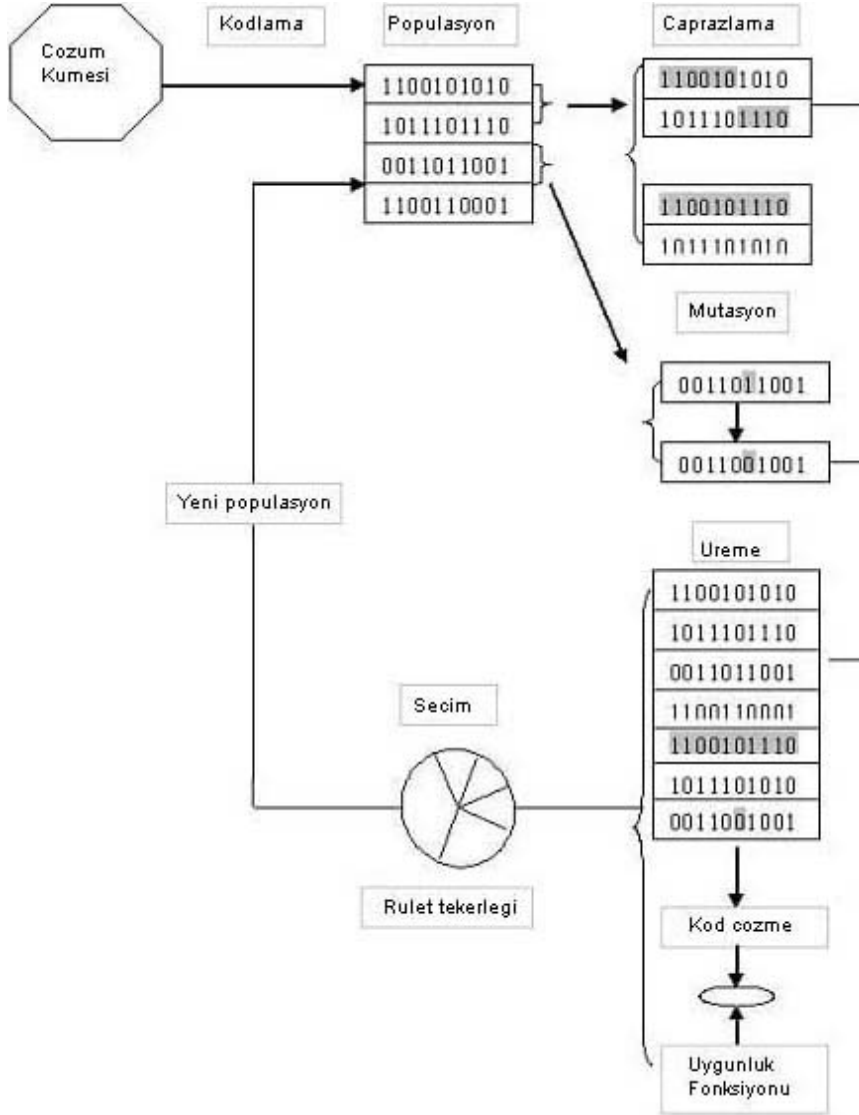
Genetik algoritmada, birbirini izleyen nesillerin oluşmasında bireylerin seçimi önemli rol oynar. Uygunluk seçim yöntemlerinde bireylerin seçilme olasılıkları doğrudan uygunluk fonksiyonu değerlerine bağlıdır. En fazla kullanılan uygunluk seçim yöntemi rulet çarkıdır. Rulet çarkı üzerinde bireylerin uygunluk değerleriyle orantılı olarak pay verilmiştir. Rulet çarkı yeterli sayıda döndürülerek hangi bireylerin seçileceğine karar verilmiş olur. Rasgele yapılan seçimde, uygunluk



fonksiyonu yüksek olan bireylerin seçilme olasılığı daha fazladır. Tezde rulet çarkı seçim yöntemleri kullanılmıştır.

Seçim GA için önemli bir operatördür. Seçime bağlı olarak bir uç noktada, GA erken yakınsayabilir, diğer uç noktada ise arama, gerektiğinden çok yavaş ilerleyebilir. Seçim GA'yı umut vadedenden çözüm uzayına doğru yönlendirir.

Şekil 2.4'de yukarıda açıklanan genetik algoritma operatörlerinin çalışma prensibi şematik olarak gösterilmiştir.



Şekil 2.4 Genetik Algoritmaların Genel Yapısı

## 2.2 SINIR DENKLEMLERİ

Bir optimizasyon sonucunda hesaplanan sayısal değerlerin, amaç fonksiyonunu minimum yaparken belirli fiziksel kısıtlamaları da sağlamaları gerekir. Kısıtlamalar eşitlik veya eşitsizlik ( $=$ ,  $\neq$ ,  $\leq$ ,  $\geq$ ) olarak ifade edilebilirler. Elektrik enerji sistemindeki eşitlik kısıtlamaları yük akışı eşitlikleri, eşitsizlik kısıtlamaları ise sistemdeki değişkenlere (bara gerilimleri, generatör aktif ve reaktif güç sınırları vb.) ilişkin sınırlardan oluşur [1].

Sınır değerlerini aşmanın önlenmesi için en etkili yöntem, bu sınırların, parametreler kodlanırken dikkate alınmasıdır. Sistem kontrol değişkenleri için bu yöntem uygulanır. Fakat durum değişkenleri, sistem eşitlikleri çözülerek hesaplanan büyüklükler olduğundan, bunlara doğrudan kısıtlama koyma olanağı yoktur. Bu tip değişkenler için maksimum yapılmaya çalışılan amaç fonksiyonu değerini küçülten ceza fonksiyonları eklenir.

Çeşitli ceza fonksiyonları vardır. En çok kullanılanı karesel ceza fonksiyonudur. Burada, ceza fonksiyonu, 'ce' ceza fonksiyonu katsayısı olmak üzere,  $ce \cdot (x_{\text{aşma}} - x_{\text{sınır}})^2$  şeklinde ifade edilebilir. Ceza fonksiyonu katsayılarının belirlenmesi kolay değildir. Oysa bu katsayılar, diğer optimizasyon yöntemlerinde olduğu gibi, GA bazlı optimizasyonda da sürecinin verimini etkiler. Eğer ceza katsayısı çok büyük seçilirse GA'nın çalıştığı bireyler kısıtlamalara uygun olur fakat çözüm uzayının büyük bir bölümünü göremez ve erken yakınsamaya girebilir veya çözüm etrafında büyük salınımlar oluşur. Eğer ceza katsayısı çok küçük seçilirse GA kısıtlamalara uymayan bireyler ile çalışacağı için kısıtlamalara uygun bir sonuç almak mümkün olmaz [3].

Ayrıca çözüm uzayında genellikle sınır parametrelerine uymayan alan daha geniş bir alandır. Bu alan içerisinde yer alan parametreler kullanılarak, amaç fonksiyonunu minimum yapan değerlerin bulunmasında çok yarar vardır. Ceza katsayıları o şekilde seçilmelidir ki hem bir kısım sınır değerleri aşan çözüm topluluğa dahil edilsin, hem de en son elde edilen parametre değerleri sınırlar içerisinde kalsın.

### 2.3 YAKINSAMA

GA yönteminde yineleme sayısı, kabul edilebilir bir çözüme erişilmesini sağlayacak şekilde belirlenmelidir. Genetik algoritmanın sona erdirilmesinde kullanılan en basit kriter algoritmayı belli bir nesil sayısında durdurmaktır. Başka bir sona erdirme kriteri ise topluluktaki ortalama uygunluk değeriyle en iyi uygunluk değerinin karşılaştırılması şeklinde alınabilir. Ayrıca, topluluktaki en iyi birey belirli bir nesil sayısı boyunca değişmiyorsa bu da algoritmanın durdurulması için bir kriter olarak alınabilir. Bu tezde yineleme işlemi, en iyi bireyin değeri belirli bir nesil sayısından sonra  $\epsilon$  kadar değişmiyorsa durdurulmuştur ( $\epsilon$  mümkün olduğunca küçük seçilir) [4].

### 2.4 ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON

Bir çok optimizasyon probleminde, birden fazla fonksiyonun aynı zamanda optimize edilmesi gerekebilmektedir. Elektrik enerji sistemlerinde saatlik yakıt giderleri ve enerji iletim kayıplarının minimizasyonu tipik bir çok amaçlı optimizasyon işlemidir. Çok amaçlı optimizasyon için de tek bir çözüm yerine baskın olmayan bir çözümler topluluğu bulunmalıdır. GA'nın bir çok çözüm kümesini bulma özelliği olduğundan, çok amaçlı optimizasyon yapmak için çok uygun bir yöntemdir [5].

Yeterli kontrol değişkeni ile çalışıldığında, çok amaçlı optimizasyon yapılırken enerji iletim kayıpları ve saatlik yakıt maliyeti fonksiyonlarını aynı anda optimize edilebilmektedir. Bu durumda her fonksiyon optimize edilirken kullandığı kontrol parametreleri, diğer fonksiyonda sabit kabul edilir. Normal optimizasyon yöntemine göre çok amaçlı optimizasyon daha az kontrol değişkeni ile çalışıldığı için daha az belleğe ihtiyaç duyar ve daha hızlı optimizasyon yapmayı sağlar. Bu nedenle büyük enerji sistemlerinde bu yöntem tercih edilir. Tezde IEEE-5 baralı ve IEEE 30 baralı test sistemlerinde saatlik yakıt maliyeti ve enerji iletim kayıpları ayrı ayrı optimize edilmişlerdir.

## 2.5 AMAÇ VE UYGUNLUK FONKSİYONU

Çoğu zaman uygunluk fonksiyonu, amaç fonksiyonu kullanılarak elde edilir.

### 2.5.1 AMAÇ FONKSİYONU

Bir tasarımın, hedef olarak seçilen amacı sağlayacak bir fonksiyona göre optimize edilmesi gerekçesi ile kullanılan fonksiyona amaç fonksiyonu denir. Tezdeki amaç fonksiyonları saatlik yakıt giderleri fonksiyonu (SYG) ve enerji iletim kaybı fonksiyonu (EİK) dur.

