



ISSN:1306-3111

e-Journal of New World Sciences Academy
2010, Volume: 5, Number: 1, Article Number: 1A0066

ENGINEERING SCIENCES

Received: March 2009
Accepted: January 2010
Series : 1A
ISSN : 1308-7231
© 2010 www.newwsa.com

Serhat Duman
M. Kenan Döşoğlu
Ali Öztürk
Pakize Erdoğan
Duzce University
serhatduman@duzce.edu.tr
Duzce-Turkey

**TÜRKİYEDEKİ GÜÇ SİSTEMİNDE TAVLAMA BENZETİMİ, GENETİK ALGORİTMA ve
TABU ARAŞTIRMA ALGORİTMALARI KULLANILARAK EKONOMİK DAĞITIM**

ÖZET

Artan enerji talebi ile elektrik güç sistemlerinin çalışmasının planlanması ve optimum şartlarda çalıştırılması günümüzde daha çok önem kazanmaktadır. Dünyada ve ülkemizde üretilen elektrik enerjisinin büyük bir kısmını termik yakıtlı santraller karşılamaktadır. Ekonomik dağıtım (ED) probleminde termik yakıtlı santrallerin yakıt maliyetlerinin minimize edilmesi gerekmektedir. Bununla birlikte termik yakıtlı santrallerin minimum ve maksimum aktif güç değerleri arasında çalışması istenilmektedir. Bu çalışmada, sezgisel metotlardan tavlama benzetim (TB), genetik algoritma (GA) ve tabu arama (TA) algoritması kullanılarak Türkiye’de bulunan 380 kV, 14 bara ve 6 adet termik santrallerin ED analizi yapılmıştır. Yapılan analizde, generatörlerin üretim kısıtlamaları, hat kayıpsız ve hat kayıplı durumları göz önünde bulundurularak sistemin toplam yakıt maliyetinin minimum olacak şekilde generatörlerin optimum çalışma koşulları belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Tavlama Benzetimi, Genetik Algoritma,
Tabu Araştırma, Güç Sistemleri,
Ekonomik Dağıtım, Optimizasyon

**ECONOMIC DISPATCH BY USING SIMULATED ANNEALING, GENETIC ALGORITHM AND
TABOO SEARCH ALGORITHMS POWER SYSTEM IN TURKEY**

ABSTRACT

The planning of electricity power systems operation with increasing energy demand and its operation under optimum conditions have gained more value in our day. Most of the electricity energy generated in the world and in our country is met by thermal plants. It is necessary that fuel costs of thermal plants be minimized in economic dispatch (ED) issue. Moreover, it is expected that thermal plants should operate between by using simulated annealing (SA), genetic algorithm (GA), taboo search (TS) algorithm of heuristic methods, ED analysis of 14 buses and 6 thermal plants with 380 kV has been conducted. Through the analysis conducted, considering the production limitations of generators, with loss and without loss, optimum operation conditions of the generators which will ensure minimum total cost of the system have identified.

Keywords: Simulated Annealing, Genetic Algorithm, Taboo Search,
Power Systems, Economic Dispatch, Optimization

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Günümüzde teknolojinin ilerlemesi güç sistemlerinde daha fazla enerji talebine neden olmakta ve güç sistemlerini daha karmaşık hale getirmektedir. Artan enerji talebi ve enerji kaynaklarının azalması nedeniyle güç sistemlerinin işletiminin planlanması ve optimal şartlarda çalışması istenilmektedir. Bunun için güç sistemlerinde ED, reaktif güç optimizasyonu ve optimal yük akışı çalışmaları yapılmaktadır. ED problemi güç sistemlerinin çalışmasında en önemli optimizasyon problemlerinden biridir. Sistemlerin daha verimli çalışması için bu problemin çözümü giderek önem kazanmaktadır. ED problemi yüke, enerji sisteminin fiziksel limitlerine bağlı olarak maliyeti minimize etme işleminden oluşur [1]. Güç sistemlerinde generatörlerin yakıt maliyetlerinin minimize edilmesi işleminde generatörlerin ürettikleri güçler maksimum ve minimum değerler arasında en uygun değerde olması istenilmektedir.