### 2.5.2 UYGUNLUK FONKSİYONU

Her bireyin performansı, uygunluk değerine göre değerlendirilir. Her bireyin seçim ihtimaline, optimize edilmesi istenen probleme uygun olarak ve ölçekleme yapılarak, (0,1) aralığında bir değer atanır. Bu değer, bireyin amaç fonksiyonuna uygunluğunu gösterir ve değeri arttıkça daha iyi uygunluk sağladığı anlaşılır. Uygunluk değerinin maksimum olması istenir. Bireylerin uygunluk değerlerinin belirlenmesinde sırası ile aşağıdaki aşamalar uygulanır. Bunu bir örnek üzerinde gösterelim [3];

$$f(x_1, x_2) = 21,5 + x_1 \sin(4\pi x_1) + x_2 \sin(20\pi x_2) \quad (2.15)$$

$$-3 \leq x_1 \leq 12,1 \quad (2.16)$$

$$4,1 \leq x_2 \leq 5,8 \quad (2.17)$$

$$[x_{11}, x_{12}] = [000001010100101001, 101111011111110] \quad (2.18)$$

$$[x_{21}, x_{22}] = [001110101110011000, 000010101001000] \quad (2.19)$$

....  
....

$$[x_{10-1}, x_{10-2}] = [111101001110101010, 000010101101010] \quad (2.20)$$

1) Her birey için uygunluk değeri hesaplanır ( $v$ : uygunluk fonksiyonu).

$$v_1 = f(x_{11}, x_{12}) = f(-2.687969, 5.361653) = 19,805119 \quad (2.21)$$

$$v_2 = f(x_{21}, x_{22}) = f(0.474101, 4.170144) = 17.370896 \quad (2.22)$$

.....

$$v_{10} = f(x_{10-1}, x_{10-2}) = f(11.446273, 4.171908) = 10,252448 \quad (2.23)$$

Seçim işlemini gerçekleştirmek için rulet tekerleği yöntemi kullanılırsa, uygunluk değerleri ile orantılı bölmelerden oluşturulmuş rulet tekerleği üzerinde seçilen bireyler bir sonraki nesilde yer alabilirler.

2) Toplam uygunluk değeri hesaplanır ( $U$ : toplam uygunluk fonksiyonu).

$$U = \sum_{r=1}^N v_r = 178,135372 \quad (2.24)$$

3) Uygunluk değeri toplam uygunluk değerine bölünerek seçim ihtimali elde edilmiş olur ( $p$ : seçim ihtimali).

$$p_1 = \frac{v_1}{U} = 0,111180 \quad (2.25)$$

$$p_2 = \frac{v_2}{U} = 0,097515 \quad (2.26)$$

....  
....

$$p_{10} = \frac{v_{10}}{U} = 0,057554 \quad (2.27)$$

4.) Daha sonra her bir birey için birikmeli olasılık değerleri hesaplanır.

$$q_k = \sum_{j=1}^k p_j ; k = 1, 2, \dots, N \quad (q: \text{birikmeli olasılık fonksiyonu}) \quad (2.28)$$

$$q_1 = 0,111180 \quad (2.29)$$

$$q_2 = 0,208695 \quad (2.30)$$

$$q_3 = 0,262534 \quad (2.31)$$

$$q_4 = 0,427611 \quad (2.32)$$

...  
...

$$q_7=0,683290 \quad (2.33)$$

$$q_8=0,794234 \quad (2.34)$$

$$q_9=0,942446 \quad (2.35)$$

$$q_{10}=1,000000 \quad (2.36)$$

Bu durumda rulet tekerleđi üzerinde tesadüfen seçilen sayılar için;

0,301431 seçilirse  $q_3 - q_4$  aralığına denk gelen bir sayıdır ve  $v_4$  seçilmiş olur.

0,322062 seçilirse  $q_3 - q_4$  aralığına dek gelen bir sayıdır ve  $v_4$  seçilmiş olur.

0,766503 seçilirse  $q_7 - q_8$  aralığına dek gelen bir sayıdır ve  $v_8$  seçilmiş olur.

GA, optimizasyon problemine, girişı bireyler, çıkışı uygunluk deđerleri olan bir kapalı kutu gibi bakar. GA sadece bireylerin uygunluk deđerini dikkate aldığından, diđer bilgileri önemsemez. Bu nedenle uygunluk fonksiyonu hesaplamasında dikkate alınan ve alınmayan bilgiler GA performansını etkileyecektir. İlk aşamalarda GA'nın başarı oranı, uygunluk fonksiyonuna büyük ölçüde bađlıdır. Daha sonraları GA deđişik uygulamalarda farklı gereksinimlere ihtiyaç duyar. Bu gereklilikler GA'yı ve genetik operatörleri deđiştirmeden uygunluk fonksiyonunun içine yerleştirelerek yapılabilir.

### 3. OPTİMAL YÜK AKIŞI

#### 3.1. GİRİŞ

Optimal yük akışı 1960 yılında ortaya atılmıştır. Sınır değerleri içinde kalınmak koşulu ile, kontrol değerlerini, amaç fonksiyonunu (saatlik yakıt giderleri, enerji iletim kayıpları vb.) minimum kılacak şekilde belirleme işlemi olarak tanımlanabilir. Normal yük akışı yapılırken, kontrol değişkenleri önceden belirlenir. Optimal yük akışında ise kontrol değişkenleri, öngörülen amaç fonksiyonunu minimum veya maksimum yapacak şekilde belirlenir. Ayrıca optimal yük akışı yapılırken enerji iletim sisteminin kısıtlamaları da göz önüne alınmalıdır [6].

Matematiksel olarak optimal yük akışı ;

Belirli bir  $F(x,y)$  amaç fonksiyonunu, aşağıdaki eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamalarını sağlamak koşuluyla, minimum veya maksimum yapma işlemi olarak tanımlanır. Burada;

$$g(x,y) = 0 \quad : \text{lineer olmayan, eşitlik sınırlamaları (yük akışı eşitlikleri)} \quad (3.1)$$

$$h(x,y) \leq 0 \quad : \text{lineer olmayan, eşitsizlik sınırlamaları} \quad (3.2)$$

dır. Eşitliklerdeki değişkenler ise:

$u$  : kontrol değişkenleri

$x$  : durum değişkenleri

olarak adlandırılır.

Kontrol değişkenleri ( $u$ ):

- Generatörlerin aktif güç üretimleri (salınım barası hariç),
- Generatör baralarının gerilim genlikleri,

- Kademe deęiřtirici transformatörlerin ayar kademeleri,
- Faz kaydırıcı transformatörlerin ayar kademeleri,
- Reaktif güç kaynaklarının VAR gücü,

Durum deęiřkenleri (x):

- Generatörlerin reaktif güç üretimi,
- Yük baralarının gerilim genlikleri,
- Tüm baraların gerilim açıları,
- İletim hatları ve transformatörler üzerindeki güç akışları,

Kısıtlamaları saęlayan (x,u) deęeri geçerli çözümleri verir. Bir (x\*,u\*) çözümleri, eęer geçerli çözüm bölgesinde tüm (x,u)'lar için  $f(x^*,u^*) \leq f(x,u)$  koşulunu saęlıyorsa global çözümdür. Sadece (x\*,u\*)'nın komşuluęundaki (x,u)'lar için  $f(x^*,u^*) \leq f(x,u)$  koşulunu saęlıyorsa bu çözüm yerel optimum çözümdür.

Optimal yük akışı çeřitli amaçlar doęrultusunda yapılabilir. Bu amaçlar řöyle özetlenebilir.

- Termik generatörün saatlik yakıt giderleri azaltılması,
- Sistemdeki enerji iletim kayıplarının azaltılması,
- Optimal reaktif güç dağılımının bulunması,
- Sitemin güvenlik derecesinin artırılması,
- Optimal gerilim dağılımının bulunması,
- Acil durumlarda yük atmanın azaltılması,

Bir elektrik enerji sisteminin kararlı hal çalışmasında, generatörler tarafından üretilen enerjinin tüketiciler tarafından kullanılan enerji ve sistemdeki kayıplar ile dengelenmiş olması gerekir. Mevcut güç sistemlerinin en verimli şekilde kullanılması kadar, gelecekte sistemlerde oluşabilecek gelişmelerin planlanması



yönünde de yük akışı analizleri çok önemli yer tutmaktadır. Uygulamalarda dağıtım optimizasyonu ve güç sistemlerinin optimizasyonu çalışmalarında, tekrarlanan yük akışı analizlerine gerek duyulmaktadır.

Bara tipleri belirlenirken, aşağıdaki dört özellikten en az iki tanesi her bara için bilinmelidir.

$|V|$  : Bara gerilim genliği,

$\delta$  : Bara gerilim açısı,

$P$  : Aktif güç,

$Q$  : Reaktif güç,

Generatör barası (P-V),  $P$  ve  $|V|$  değerleri belirlidir.

Yük barası (P-Q),  $P$  ve  $Q$  değerleri belirlidir.

Salınım barası ( $|V|$ - $\delta$ ),  $|V|$  ve  $\delta$  değerleri belirlidir.

Enerji sistemlerinde en az bir bara salınım barası olarak seçilir. Bu bara sistemde oluşan ek iletim kayıplarını karşılamak amacıyla seçilir. Bu kayıplar son hesaplamalar yapılana kadar bilinemez. Salınım barası belirlenmemiş ise aktif gücü en yüksek olan bara salınım barası olarak alınabilir.

### 3.2 NEWTON RAPHSON YÖNTEMİ FORMÜLASYONU

Yük akışı eşitliklerinin çözümü için Newton Raphson yöntemi kullanılmıştır. Lineer olmayan bir veya daha fazla değişkenli fonksiyonların Newton Raphson yöntemi ile köklerinin bulunması, söz konusu fonksiyonların Taylor serisi açılımından yararlanarak belirlenir. Taylor Serisi açılımında birinci dereceden büyük olan kısmi türevler ihmal edilir. Newton-Raphson algoritmasının temel eşitlikleri için bağımsız bir  $x$  değişkeninin skaler fonksiyonu bir  $f(x)$ 'i göz önüne alalım.

$$f(x)=0 \quad (3.3)$$

denkleminin köklerini Newton-Raphson yöntemi ile belirlemek için  $f(x)$ 'i,  $x_0$  civarında Taylor serisine açalım

$$f(x) = f(x_0) + \frac{df(x_0)}{dx}(x-x_0) + \frac{1}{2!} \frac{d^2 f(x_0)}{dx^2}(x-x_0)^2 + \dots + \frac{1}{n!} \frac{d^n f(x_0)}{dx^n}(x-x_0)^n = 0 \quad (3.4)$$

İkinci ve daha yüksek dereceden türevler ihmal edildiğinde,

$$f(x) = f(x_0) + \frac{df(x_0)}{dx}(x-x_0) = 0 \quad (3.5)$$

$$x = x_0 - \frac{f(x_0)}{df(x_0)/dx} \text{ olur.} \quad (3.6)$$

Bu son eşitlik bir yineleme bağıntısı olarak kullanılırsa;

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x)}{df(x)/dx} \Big|_{x=x_n} \quad (3.7)$$

elde edilir. Bu yineleme bağıntısı  $x_0$  başlangıç noktasından başlayarak uyarlanırsa elde edilen  $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$  dizisi  $f(x) = 0$  denkleminin çözümünü veren  $x^*$  değerine yakınsar.