Son zamanlarda ED probleminin çözümünde kullanılan matematiksel yaklaşımlara alternatif olarak güvenilir, hızlı ve etkili optimizasyon algoritmaları olan sezgisel metotlar kullanılmaktadır. Bouktir v.d [2] çoklu parçacık sürü optimizasyon algoritmasını kullanarak çevresel ve ekonomik yük dağıtımını problemini incelemişlerdir. Younes v.d [3] IEEE'nin 9, 30 ve 57 baralı güç sistemlerinde minimum yakıt maliyetinde generatörlerin aktif ve reaktif güç değerlerini genetik algoritma kullanarak bulmuşlardır. Cai v.d [4] kaotik karınca sürü optimizasyon algoritmasını kullanarak ED problemini çözmüşlerdir. Sinha v.d [5] evrim programlama tekniklerinin ED probleminin çözümündeki performanslarını araştırmışlardır. Prasanna v.d [6] IEEE'nin 30 baralı enterkonnekte güç sisteminde hem evrim programlama algoritması hem de tabu arama algoritmasını içeren birleştirilmiş bulanık mantık stratejisine dayalı algoritma ile ED problemini çözmüşlerdir. Selvakumar ve Thanushkodi [7] yeni parçacık sürü optimizasyon algoritması kullanarak ED problemini çözmüşlerdir. Wang ve Singh [8] modifiye edilmiş parçacık sürü optimizasyon algoritmasını kullanarak IEEE'nin 30 baralı güç sisteminde çevresel etkilerde düşünülerek ED problemini incelemişlerdir. Demirören ve Zeynelgil [9] genetik algoritma kullanarak çevresel ve ekonomik yük dağıtım problemini incelemişlerdir. Altun ve Yalçınöz [10] genetik algoritma, hopfield ve çok gizli katmanlı yapay sinir ağı tekniklerini kullanarak ED problemindeki çözümlerini araştırmışlardır. Mohamed ve Koivo [11] çoklu optimizasyon algoritmasını kullanarak mikro şebekeli bir güç sisteminde ekonomik ve çevresel yük dağıtımını problemini çözmüşlerdir. Yalçınöz ve Short [12] hopfield yapay sinir ağını kullanarak ED problemini incelemişlerdir.

Türkiye'de 380 kV, 14 bara, 6 termal yakıtlı güç sisteminde ED probleminin çözümü Lagrange fonksiyonu kullanılarak yapılmıştır [13]. Bu makalede optimizasyon problemlerinden biri olan ED'nin sezgisel metotlardan TB, GA ve TA kullanılarak çözümlenmiştir. Örnek olarak Türkiye'de yapılan çalışma verileri göz önünde bulundurulmuştur. Sezgisel metotlar kullanılarak elde edilen sonuçlar Lagrange fonksiyonu ile yapılan çalışmadan elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada sezgisel metotların geleneksel metotlara göre daha güvenilir ve iyi sonuçlar verdiği, Türkiye'de kullanılan bir güç sisteminde ekonomik dağıtım probleminin çözümünde başarılı bir şekilde uygulanabileceği görülmüştür.

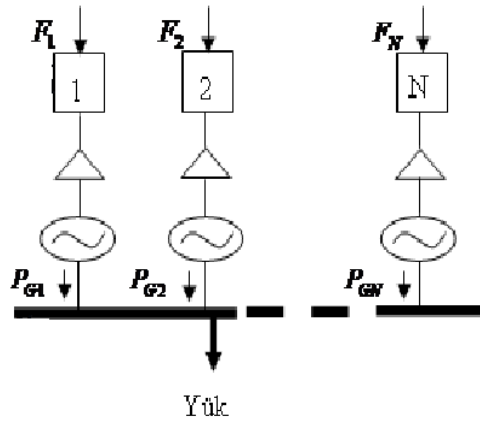
2. ÇALIŞMANIN ÖNEMİ (RESEARCH SIGNIFICANCE)

Günümüzde güç sistemlerinin giderek daha karmaşık hale gelmesi nedeniyle güç sistemlerinin planlı bir şekilde işletilmesi ve optimal çalışma şartlarında çalışması istenilmektedir. Bu çalışmada güç

sistemlerinde en önemli optimizasyon problemlerinden biri olan ED problemini ele alınmıştır. Son zamanlarda ED problemi matematiksel yaklaşımlara alternatif olan sezgisel metotların kullanımıyla daha kolay ve daha güvenilir bir şekilde çözümlenmiştir. Örnek çalışma[13] verileri göz önünde bulundurularak sezgisel metotlardan TB, GA ve TA kullanılarak ED problemi çözümlenmiştir. Sezgisel metotların geleneksel çözüm yöntemlerine nazaran daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

3. EKONOMİK DAĞITIM (ECONOMIC DISPATCH)

ED probleminin çözümü güç sistemlerindeki generatörlerin artan yük talebine göre belirli sınır değerleri arasında çalışması ve eş zamanlı olarak sistemin tüm maliyetini minimize etmek için yapılır. Ekonomik dağıtım 3 ile 5 dakika aralıklarla her bir ünite için talep edilen yük doğrultusunda optimal paylaşımını belirlemektir [14]. Şekil 1'de bir iletim hattında bulunan termik santrallerin talep edilen yüke bağlantı şeması gösterilmektedir.



Şekil 1. Talep edilen gücü karşılamak için N adet termik santral
(Figure 1. N units of thermal power plants for meet to demand power)

Ekonomik yük dağıtımında sistemdeki termik santrallerin üretim maliyetini minimize ederken Eş.1'deki matematiksel ifade kullanılmaktadır [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13 ve 14].

$$C = \text{Min} \sum_{i=1}^N F_i(P_{G_i}) = \text{Min} \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{G_i} + c_i P_{G_i}^2) \quad (1)$$

Generatörlerin çıkış gücü Eş.2'de gösterildiği gibi belirlenen limit değerleri içerisinde minimum aktif güç değerinden büyük ya da eşit olmalı veya maksimum aktif güç değerinden küçük yada eşit olmak zorundadır.

$$P_{G_i}^{\min} \leq P_{G_i} \leq P_{G_i}^{\max} \quad i = 1, \dots, N \quad (2)$$

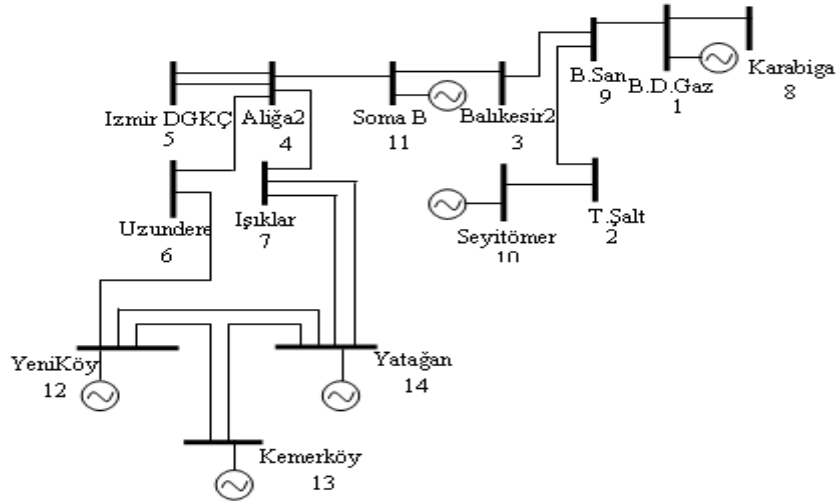
Eş.1'de gösterilen ED probleminin maliyet fonksiyonu TB, GA ve TA'da amaç fonksiyonu olarak kullanılmaktadır. Amaç fonksiyonunda kullanılan değişkenler Eş.2'de gösterilen sınır değerleri içerisinde rastgele atanmaktadır. Eş.3'de iletim hattının toplam aktif güç kaybı gösterilirken, Eş.4'de iletim hattının aktif güç dengesi eşitliği gösterilmektedir. ED problemlerinde Eş.3 ve Eş.4'teki kısıtlamalar da göz önünde bulundurularak TB, GA ve TA'nın ceza fonksiyonları olarak kullanılmaktadır.

$$P_L = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^N B_{0i} P_i + B_{00} \quad (3)$$

$$D = \sum_{i=1}^N P_{G_i} - P_D - P_L = 0 \quad (4)$$

4. PROBLEMİN TANIMLANMASI (DEFINING THE PROBLEM)

Şekil 2’de görülen 14 baralı, 6 generatörlü Türkiye’de kullanılan bir güç sisteminde sezgisel metotlardan TB, GA, ve TA kullanılarak minimum maliyeti sağlayacak şekilde generatörlerin optimum çalışma koşulları belirlenerek ED problemi çözümlenmiştir.



Şekil 2. 380 KV,14 bara,6 generatörlü sistem
Figure 2.(380 KV,14 bus, with 6 generators system) [13].

Tablo 1’de ED problemi için generatörlerin maliyet fonksiyonunda kullanılan katsayılar ve generatörlerin çalışması istenilen sınır değerleri verilmiştir [13].