Newton-Raphson yöntemi, çok değişkenli lineer olmayan bir denklem sistemine uygulanırsa,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  şeklinde  $n$  adet bağımsız değişkene ilişkin aşağıdaki gibi  $n$  adet denklem sistemi

$$f_1(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \quad (3.8)$$

$$f_2(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \quad (3.9)$$

....  
....

$$f_n(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \quad (3.10)$$

verilmiş olsun. Bu denklem sisteminin matris gösteriminde  $[x]$  vektörü;

$$[x] = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

biçiminde olup, yukarıda tek değişkenli denkleme benzer şekilde Taylor serisine açılıp birinci türevi dışındakiler ihmal edilirse

$$F(x) = F[x^0] + \left[ \frac{dF(x^0)}{dx} \right] [x - x^0] = 0 \quad (3.12)$$

elde edilir. Burada birinci mertebeden türevlere ilişkin  $\left[ \frac{dF(x^0)}{dx} \right]$  matrisi Jacobian matrisi (J) adını almaktadır.

Bu Jacobian matris, 3.13 şeklinde fonksiyonun değişkenlerine göre kısmi türevlerini içeren matristir.

$$[J(x)] = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

$$[x^{(k+1)}] = [x^{(k)}] - [J^{(k)}]^{-1} [F(x^{(k)})] \quad \text{veya} \quad (3.14)$$

$$[\Delta x]^k = [x^{(k+1)}] - [x^{(k)}] = -[J^{(k)}]^{-1} [F(x^{(k)})] \quad \text{şeklinde yazılabilecektir [7].} \quad (3.15)$$

### 3.3 NEWTON RAPSON YÖNTEMİNİN ENERJİ SİSTEMLERİNE UYGULANMASI

Elektrik enerji sistemlerindeki güç akışı eşitlikleri Newton Rapson yöntemi kullanılarak çözülür. Önce bu eşitlikleri kısaca gözden geçirelim. Bir elektrik enerji sisteminde baralara ilişkin güç eşitlikleri;

$$\bar{S} = \bar{V} \cdot \bar{I}^* \quad (3.16)$$

şeklinde verilir. Burada S, V ve I sırasıyla güç, gerilim ve akım vektörlerini göstermektedir. Sembollerin üzerlerindeki “ $\bar{\phantom{x}}$ ” söz konusu büyüklüklerin karmaşık bir büyüklük olduğunu göstermekte, “ $*$ ” ise karmaşık bir büyüklüğün eşleniğini göstermektedir. (3.16) eşitliğinin eşleniği alınırsa,

$$\bar{S}^* = \bar{V}^* \cdot \bar{I} \quad \text{elde edilir.} \quad (3.17)$$

$\bar{Y}_{ik}$ , bara admitans matrisinin i. satır ve k. sütununa karşı düşen elemanı,  $\bar{V}_i$  i. bara gerilim fazörü, NB toplam bara sayısını göstermek üzere, k. baraya ilişkin karmaşık güç ifadesi ( $\bar{S}_{NETk}^*$ ) (3.19) eşitliğiyle verilebilir.

$$Y_{ik} = G_{ik} + jB_{ik} \quad (3.18)$$

$$\bar{S}_{NETk}^* = P_{NETk} - j Q_{NETk} = \bar{V}_k^* \sum_{i=1}^{NB} \bar{Y}_{ik} \bar{V}_i \quad (3.19)$$

Baradaki net aktif güç ( $P_{NETk}$ ), baradaki net reaktif güç ( $Q_{NETk}$ ); baraya enjekte edilen aktif güç ( $P_{GENk}$ ), baraya enjekte edilen reaktif güç ( $Q_{GENk}$ ); baradan çekilen aktif güç ( $P_{YÜKk}$ ), baradan çekilen reaktif güç ( $Q_{YÜKk}$ ) olmak üzere (3.19) ve (3.20) bağıntıları yazılabilir.

$$P_{NETk} = P_{GENk} - P_{YÜKk} \quad (3.20)$$

$$Q_{NETk} = Q_{GENk} - Q_{YÜKk} \quad (3.21)$$

Baradaki net aktif güç ile bara net görünür gücünün reel kısmının farkı  $\Delta P_k$ , baradaki net reaktif güç ile bara net görünür gücün imajiner kısmının farkı  $\Delta Q_k$  bağıntıları (3.21) ve (3.22)'de verilmiştir

$$P_k = P_{NETk} - \operatorname{Re} \left\{ \overline{V}_k^* \sum_{i=1}^{NB} \overline{Y_{ki}} V_i \right\} = 0 \quad (3.22)$$

$$Q_k = Q_{NETk} + \operatorname{Im} \left\{ \overline{V}_k^* \sum_{i=1}^{NB} \overline{Y_{ki}} V_i \right\} = 0 \quad (3.23)$$

Diğer taraftan bara aktif ve reaktif güçleri, bara gerilim genliklerine ve açılara bağlı olarak Taylor açılımı ile ifade edilecek olursa,

$$\begin{bmatrix} \Delta P_1 \\ \dots \\ \Delta P_{NB-1} \\ \dots \\ \Delta Q_1 \\ \dots \\ \Delta Q_{NB-1} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial P_1}{\partial \delta_1} \dots \frac{\partial P_1}{\partial \delta_{NB-1}} \dots \frac{\partial P_1}{\partial |V_1|} \dots \frac{\partial P_1}{\partial |V_{NB-1}|} \\ \dots \\ \frac{\partial P_{NB-1}}{\partial \delta_1} \dots \frac{\partial P_{NB-1}}{\partial \delta_{NB-1}} \dots \frac{\partial P_{NB-1}}{\partial |V_1|} \dots \frac{\partial P_{NB-1}}{\partial |V_{NB-1}|} \\ \dots \\ \frac{\partial Q_1}{\partial \delta_1} \dots \frac{\partial Q_1}{\partial \delta_{NB-1}} \dots \frac{\partial Q_1}{\partial |V_1|} \dots \frac{\partial Q_1}{\partial |V_{NB-1}|} \\ \dots \\ \frac{\partial Q_{NB-1}}{\partial \delta_1} \dots \frac{\partial Q_{NB-1}}{\partial \delta_{NB-1}} \dots \frac{\partial Q_{NB-1}}{\partial |V_1|} \dots \frac{\partial Q_{NB-1}}{\partial |V_{NB-1}|} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \dots \\ \Delta \delta_{NB-1} \\ \dots \\ \Delta |V_1| \\ \dots \\ \Delta |V_{NB-1}| \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

elde edilir. (3.24) eşitlikleri aşağıdaki gibi toplu halde verilebilir.

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} J_1 J_2 \\ J_3 J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Burada  $J_1$ ,  $J_2$ ,  $J_3$ ,  $J_4$  alt-matrisleri Jacobian matrisinin (J) elemanlarıdır. (3.25) eşitliğinden, bara gerilim açısı artımları ( $\Delta \delta$ ) ve bara gerilim genlik artımları ( $\Delta |V|$ ) hesaplanacak olursa,

$$\begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix}^k = \begin{bmatrix} \delta \\ |V| \end{bmatrix}^{k+1} - \begin{bmatrix} \delta \\ |V| \end{bmatrix}^k = - \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix}^k / J^k \quad (3.26)$$

$$\begin{bmatrix} \delta \\ |V| \end{bmatrix}^{k+1} = \begin{bmatrix} \delta \\ |V| \end{bmatrix}^k + \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix}^k \quad (3.27)$$

(3.26) eşitlikleri bir yineleme bağıntısı olarak kullanılarak bara gerilim açıları ve genlikleri belirlenir. Yinelemeler, yakınsama faktörü olarak seçilen bir  $\varepsilon$  değerine bağlı olarak,

$\Delta \delta < \varepsilon$  ve  $|\Delta V| < \varepsilon$  sađlanana kadar devam eder. [2-5].

Tezde yk akıřı algoritması, Matpower3.0b3 programı sadeleřtirilerek ve optimal yk akıřını sađlayacak řekilde genetik algoritma ile uyumlu hale getirilerek kullanılmıřtır.

## 4. ENERJİ İLETİM KAYIPLARI VE SAATLİK YAKIT GİDERİ OPTİMİZASYONU

### 4.1 ENERJİ İLETİM KAYIPLARI FORMULASYONU

Elektrik enerji sistemlerinde etkin güç ile bara gerilim açısı (P- $\delta$ ) ve reaktif güç ile bara gerilim genlikleri (Q - |V|) arasında sıkı bir kuplaj vardır. Ayrıştırılmış optimal yük akışlarında generatör aktif güçleri ile saatlik yakıt giderleri; generatör bara gerilim genlikleri, reaktif güç kaynaklarının çıkışları ve kademe değiştirici transformatör ayarları ile de enerji iletim kaybı minimum yapılmaya çalışılır. Optimizasyon sürecinde, durum değişkenlerindeki sınır taşmaları ise ceza terimleri ile engellenmeye çalışılır [5].

k ve j noktaları arasında bağlı bir enerji iletim hattındaki aktif güç iletim kaybı  $L_{kj}$ , k barasının gerilimi  $V_k$ , j barasının gerilimi  $V_j$ , k ve j noktaları arasındaki bara admitans matrisinin bileşeni  $Y_{kj}$ , olmak üzere aşağıdaki (4.1) bağıntısı ile verilir.

$$L_{kj} = \text{Re}\{(\overline{V_k} - \overline{V_j})(-\overline{Y_{kj}})(\overline{V_k} - \overline{V_j})^*\} \quad (4.1)$$

$G_{kj}$ ,  $Y_{kj}$  bara admitans matris bileşeninin reel kısmı olmak üzere,

$$L_{kj} = -G_{kj} |V_k - V_j|^2 \text{ yazılabilir} \quad (4.2)$$

k ve j baralarına ilişkin bara gerilim açıları arasındaki fark  $\delta_{kj}$  olmak üzere

$$L_{kj} = -G_{kj} (V_k^2 + V_j^2 - 2V_k V_j \cos\delta_{kj}) \quad (4.3)$$

$$\cos\delta_{kj} = (1 - \sin^2\delta_{kj})^{1/2} \cong 1 - \frac{1}{2} \sin^2\delta_{kj} \quad (4.4)$$

$$L_{kj} = -G_{kj} (V_k - V_j)^2 - G_{kj} V_k V_j \sin^2\delta_{kj} \quad (4.5)$$

$$\sin^2\delta_{kj} \cong (\delta_k - \delta_j)^2 \quad (4.6)$$

$$L_{kj} = -G_{kj} (V_k - V_j)^2 - G_{kj} V_k V_j (\delta_k - \delta_j)^2 \quad (4.7)$$

$$E\dot{I}K = \sum_{k=1}^{NB-1} \sum_{j=k+1}^{NB} L_{kj} \quad (4.8)$$

$$\cong \sum_{k=1}^{NB-1} \sum_{j=k+1}^{NB} [-G_{kj} (V_k - V_j)^2 - G_{kj} V_k V_j (\delta_k - \delta_j)^2] \quad (4.9)$$

## 4.2. SAATLİK YAKIT GİDERİ FORMÜLASYONU

Etkin güç (P) ile bara gerilim açısı (δ) arasında sıkı bir kuplaj olduğu belirtilmişti. P-optimizasyonu ile saatlik yakıt giderleri (SYG) minimize edilmeye çalışılır. Bu aşamada Q-optimizasyonuna ilişkin kontrol değişkenleri sabit tutularak, durum değişkenlerindeki olası sapmaların önüne geçilir. Dolayısıyla reaktif güç akışı eşitlikleri dikkate alınmaz.