Tablo 1. Generatör verileri
(Table 1. Generator bus data)

Termik Santraller	$P_{G_i}^{\min}$ (MW)	$P_{G_i}^{\max}$ (MW)	a	b	c
Bursa D.Gaz	318	1432	6780.5	5.682	0.0106
Seyitömer	150	600	1564.4	3.1288	0.0139
SomaB	210	990	5134.1	6.2232	0.0168
Yeniköy	110	420	1159.5	3.3128	0.021
Kemerköy	140	630	1697	3.2324	0.0137
Yatağan	140	630	1822.8	3.472	0.0147

4.1.Tavlama Benzetimi (Simulated Annealing)

TB bir metalin soğuyarak ve donarak minimum enerjili kristal yapısına dönüşmesi (tavlama süreci) ile daha genel bir sistemde minimumum araştırılması arasındaki benzerlikten yararlanır. Bu yaklaşım bir optimizasyon tekniği olarak ilk defa Kirkpatrick ve arkadaşları tarafından 1983 yılında sunulmuştur [15]. TB katı maddelerin tavlanması işleminden esinlenerek geliştirilmiştir. Algoritma geçerli bir çözümden başlar ve problem için rastgele yeni durumlar üretir ve bu durumlar için maliyet fonksiyonunu hesaplar.

Tavlama süreci yüksek sıcaklıklardan başlar [16]. Daha kötü çözüm olasılığı sıcaklık düşümüne bağlı olarak azalır. TB metodu, güçlü bir optimizasyon tekniğidir ve büyük kombinasyonlu problemleri optimum veya global çözüme yeteneği vardır. Bu metot yerel optimum çözümü garanti eden optimizasyon tekniklerine benzer. Ama TB metodu yerel optimumları atlama işlemini de yapar [17]. TB'nin en önemli avantajı lokal minimumda takılmaması ve genel minimuma ulaşabilmesidir. Bunun için malzemenin yeterince ısıtılması veya algoritma başlangıç seviyesine yüksek enerjili seviyeden başlanması gerekir. Soğutma işlemi yavaş yavaş ve belli iterasyon veya maddenin enerjisi sıfır oluncaya kadar yapılmalıdır. TB yüksek bir sıcaklık değeriyle başlar. Her bir hesaplama adımında mevcut çözümün komşuları arsında birçok çözüm üretilir. Yeni bulunan çözümler belirlenen kriterlere göre kabul edilir veya reddedilirler. Her hesaplama adımından sonra sıcaklık belli bir fonksiyona göre azaltılır. Algoritma istenen iterasyona ulaştığında ya da sıcaklık olarak minimum seviyeye indiğinde veya istenen çözüme ulaşıldığında algoritma sonlandırılır. Metropolis ve arkadaşları tavlama sürecini taklit etmek için bir algoritma geliştirmişlerdir. Önerdikleri algoritma Monte Carlo tekniklerine dayanmaktaydı. i halindeki enerji E_i bir sonraki durumda enerji E_j olsun, eğer $E_j - E_i \leq 0$ ise j hali mevcut durum olarak alınır. Aksi durumda j hali reddedilmez, Eş.5'deki olasılığa bağlı olarak kabul edilebilir.

$$w = e^{\frac{E_j - E_i}{k_B * T}} \quad (5)$$

Burada; w kabul kriteri, T sıcaklık seviyesi, k_B ise boltzman sabiti olup, enerji ile sıcaklık arasındaki ilişkiyi veren bir katsayıdır ve değeri $1,380650524.10^{-23}$ J/K dir. Bu durumda mevcut haldeki enerji maliyet fonksiyonuna karşılık gelecektir. Bir farklı yöntem ise çok yüksek sıcaklıktan başlayarak %60 değerine kadar çok hızlı soğutmak ve böylece kötü çözümlerin de kabul edilmesine izin verdikten sonra, sıcaklığı gerçek başlangıç sıcaklığı gibi kabul edip soğumasına izin vermektir.