Yakıt tüketimi ölçülebilen bir büyüklüktür. Generatör aktif güç çıktılarına bağlı olarak yakıt tüketimi ölçülerek elde edilen noktalar ile bir polinomsal yaklaşım yapılabilir. Polinomun derecesi metodun doğruluğunu ve hızını belirleyecektir. Yüksek dereceli polinomlarla daha doğru sonuçlar elde edilebilmesine karşın çözüm süresi uzar. Genellikle ikinci dereceden polinomlarla yeteri doğrulukta sonuçlar elde edilebilmektedir. Bir generatörün ikinci dereceden yakıt maliyeti, a,b,c\_sabit katsayılar ve P<sub>G</sub> generatör aktif güç çıkışı olmak üzere aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

$$f_i(P_{Gi}) = a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i \quad (4.10)$$

NG toplam generatör sayısı olmak üzere, generatörlerin toplam yakıt tüketim maliyeti fonksiyonu (4.11)'de verilmiştir[5-6].

$$SYG = \sum_{i=1}^{NG} a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i \quad (4.11)$$

Optimizasyon yöntemi beş baralı ve otuz baralı sistemler üzerinde test edilmiştir. Sistem verileri 100 MVA baz gücünde, birim sisteme göre (per unit ) verilmiştir [5].

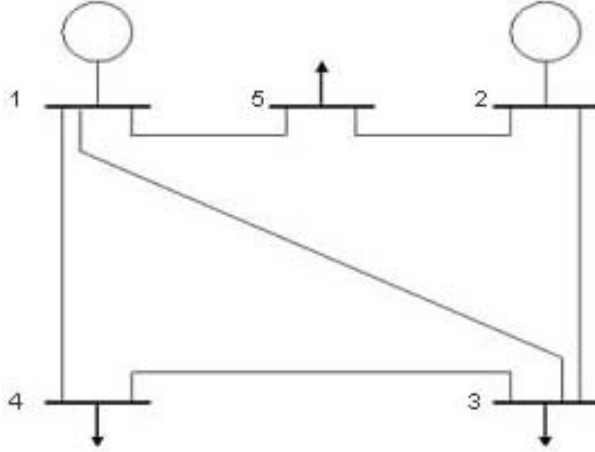


## 5. IEEE TEST SİSTEMLERİ VE BENZETİMLER

GA kullanılarak yapılan optimizasyon, 2 farklı IEEE test sistemi üzerinde denenmiştir.

### 5.1 IEEE 5-Baralı Test Sistemi

İlk test sistemimiz IEEE 5-Baralı test sistemi olup, 6 hat içeren sistem Şekil 5.1'de verilmiştir. Sisteme ilişkin empedans verileri, yük ve generatör parametreleri ve sınır değerler Tablo 5.1-5.3 de verilmiştir. p.u. değerler için referans güç 100 MVA alınmıştır.



Şekil 5.1 IEEE 5-Baralı Test Sistemi Devre Şeması

Tablo 5.1. IEEE 5-Baralı Test Sistemi Empedans Bilgileri

HAT NO	BARADAN	BARAYA	HAT EMPEDANSI	
			R [p.u]	X [p.u]
1	1	3	0,10	0,40
2	1	4	0,15	0,60
3	1	5	0,05	0,20
4	2	3	0,05	0,20
5	2	5	0,05	0,20
6	3	4	0,10	0,40

**Tablo 5.2** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Yük ve Generatör Bilgileri

BARA NO	YÜKLER		GENERATÖR YAKIT GİDER SABİTLERİ		
	$P_L$ [p.u]	$Q_L$ [p.u]	a	b	c
1	0,0	0,0	50,0	351,0	44,4
2	0,0	0,0	50,0	389,0	40,6
3	0,6	0,3	...	...	...
4	0,4	0,1	...	...	...
5	0,6	0,2	...	...	...

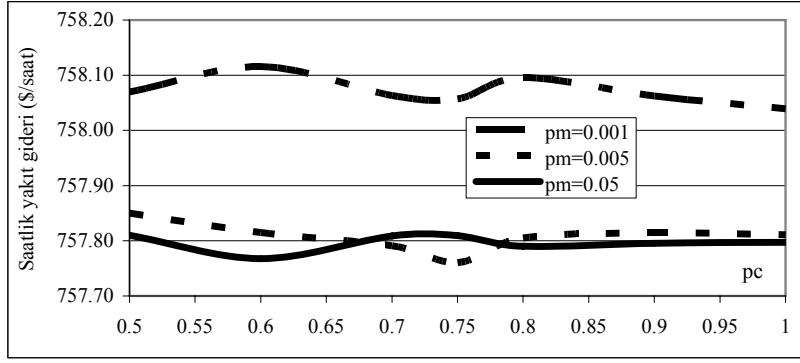
**Tablo 5.3** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Parametre Limit Değerleri

BARA NO	$V_{min}$	$V_{max}$	$P_{Gmin}$	$P_{Gmax}$	$Q_{Gmin}$	$Q_{Gmax}$
	[p.u]		[p.u]		[p.u]	
1	1,0	1,10	0,3	1,2	0,0	0,6
2	1,0	1,10	0,3	1,2	0,0	0,6
3	0,9	1,05	...	...	...	...
4	0,9	1,05	...	...	...	...
5	0,9	1,05	...	...	...	...

IEEE 5-Baralı test sistemi için önce, optimal saatlik yakıt giderlerinin çaprazlama oranı ( $p_c$ ) ve mutasyon oranı ( $p_m$ ) ile değişimi incelenmiştir. Sonuçlar Tablo 5.4 ve Şekil 5.2 de verilmiştir. Tablodan da görüleceği üzere,  $p_c=0,75$  ve  $p_m = 0,005$  değerleri için en düşük saatlik yakıt giderleri sağlanmaktadır.

**Tablo 5.4** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

N=48			
$p_c$	$p_m=0.001$	$p_m=0.005$	$p_m=0.05$
0.50	758.07	757.85	757.81
0.60	758.12	757.82	757.77
0.70	758.06	757.79	757.81
0.75	758.06	757.76	757.81
0.80	758.10	757.81	757.79
0.90	758.06	757.81	757.80
1.00	758.04	757.81	757.80

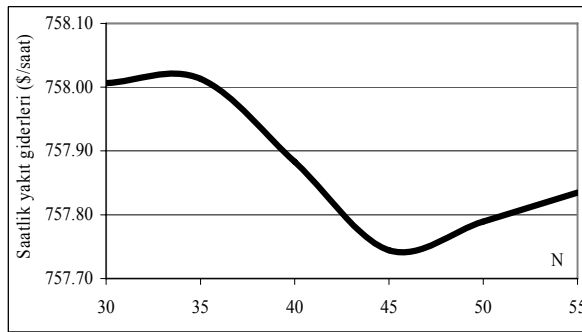


**Şekil 5.2** IEEE-5 Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

İkinci olarak optimal saatlik yakıt giderlerinin topluluk sayısı  $N$  ile değişimi belirlenmiştir. Daha önce belirlenen çaprazlama ve mutasyon oranları için bulunan sonuçlar Tablo 5.5 ve Şekil 5.3'te verilmiştir.  $40 < N < 50$  değerinin, bu test sistemi için en iyi değerleri verdiği tesbit edilmiştir. Ayrıca, değişim aralığı dar olmakla beraber, topluluk sayısına bağlı optimal değerlerin bir titreşim verdiği de gözlemlenmiştir.

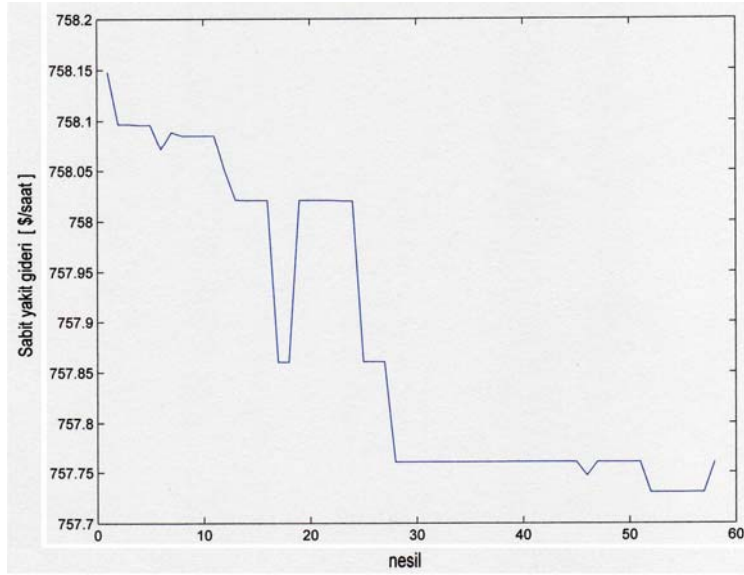
**Tablo 5.5** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin  $N$  İle Değişimi

N	$p_m=0.005$
	$p_c=0.75$
30	758.01
35	758.01
40	757.88
45	757.74
50	757.79
55	757.83



**Şekil 5.3** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin  $N$  İle Değişimi

Saptanan  $p_c = 0.75$  ,  $p_m = 0.005$  ve  $N = 48$  en uygun parametre değerleriyle yapılan Optimal Saatlik Yakıt giderleri sürecinin yakınsama karakteristiği Şekil 5.4'de verilmiştir.

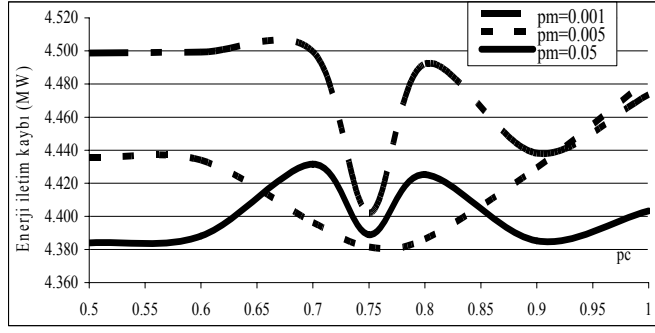


**Şekil 5.4.** IEEE 5-Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği

IEEE 5-Baralı test sistemi için ikinci olarak, optimal enerji iletim kayıpları denenmiştir. Öncelikle çaprazlama oranı ( $p_c$ ) ve mutasyon oranı ( $p_m$ ) parametrelerinin optimal değerlere etkisi incelenmiş; bulunan sonuçlar Tablo 5.6 ve Şekil 5.5 da verilmiştir. Tablodan ve şekilden de açıkça görüleceği üzere, yine  $p_m = 0,005$  ve  $p_c = 0,75$  değerleri en uygun sonuçlar vermektedir.

**Tablo 5.6** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

N=48			
$p_c$	$p_m=0.001$	$p_m=0.005$	$p_m=0.05$
0.50	4.499	4.436	4.384
0.60	4.499	4.434	4.388
0.70	4.500	4.396	4.432
0.75	4.402	4.381	4.389
0.80	4.492	4.386	4.425
0.90	4.438	4.429	4.385
1.00	4.474	4.483	4.403

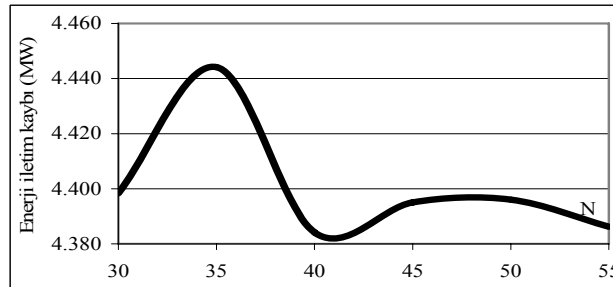


**Şekil 5.5** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

Topluluktaki birey sayısı  $N$  ile değişim inceleme sonuçları Tablo 5.7 ve Şekil 5.6'te verilmiştir.  $35 < N < 45$  bölgesindeki değerlerin en uygun sonuç verdiği görülmüştür.

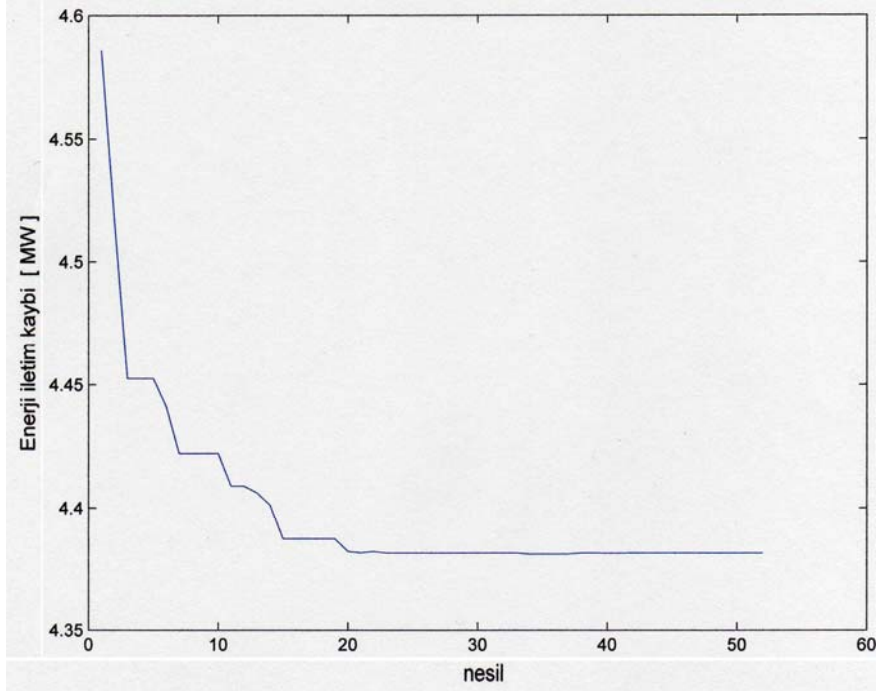
**Tablo 5.7** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $N$  İle Değişimi

N	$p_m=0.005$
	$p_c=0.75$
30	4.398
35	4.444
40	4.384
45	4.395
50	4.396
55	4.386



**Şekil 5.6** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $N$  İle Değişimi

Belirlenen parametre değerleriyle ( $p_c=0.75$ ,  $p_m=0.005$  ve  $N=48$ ) yapılan bir enerji iletim kayıpları optimizasyonu sürecine ilişkin yakınsama karakteristiği Şekil 5.7'de verilmiştir.



**Şekil 5.7.** IEEE 5-Baralı Test Sistemi EİK Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği.

IEEE 5-baralı Test Sistemi için en uygun parametrik değerlerle, ayrı ayrı optimize edilen saalık yakıt giderleri ve enerji iletim kayıpları için, sistemin kontrol ve durum değişkenlerine ait değerler Tablo 5.8’de verilmiştir.

**Tablo 5.8** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Optimizasyon Sonuçları

Parametreler		Limitler		Saatlik Yakıt Giderleri	Saatlik Yakıt Giderleri	Enerji İletim Kaybı	Enerji İletim Kaybı
				İlk değerleri	Son değerler	İlk değerler	Son değerler
		Alt	Üst				
$P_{G1}$	p.u.	0.30	1.20	0.5714	0.9809	1.3231	0.8205
$P_{G2}$		0.30	1.20	1.0817	0.6640	0.3462	0.8232
$Q_{G1}$	p.u.	0.00	0.60	0.1603	0.3990	0.2268	0.3608
$Q_{G2}$		0.00	0.60	0.6523	0.3807	0.6504	0.4141
$V_1$	p.u.	1.00	1.10	1.0189	1.0890	1.0008	1.0843
$V_2$		1.00	1.10	1.0764	1.0803	1.0268	1.0882
$V_3$		0.90	1.05	0.9775	1.0125	0.9365	1.0153
$V_4$		0.90	1.05	0.9377	0.9894	0.9005	0.9896
$V_5$		0.90	1.05	1.0114	1.0499	0.9744	1.0517*
$\delta_2$	Deg.	....	....	2.2395	-1.6219	-7.0745	0.0340
$\delta_3$		....	....	-3.5734	-5.5584	-9.5684	-4.5605
$\delta_4$		....	....	-7.6517	-8.2463	-11.5720	-7.6711
$\delta_5$		....	....	-1.8254	-3.5762	-6.7806	-2.7426
Saatlik Yakıt Giderleri [\$/saat]				781.19	757.76		
Enerji İletim Kayıpları [MW]						6.942	4.381
$p_c$ (çaprazlama oranı)				0.75		0.75	
$p_m$ (mutasyon oranı)				0.005		0.005	
N (toplumdaki birey sayısı)				48		48	
İterasyon sayısı				58		52	

Elde edilen sonuçlar, klasik gradient tipi optimizasyon teknikleri ile belirlenen değerlerle (referans [5]) Tablo 5.9’da karşılaştırılmıştır.

**Tablo 5.9** IEEE 5-Baralı Test Sistemi Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırılması

Beş Baralı Sistem	TEZ	[5]
SYG [\$/saat]	757.76	757.88
EİK [MW]	4.381	4.381
EİK optimizasyonu $V_5$ barasının gerilim genliğinde taşma oranı	%0.16	%0.095

$V_5$  bara gerilim genliğinde taşma, iletim kayıpları minimize edilirken bara gerilim genliği yükseldiği için oluşmuştur

## 5.2 IEEE 30-Baralı Test Sistemi

İkinci test sistemimiz, elektrik enerji sistemlerinde en sık kullanılan test sistemlerinden biri olan IEEE 30 Baralı test sistemidir. Sistemde 41 hat, 4 adet kademe deęiřtirici transformatör, 6 adet generatör ve 9 adet řönt kondansatör vardır. Sisteme iliřkin empedans verileri, yük ve generatör parametreleri ve sınır deęerler Tablo 5.10-5.12 de verilmiřtir. Bu deęerler için yine 100 MVA referans güç olarak seçilmiřtir.

**Tablo 5.10** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Empedans Bilgileri

HAT NO	BARADAN	BARAYA	HAT EMPEDANSI		Kademe Ayarı
			R [p.u]	X [p.u]	
1	1	2	0,0192	0,0575	....
2	1	3	0,0452	0,1852	....
3	2	4	0,0570	0,1737	....
4	3	4	0,0132	0,0379	....
5	2	5	0,0472	0,1983	....
6	2	6	0,0581	0,1763	....
7	4	6	0,0119	0,0414	....
8	5	7	0,0460	0,1160	....
9	6	7	0,0267	0,0820	....
10	6	8	0,0120	0,0420	....
11	6	9	0,0000	0,2080	1,05
12	6	10	0,0000	0,5560	1,05
13	9	11	0,0000	0,2080	....
14	9	10	0,0000	0,1100	....
15	4	12	0,0000	0,2560	1,05
16	12	13	0,0000	0,1400	....
17	12	14	0,1231	0,2559	....
18	12	15	0,0662	0,1304	....
19	12	16	0,0945	0,1987	....
20	14	15	0,2210	0,1997	....
21	16	17	0,0824	0,1932	....
22	15	18	0,1070	0,2185	....
23	18	19	0,0639	0,1292	....
24	19	20	0,0340	0,0680	....
25	10	20	0,0936	0,2090	....
26	10	17	0,0324	0,0845	....
27	10	21	0,0348	0,0749	....
28	10	22	0,0727	0,1499	....
29	21	22	0,0116	0,0236	....
30	15	23	0,1000	0,2020	....
31	22	24	0,1150	0,1790	....
32	23	24	0,1320	0,2700	....
33	24	25	0,1885	0,3292	....
34	25	26	0,2544	0,3800	....
35	25	27	0,1093	0,2087	....
36	28	27	0,0000	0,3960	1,05
37	27	29	0,2198	0,4153	....
38	27	30	0,3202	0,6027	....
39	29	30	0,2400	0,4533	....
40	8	28	0,6360	0,2000	....
41	6	28	0,0169	0,0599	....