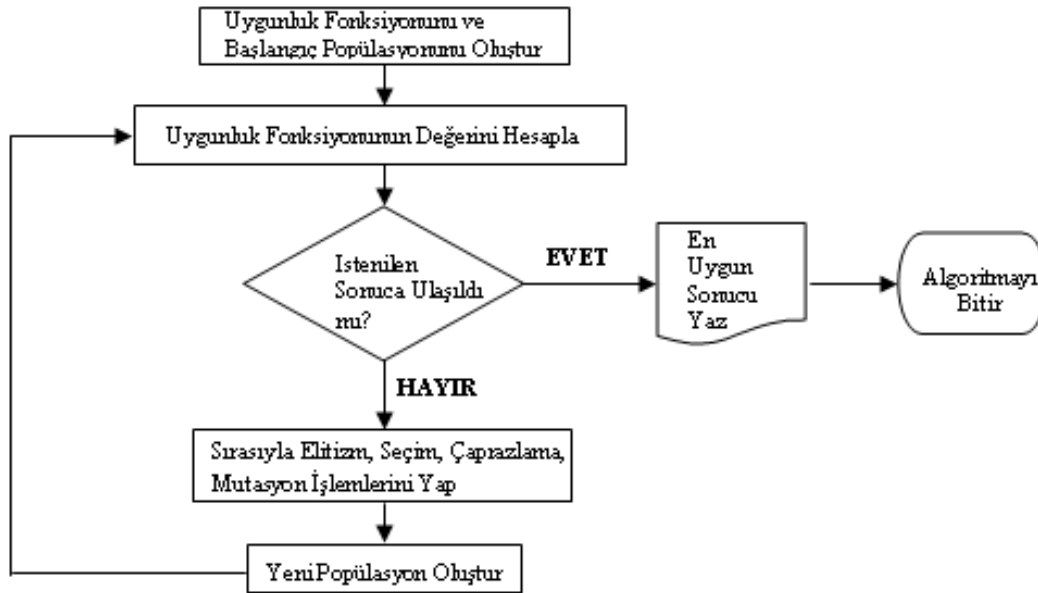
Son sıcaklığın belirlenmesinde, sıcaklığın sifıra kadar düşmesine izin verilmesi normaldir. Ancak pratikte sıcaklığın sifıra düşürülmesine gerek yoktur. Dondurma kriteri olarak düşük sıcaklık veya sistemin donduğu andaki sıcaklıktır. Bundan maksat çözümün daha iyi veya daha kötüye gitmediği durumlardır. Güvenilir bir sezgisel araştırma algoritması başlangıç noktasına bağımlılığı az olan algoritmadır. Bu çalışmada Şekil 3'de Türkiye'de kullanılan bir güç sisteminde TB algoritması kullanılarak ED problemi çözümlenecektir. TB algoritmasında amaç fonksiyonu olarak Eş.1 kullanılmakta olup, amaç fonksiyonundaki değişkenler belirli sınır değerleri arasında Eş.2'ye göre belirlenmektedir. Ceza fonksiyonu olarak da Eş.3 ve Eş.4'deki denklemler kullanılmıştır. Şekil 3'de TB algoritmasının akış diyagramı gösterilmektedir. TB algoritması minimum maliyeti hesaplamak için Eş.6 kullanılmaktadır.

$$Obj = Min \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{G_i} + c_i P_{G_i}^2) + \left(\sum_{i=1}^N P_{G_i} - P_D - P_L \right)^2 \quad (6)$$

```
Begin  
Başlangıç sıcaklığını seç t  
Rasgele çözüm üret (eski)  
Sıcaklık azaltım faktörü (rho) ve boltzman sabitini belirle (k)  
Repeat  
  Repeat  
    Komşu arama fonksiyonuna göre en iyi komşuyu seç  
    Yeni çözüm hesapla (yeni)  
    if (yeni-eski)<0 sonra yeniyi eski ile değiştir  
    else  
      düzgün dağılıma sahip rassal bir sayı üret (r)  
      if  $\exp(-(\mathbf{yeni-eski})/(\mathbf{k*t})) > \mathbf{r}$  sonra yeniyi eski ile değiştir  
    endif  
  endif  
until önceden belirlenen iterasyon sayısı kadar  
End
```

Şekil 3. TB akış diyagramı
(Figure 3. The flow diagram of SA)

4.2. Genetik Algoritma (Genetic Algorithm)



Şekil 4. GA akış diyagramı
Figure 4. (The flow diagram of GA)

GA çalışma prensibi Şekil 4' de verilmektedir. GA, genetik mantığını temel alan geleneksel optimizasyon metotları içerisinde çok zor olarak kabul edilen çok değişkenli optimizasyon problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir [18]. GA geleneksel optimizasyon yöntemlerinde olduğu gibi bir tane başlangıç noktası ile çözüme başlamaz. GA tanımlanan uygunluk fonksiyonu (UF) değişkenlerinin dikkate alınmasıyla rast gele oluşturulan bir başlangıç popülasyonuna göre çok sayıda çözümler ile çalışmaya başlar. Daha sonra genetik operatörleri (elitizm, seçim, çaprazlama, mutasyon) kullanarak çözümleri optimum çözüme getirmeye çalışır [19]. Bu sayede çok sayıda çözümün içinden iyiyiler seçilir, kötüler elenir. Başlangıç popülasyonu, değişkenlerin kodlanmaları sonucunda rast gele oluşturulur.