**Tablo 5.11** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Yük ve Generatör Bilgileri

BARA NO	YÜKLER		GENERATÖR SABİTLERİ		
	P <sub>L</sub> [p.u]	Q <sub>L</sub> [p.u]	a	b	c
1	0,000	0,000	37,5	200,0	0,0
2	0,217	0,127	175,0	175,0	0,0
3	0,024	0,012	...	...	...
4	0,076	0,016	...	...	...
5	0,942	0,190	625,0	100,0	0,0
6	0,000	0,000	...	...	...
7	0,228	0,109	...	...	...
8	0,300	0,300	83,4	325,0	0,0
9	0,000	0,000	...	...	...
10	0,058	0,020	...	...	...
11	0,000	0,000	250,0	300,0	0,0
12	0,112	0,075	...	...	...
13	0,000	0,000	250,0	300,0	0,0
14	0,062	0,016	...	...	...
15	0,082	0,025	...	...	...
16	0,035	0,018	...	...	...
17	0,090	0,058	...	...	...
18	0,032	0,009	...	...	...
19	0,095	0,034	...	...	...
20	0,022	0,007	...	...	...
21	0,175	0,112	...	...	...
22	0,000	0,000	...	...	...
23	0,032	0,016	...	...	...
24	0,087	0,067	...	...	...
25	0,000	0,000	...	...	...
26	0,035	0,023	...	...	...
27	0,000	0,000	...	...	...
28	0,000	0,000	...	...	...
29	0,024	0,009	...	...	...
30	0,106	0,019	...	...	...

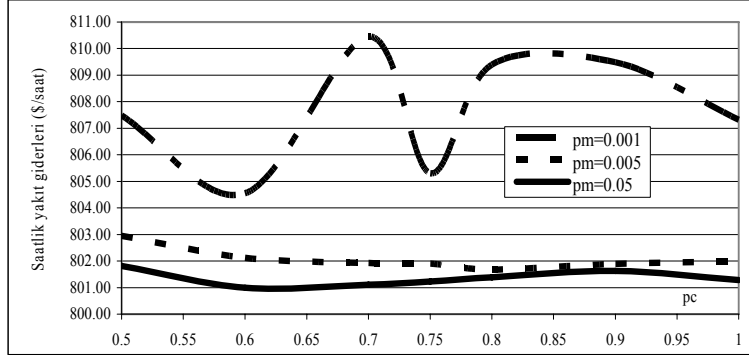
**Tablo 5.12.** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Parametre Limit Değerleri

BARA NO	$V_{\min}$	$V_{\max}$	$P_{G\min}$	$P_{G\max}$	$Q_{G\min}$	$Q_{G\max}$
	[p.u]		[p.u]		[p.u]	
1	1,0	1,10	0,50	2,00	-0,20	2,00
2	1,0	1,10	0,20	0,80	-0,20	1,00
3	0,95	1,05	...	...	...	...
4	0,95	1,05	...	...	...	...
5	1,0	1,10	0,15	0,50	-0,15	0,80
6	0,95	1,05	...	...	...	...
7	0,95	1,05	...	...	...	...
8	1,0	1,10	0,10	0,35	-0,15	0,60
9	0,95	1,05	...	...	...	...
10	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
11	1,0	1,10	0,10	0,30	-0,10	0,50
12	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
13	1,00	1,10	0,12	0,40	-0,15	0,60
14	0,95	1,05	...	...	...	...
15	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
16	0,95	1,05	...	...	...	...
17	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
18	0,95	1,05	...	...	...	...
19	0,95	1,05	...	...	...	...
20	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
21	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
22	0,95	1,05	...	...	...	...
23	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
24	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
25	0,95	1,05	...	...	...	...
26	0,95	1,05	...	...	...	...
27	0,95	1,05	...	...	...	...
28	0,95	1,05	...	...	...	...
29	0,95	1,05	...	...	0,00	0,05
30	0,95	1,05	...	...	...	...
$t_{1\min} = t_{2\min} = t_{3\min} = t_{4\min} = 0,90$						
$t_{1\max} = t_{2\max} = t_{3\max} = t_{4\max} = 1,10$						

Bu test sistemi için de daha önce IEEE 5-Baralı test sisteminde yapılan benzetimler yinelenmiştir. Önce, optimal saatlik yakıt giderlerinin çaprazlama oranı ( $p_c$ ) ve mutasyon oranı ( $p_m$ ) ile değişimi incelenmiştir. Sonuçlar Tablo 5.13 ve Şekil 5.8 de verilmiştir. Yine  $p_c=0,75$  ve  $p_m = 0,005$  değerleri için en düşük saatlik yakıt giderleri elde edilmiştir.

**Tablo 5.13** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

N=38			
$p_c$	$p_m=0.001$	$p_m=0.005$	$p_m=0.05$
0.50	807.48	802.95	801.81
0.60	804.55	802.12	801.00
0.70	810.44	801.93	801.11
0.75	805.31	801.90	801.23
0.80	809.39	801.68	801.39
0.90	809.48	801.90	801.63
1.00	807.32	801.98	801.28

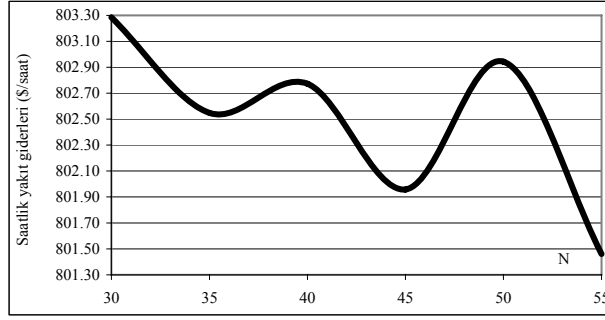


**Şekil 5.8** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

Topluluktaki birey sayısının, optimal değerlere etkisi incelendiğinde,  $N = 55$  için en uygun sonuçların elde edildiği görülmüştür. Sonuçlar Tablo 5.14 ve Şekil 5.9’da verilmiştir. Her ne kadar  $N = 55$  değeri en düşük saatlik yakıt gideri değeri verse de, elde edilen azalmalar, yakınsama hızındaki düşüşe değer mertebede olmamıştır. Bu nedenle, bundan sonraki benzetimlerde  $N=38$  değeri tercih edilmiştir. Diğer yandan, Şekil 5.9’daki dalgalanmaların nedeni araştırılmış ve bunun, optimizasyon süreci içerisinde sınır taşmalarını engellemek için dinamik olarak arttırılan ceza katsayılarından kaynaklandığı tesbit edilmiştir.

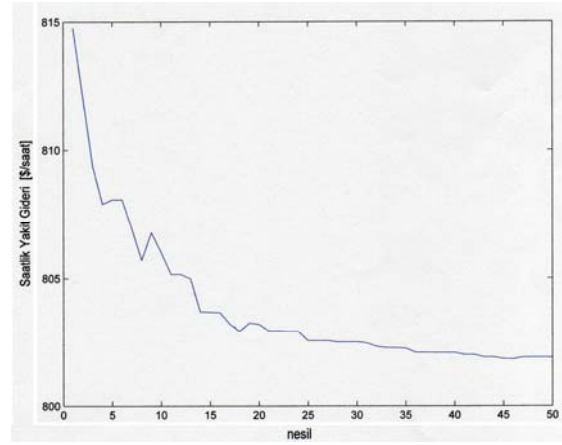
**Tablo 5.14** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin N İle Değişimi

N	$p_m=0.005$
	$p_c=0.75$
30	803.28
35	802.55
40	802.77
45	801.96
50	802.94
55	801.46



**Şekil 5.9** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Saatlik Yakıt Giderlerinin N İle Değişim

Saptanan en uygun parametrik değerlerle yapılan bir optimizasyonun yakınsama karakteristiği Şekil 5.10.'da, optimal kontrol ve durum değişken değerleri Tablo 5.15 ve 5.16'da verilmiştir.



**Şekil 5.10.** IEEE 30-Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği

**Tablo 5.15.** IEEE 30-Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sonuçları

Parametreler		Limitler		Saatlik Yakıt Giderleri	Saatlik Yakıt Giderleri
				İlk Değerleri	Son Değerleri
		Alt	Üst		
$P_{G1}$	p.u.	0.50	2.00	1.2712	1.7838
$P_{G2}$		0.20	0.80	0.4584	0.4827
$P_{G5}$		0.15	0.50	0.4701	0.2266
$P_{G8}$		0.10	0.35	0.1576	0.1730
$P_{G11}$		0.10	0.30	0.2376	0.1380
$P_{G13}$		0.12	0.40	0.3279	0.1236
$Q_{G1}$	p.u.	-0.20	2.00	-1.1325	0.1097
$Q_{G2}$		-0.20	1.00	0.8966	0.2480
$Q_{G5}$		-0.15	0.80	0.8409	0.3601
$Q_{G8}$		-0.15	0.60	0.7107	0.0765
$Q_{G11}$		-0.10	0.50	-0.0295	0.2599
$Q_{G13}$		-0.15	0.60	0.1339	0.3764
$Q_{G10}$		0.00	0.05	0.0451	0.0451
$Q_{G12}$		0.00	0.05	0.0148	0.0156
$Q_{G15}$		0.00	0.05	0.0156	0.0156
$Q_{G17}$		0.00	0.05	0.0111	0.0236
$Q_{G20}$		0.00	0.05	0.0037	0.0037
$Q_{G21}$		0.00	0.05	0.0200	0.0200
$Q_{G23}$		0.00	0.05	0.0137	0.0090
$Q_{G24}$		0.00	0.05	0.0446	0.0462
$Q_{G29}$	0.00	0.05	0.0438	0.0486	
$t_1$		0.90	1.10	1.0290	0.9968
$t_2$		0.90	1.10	1.0935	1.0677
$t_3$		0.90	1.10	1.0290	1.0935
$t_4$		0.90	1.10	1.0419	1.0032
Saatlik Yakıt Giderleri (\$/saat)				881.40	801.90
$p_c$ (çaprazlama oranı)				0.75	
$p_m$ (mutasyon oranı)				0.005	
N (toplumdaki birey sayısı)				38	
İterasyon Sayısı				50	

**Tablo 5.16** IEEE 30-Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sonuçları  
(Bara Gerilimler)

Bara No	Limitler		İlk Değerler		Son Değerler	
	Vmin	Vmax	SaatlikYakıt Giderleri		SaatlikYakıt Giderleri	
	p.u.		V	$\delta$	V	$\delta$
			p.u.	derece	p.u.	derece
1	1.00	1.10	1.0228	0.0000	1.0835	0.0000
2	1.00	1.10	1.0622	-3.5229	1.0622	-3.3829
3	0.95	1.05	1.0411	-4.7050	1.051*	-5.3438
4	0.95	1.05	1.0449	-5.6536	1.0440	-6.4344
5	1.00	1.10	1.0953	-8.7786	1.0346	-9.8819
6	0.95	1.05	1.0503	-6.6483	1.0317	-7.4654
7	0.95	1.05	1.0605	-7.9642	1.0244	-8.9450
8	1.00	1.10	1.0646	-7.2487	1.0220	-7.6183
9	0.95	1.05	1.0917	-7.5633	1.0331	-9.5943
10	0.95	1.05	1.0651	-9.3740	1.0070	-11.5878
11	1.00	1.10	1.0850	-5.1723	1.0827	-8.1237
12	0.95	1.05	1.0686	-7.8183	1.0111	-10.8977
13	1.00	1.10	1.0850	-5.5495	1.0606	-9.9729
14	0.95	1.05	1.0557	-8.8204	0.9981	-11.8696
15	0.95	1.05	1.0520	-9.0776	0.9958	-12.0258
16	0.95	1.05	1.0599	-8.7492	1.0027	-11.5129
17	0.95	1.05	1.0585	-9.3941	1.0016	-11.8227
18	0.95	1.05	1.0450	-9.8653	0.9874	-12.6313
19	0.95	1.05	1.0440	-10.1478	0.9857	-12.7831
20	0.95	1.05	1.0488	-10.0186	0.9904	-12.5514
21	0.95	1.05	1.0515	-9.8383	0.9962	-12.1246
22	0.95	1.05	1.0513	-9.8274	0.9969	-12.1162
23	0.95	1.05	1.0404	-9.7326	0.9901	-12.4972
24	0.95	1.05	1.0305	-10.2022	0.9888	-12.6809
25	0.95	1.05	1.0056	-10.2664	0.9971	-12.5157
26	0.95	1.05	0.9877	-10.6961	0.9790	-12.9529
27	0.95	1.05	0.9990	-10.0665	1.0110	-12.1310
28	0.95	1.05	1.0504	-7.0314	1.0265	-8.0458
29	0.95	1.05	0.9826	-11.4771	1.0054	-13.8145
30	0.95	1.05	0.9692	-12.3486	0.9877	-14.5186

Belirlenen parametrelerle yapılan GA temelli optimizasyon sonuçları klasik gradient tipi optimizasyon teknikleriyle elde edilen sonuçlarla [5] Tablo 5.17’de karşılaştırılmıştır.

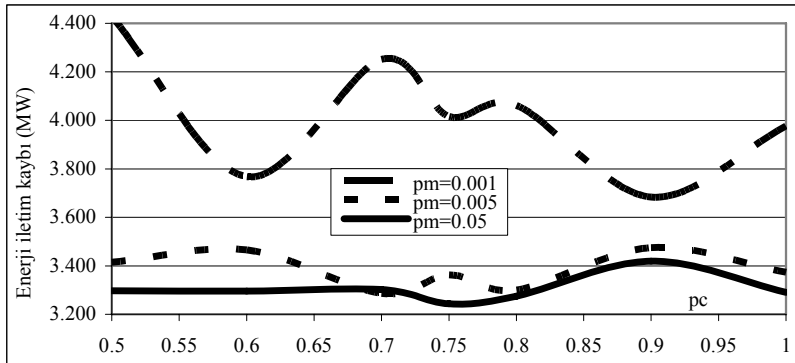
**Tablo 5.17** IEEE 30-Baralı Test Sistemi SYG Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırılması

Otuz Baralı Sistem	TEZ	[5]
SYG [\$/saat]	801.90	802.06
V <sub>3</sub> bara gerilim genliğinde taşma oranı	%0.095	.....

İkinci olarak IEEE 30-Baralı Test sistemi için enerji iletim kayıplarının optimizasyonu yapılmıştır. Yine çaprazlama ve mutasyon oranlarının etkisi incelenmiş ve sonuçlar Tablo 5.18 ve Şekil 5.11’de verilmiştir. Bu sonuçlara göre  $p_m = 0,005$  ve  $p_c = 0,75$  değerleri için minimum değerler elde edilmektedir.

**Tablo 5.18** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

N=36			
$p_c$	$p_m=0.001$	$p_m=0.005$	$p_m=0.05$
0.50	4.428	3.415	3.297
0.60	3.768	3.466	3.296
0.70	4.250	3.286	3.302
0.75	4.015	3.363	3.243
0.80	4.061	3.300	3.275
0.90	3.683	3.475	3.420
1.00	3.977	3.373	3.291



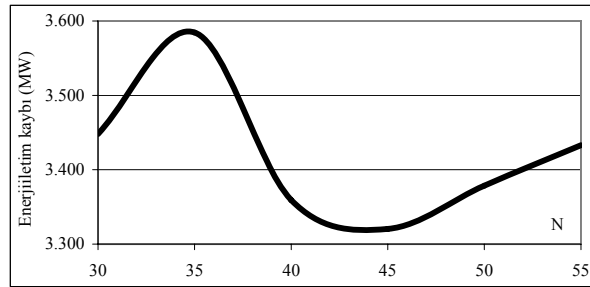
**Şekil 5.11** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $p_c$  ve  $p_m$  İle Değişimi

Topluluktaki birey sayısının etkisi ile ilgili benzetim sonuçları Tablo 5.19 ve Şekil 5.12’de verilmiştir. Görüldüğü gibi, N=45 değeri kullanılarak minimum değer sağlanmaktadır. Fakat artan birey sayısı, optimizasyon sürecinde ciddi uzamalara yol

açtığı için  $N=36$  değeri tercih edilmiştir. Şekil 5.12'deki dalgalanmanın nedeni yine daha önce belirtilen sınır değer taşmalarını gidermek için öngörülen adaptif ceza terimlerinden kaynaklanmaktadır.

**Tablo 5.19** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $N$  İle Değişimi

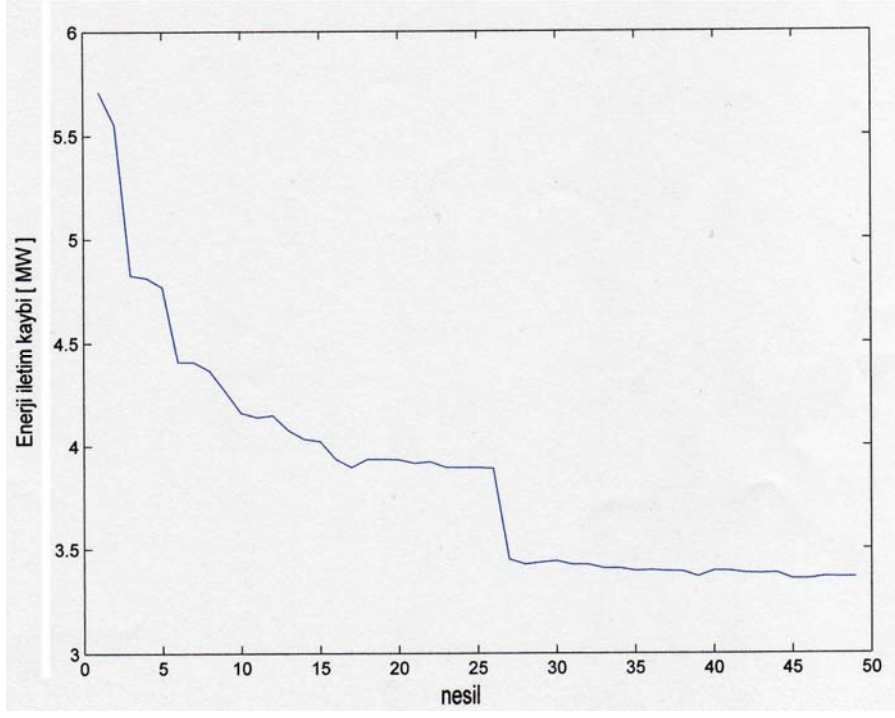
N	$p_m=0.005$
	$p_c=0.75$
30	3.448
35	3.585
40	3.359
45	3.320
50	3.378
55	3.433



**Şekil 5.12** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıplarının  $N$  İle Değişimi

Saptanan en uygun parametre değerleriyle yapılan bir optimizasyona ilişkin yakınsama karakteristiği Şekil 5.13.'de ve optimal değerler Tablo 5.20 ve Tablo 5.21'de verilmiştir.





Şekil 5.13. IEEE 30-Baralı Test Sistemi İçin EİK Optimizasyon Sürecinin Yakınsama Karakteristiği

**Tablo 5.20** IEEE 30-Baralı Test Sistemi EİK Optimizasyon Sonuçları  
(Bara Gerilimleri)

Bara No	Limitler		İlk Değerler - Enerji İletim Kaybı		Son Değerler-Enerji İletim Kaybı	
	Vmin	Vmax	V	$\delta$	V	$\delta$
	p.u.		p.u.	derece	p.u.	derece
1	1.00	1.10	1.0614	0.0000	1.0598	0.0000
2	1.00	1.10	1.0654	-4.1256	1.0496	-0.8436
3	0.95	1.05	1.0330	-5.4500	1.0483	-2.3589
4	0.95	1.05	1.0270	-6.5615	1.0459	-2.8086
5	1.00	1.10	1.0583	-10.6326	1.0370	-5.0458
6	0.95	1.05	1.0178	-7.7028	1.0357	-3.2462
7	0.95	1.05	1.0259	-9.3853	1.0277	-4.4709
8	1.00	1.10	1.0016	-7.8657	1.0362	-3.1678
9	0.95	1.05	1.0544	-9.6226	1.0388	-3.6459
10	0.95	1.05	1.0209	-11.5435	1.0240	-5.6411
11	1.00	1.10	1.0976	-8.1280	1.0559	-0.3847
12	0.95	1.05	1.0139	-9.9716	1.0323	-4.2013
13	1.00	1.10	1.0244	-8.2266	1.0827	-1.4103
14	0.95	1.05	1.0025	-11.0564	1.0201	-5.2645
15	0.95	1.05	1.0009	-11.3641	1.0175	-5.5562
16	0.95	1.05	1.0100	-10.9643	1.0227	-5.1327
17	0.95	1.05	1.0134	-11.6244	1.0207	-5.7619
18	0.95	1.05	0.9982	-12.2388	1.0081	-6.3263
19	0.95	1.05	0.9998	-12.5528	1.0057	-6.5855
20	0.95	1.05	1.0062	-12.4153	1.0099	-6.4224
21	0.95	1.05	1.0081	-12.0769	1.0141	-6.1930
22	0.95	1.05	1.0077	-12.0583	1.0145	-6.1822
23	0.95	1.05	0.9966	-12.1398	1.0102	-6.2651
24	0.95	1.05	0.9866	-12.4422	1.0048	-6.7341
25	0.95	1.05	0.9652	-12.2913	1.0087	-7.0929
26	0.95	1.05	0.9465	-12.7584	0.9909	-7.5199
27	0.95	1.05	0.9611	-11.9275	1.0201	-7.0390
28	0.95	1.05	1.0160	-8.2669	1.0294	-3.6520
29	0.95	1.05	0.9509	-13.6655	1.0038	-8.3824
30	0.95	1.05	0.9339	-14.5093	0.9908	-9.2205

**Tablo 5.21.** IEEE 30-Baralı Test Sistemi EİK Optimizasyon Sonuçları

Parametreler		Limitler		Enerji İletim Kaybı	Enerji İletim Kaybı
				İlk değerler	Son değerler
		Alt	Üst		
$P_{G1}$	p.u.	0.50	2.00	1.8407	0.5631
$P_{G2}$		0.20	0.80	0.3562	0.7670
$P_{G5}$		0.15	0.50	0.2580	0.4989
$P_{G8}$		0.10	0.35	0.1169	0.3500
$P_{G11}$		0.10	0.30	0.1451	0.3000
$P_{G13}$		0.12	0.40	0.2259	0.3887
$Q_{G1}$	p.u.	-0.20	2.00	-0.3952	0.0966
$Q_{G2}$		-0.20	1.00	0.8835	-0.0051
$Q_{G5}$		-0.15	0.80	0.6613	0.3362
$Q_{G8}$		-0.15	0.60	-0.0652	0.2821
$Q_{G11}$		-0.10	0.50	0.2298	0.0953
$Q_{G13}$		-0.15	0.60	0.0803	0.3992
$Q_{G10}$		0.00	0.05	0.0086	0.0086
$Q_{G12}$		0.00	0.05	0.0332	0.0317
$Q_{G15}$		0.00	0.05	0.0360	0.0361
$Q_{G17}$		0.00	0.05	0.0446	0.0446
$Q_{G20}$		0.00	0.05	0.0031	0.0034
$Q_{G21}$		0.00	0.05	0.0414	0.0412
$Q_{G23}$		0.00	0.05	0.0429	0.0180
$Q_{G24}$		0.00	0.05	0.0126	0.0316
$Q_{G29}$		0.00	0.05	0.0142	0.0122
$t_1$		0.90	1.10	0.9194	0.9839
$t_2$		0.90	1.10	1.0032	0.9968
$t_3$		0.90	1.10	1.1000	1.0871
$t_4$		0.90	1.10	0.9968	0.9839
Enerji İletim Kaybı [MW]				10.895	3.363
$p_c$ (çaprazlama oranı)				0.75	
$p_m$ (mutasyon oranı)				0.005	
N (toplumdaki birey sayısı)				36	
İterasyon Sayısı				49	

Elde edilen değerlerin, klasik optimizasyon teknikleriyle hesaplanan değerlerle kıyaslaması Tablo 5.22’de verilmiştir. Gerilimlerde taşma olmamıştır.

**Tablo 5.22** IEEE 30-Baralı Test Sistemi Enerji İletim Kayıpları Optimizasyon Sonuçlarının Karşılaştırılması

Otuz Baralı Sistem	TEZ	[5]
EİK [\$/saat]	3.363	4.779

## 6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Enerji iletim sistemlerinde SYG ve EİK optimize etmenin amacı ekonomik işletme koşullarına ulaşmaktır. Enerji ihtiyacının artması nedeniyle yeni yatırımlar yapılırken ve mevcut enerji sistemleri genişletilirken optimizasyon çalışmalarının önemi her geçen gün artmaktadır.

Günümüzde büyük boyutlu şebekelerin optimum tasarımında sonuca oldukça yüksek hızla ulaşabilen optimizasyon teknikleri kullanılmaktadır. Literatürde çeşitli konulara uygulanabilen birçok optimizasyon tekniği bulunmaktadır. Şebeke tasarımı için uygun bir algoritma seçimi yapılması durumunda global optimuma ulaşma olasılığı artmaktadır. Bu çalışmada, son yıllarda öne çıkan optimizasyon tekniklerinden birisi olan GA ile SYG ve EİK optimizasyonu yapılarak söz konusu algoritmaların etkinliği incelenmiştir.

Tezde kullanılan modelde, öngörülen gerilim sınırları ve generatör güç sınırları içinde kalmak koşuluyla, SYG ve EİK optimize edilmesi hedeflenmiştir.

GA avantajı, değişken sayısını azaltma ve bazı yaklaşım tekniklerine (doğrusallaştırma vb.) gerek duymaksızın doğrudan optimizasyon yapabilesidir. Dezavantajı ise optimal değerlerin ve yakınsama hızının çaprazlama ve mutasyon hızları gibi bazı parametrelere bağlı olması ve bu parametrelerin tayini için oldukça uzun süreler harcanmasıdır. Ayrıca, klasik GA yöntemlerinde toplum içerisindeki her birey için uygunluk fonksiyonu ayrıca hesaplandığından çözüme ulaşma süresi uzundur ve global optimum noktaya ulaşmamızı sağlayan sadece mutasyon işlemidir. Kısa sürede global optimum noktaya doğru ve güvenilir bir şekilde ulaşmak zordur. Tezde optimizasyon süresi beş baralı sistemde; SYG optimizasyonu için 3 dak. 43 sn, EİK optimizasyonu için 3 dak. 21 sn. sürmüştür. Otuz baralı sistemde; SYG optimizasyonu için 6 dakika 31 saniye ve EİK optimizasyonu için 7 dakika 43 saniye sürmüştür. Bu sürelerin tespitinde MATLAB 6.5 versiyonu ve P4 2000 Celeron 2000 Mhz bilgisayar kullanılmıştır.

Genetik algoritmaları hızlandırmak için bazı revizyonlar yapılmaktadır. Örneğin Combat GA yöntemi adı verilen yeni bir algoritma ile hem GA 1000 kat kadar daha hızlı çalışmakta, hem de lokal optimum noktada takılma ihtimali önlenmektedir [13]. Bu yöntemin çalışma ilkesini ;

- rasgele iki adet birey seçilir,
- bu iki bireyin uygunluk değerleri hesaplanır,
- bu bireyler üzerinde bölgesel olarak rasgele gen veya bit seçimi yapılır,
- uygun olmayan genler bir önceki adımdaki uygun olan genler ile değiştirilir.

şeklinde özetleyebiliriz. Bu yöntemde rulet tekerleği kullanılmadan seçim ve çaprazlama bir arada yapılmaktadır ve birey üzerindeki bölgesel kodlar çaprazlama oranına bağlı olarak değiştirilir. Çaprazlama oranı iki tane rasgele seçilen bireyin uygunluk değerleri arasındaki farkla doğru orantılı olarak değişir. Mutasyon oranı ise topluluk büyüklüğü ile ters orantılı olarak değişir. Her birey için uygunluk fonksiyonu ayrı ayrı hesaplanmadığından algoritma daha hızlıdır. Ayrıca, klasik GA yönteminde rulet tekerleği ile uygun olmayan bireyler eleniyordu, Combat GA yönteminde ise bölgesel olarak bireyin uygun olmayan genleri elenmektedir. Bu sayede uygun bireylerin baskınlığı ve bu sebeple yerel optimuma takılma ihtimali önlenmiş olur [13].

Tezde geliştirilen algoritmanın geçerliliği IEEE 5 ve 30 baralı test sistemleri üzerinde denenerak doğrulanmıştır. Sonuçlar [5]'de klasik gradient tipi optimizasyon teknikleri ile belirlenen değerler ile karşılaştırılmıştır. İki ayrı yöntemde aynı sistem parametreleri kullanılmıştır. Beş baralı sistem optimizasyonunda yaklaşık aynı değerler elde edilmiştir. Otuz baralı sistem optimizasyon işleminde ise, GA yönteminde tüm kontrol parametreleri optimizasyon işlemi içine dahil edilmiştir, klasik gradient tipi optimizasyon yönteminde, çok amaçlı optimizasyon çalışması yapıldığı için bu tezde daha iyi sonuçları elde edilmiştir [5]. İleride yapılacak olan GA ile enerji sistem optimizasyonu çalışmaları için çok amaçlı optimizasyon çalışması yapılması ve Combat GA yöntemi gibi daha hızlı yöntemlerin kullanılması önerilebilir.

## KAYNAKLAR

- [1] **Taylan Artaç**, 2003, Genetik Algoritma ile Dağıtım Şebekelerinin Optimum Tasarımı , Yüksek Lisans Tezi, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul,7-10
- [2] **James A. Momoh**, c2001, Electric Power System Applications of Optimization, New York : Marcel Dekker, ,6-21, 338-399, 446-450
- [3] **Mitsuo Gen, Runwei Cheng**, c1997, Genetic Algorithms and Engineering Design, New York : Wiley, 4-8, 21-22
- [4] **Randy L. Haupt, Sue Ellen Haupt**, 1998, Practical, Genetic Algorithms, New York: John Wiley, 17,52
- [5] **Özdemir Aydoğan**, 1990, Real and Reactive Power Optimization by Approximate Sub-Optimum Techniques, Doktora Tezi, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul,8-14, 39-50,69-71
- [6] **Elif. Z. Aygen**, 2002, Elektrik Enerjisi Sistemlerinde Genetik Algoritma Kullanarak Optimizasyona Yeni Bir Yaklaşım, Doktora Tezi, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul,7-12
- [7] **Mustafa Çelenlioğlu**, 1997, Dallı Dağıtım Şebekesi, Yük Akışı Çözüm Metotları, Yüksek Lisans Tezi, İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul,10-12
- [8] **Vladimiro Miranda, J.V. Ranito, L.M.Proença**, November 1994, Genetic Algorithms in Optimal Multistage Distribution Network Planning, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.9, No.4, 1927-1933
- [9] **T.H.Fawzi, K.F.Ali, S.M.El-Sobki**, September 1983, A New Planning For Distribution Systems, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-120, No.9, 3010-3017

- [10] **David E. Goldberg**, Addison Wesley, CO 1989, Genetic Algorithms In Search Optimization And Machine Learning, Addison Wesley Longman
- [11] **Dommel H.W., Tinney W.F** , October 1968, Optimal Power Flow Solutions, IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-87, 1866-1876
- [12] **F. Sinan Uslu**, 1998, Power System Observability Analysis and Network Planning with Genetical Algorithms, Yüksek Lisans Tezi, O.D.T.Ü. , Ankara, 9-17
- [13] **İ. Eksin, O.K Erol**, April 2001, Evolutionary Algorithms with Modifications in the Reproduction Phase, IEEE Proceedings Software, Vol.148, No.2, 75-80

## **ÖZGEÇMİŞ**

02 Kasım 1975 yılında Kastamonu'da doğdu. Abdi İpekçi İlkokulu'nda ilköğretimini tamamlayarak, İzzet Ünver Lisesi'nde öğrenimine devam etti. 1993 yılında İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Fakültesi, Elektrik Mühendisliği bölümünü kazandı ve 1999 yılında mezun oldu. 2001 yılında bölümün yüksek lisansını kazandı. Elektrik Proje Mühendisi olarak çalışma hayatına devam etmektedir.