Değişkenler ikilik kodlama, permütasyon kodlama, değer kodlama, ağaç kodlama, gibi değişik şekillerde kodlanabilmektedir [20]. Kodlama çeşidinin seçiminde ele alınan problem yapısı büyük önem taşımaktadır. Bu çalışmada değişkenler 0 ve 1 genlerinin kombinasyonları olarak kodlanarak popülasyonu oluşturmaktadır. Popülasyonun her bir satırı için UF değerleri hesaplanır. UF değerleri dikkate alınarak, GA' nın operatörlerinin kullanımı neticesinde yeni bir popülasyon oluşturulur. Her yeni popülasyonda UF değerleri hesaplanır. Bunlar arasında en iyi sonuç verenleri göz önünde bulundurulur. GA'da belirlenen jenerasyon sayısı kadar bu işlemler iteratif olarak devam eder. Bu şekilde GA ile sürekli iyiye doğru giden çözümler sağlanarak istenilen sonuca ulaşılmaya çalışılır.

4.2.1. Uygunluk Fonksiyonunun Oluşturulması (Forming the Fitness Function)

Şekil 2'de verilen sistemin GA kullanarak ED problemi çözümlenip generatörlerin optimum çalışma değerleri bulunacaktır. Bunun için AF olarak, ED probleminde kullanılan sistemdeki tüm generatörlerin maliyet fonksiyonlarının toplamı Eş.7'da gösterilmiştir. ED problemi çözümlenirken generatörler talep edilen yük değerine göre Eş.9'a göre belirlenen sınır değerleri arasında tutularak minimum maliyette çalışması istenmektedir. Bunun için bu problemde kısıt fonksiyonu olarak sistemin güç dengesi eşitliği Eş.8'de gösterilmiştir.

Amaç fonksiyonu.

$$AF = \text{Min} \sum_{i=1}^N F_i(P_{G_i}) = \text{Min} \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{G_i} + c_i P_{G_i}^2) \quad (7)$$

Kısıt fonksiyonları.

$$KF = \sum_{i=1}^N P_{G_i} - P_D - P_L = 0 \quad (8)$$

$$P_{G_i}^{\min} \leq P_{G_i} \leq P_{G_i}^{\max} \quad i = 1, \dots, N \quad (9)$$

GA kısıtsız bir optimizasyon yöntemi olarak çalışmakta olup, kısıtlı optimizasyon problemi, kısıtların ihmal edilmesi durumunda AF, CF ile cezalandırılıp kısıtsız bir optimizasyon durumuna getirilmektedir. Böylece AF değerleri belirli sınırlar içinde tutulmuş olmaktadır.

Generatörler minimum ve maksimum sınır değerleri arasında tutulurken, Eş.8'deki güç dengesi eşitliği sağlanmadığı durumlarda amaç fonksiyonuna ceza fonksiyonu uygulayarak çözüm uzayında uygun olmayan değerler elenecektir. Toplam kısıt fonksiyonunun işaret değiştirip sonuca ulaşmaya engel olmaması için karesi alınır ve problemin durumuna göre uygun bir katsayı ile çarpılır.

$$CF = a \times (KF_1)^2 \quad (10)$$

Ceza fonksiyonu Eş. 10'da gösterilmiştir. Bu çalışmada (a) katsayısı 25 alınmıştır.

$$UF = \text{Min} \sum_{i=1}^N F_i(P_{G_i}) + (a \times (KF)^2) \quad (11)$$

Uygunluk fonksiyonu Eş.11'da gösterilmiştir. Uygunluk fonksiyonunda generatörlerin üretim değerleri değişken olarak kabul edilmekte ve belirli sınır değerleri arasında tutulması gerekmektedir. Bu sınır değerleri Tablo 1'de verilmiştir.

4.2.2. Değişkenlerin Kodlanması (Variables Coding)

Başlangıç popülasyonu tüm elemanları rast gele oluşturulan bir gen havuzunu temsil etmektedir. Bu gen havuzunun oluşturulmasında değişik kodlama yöntemleri olup bu çalışmada ikili sayı sistemi kullanılması tercih edilmiştir. Bu sistemde genler 0 ve 1 elemanlarından oluşmaktadır. Uygunluk fonksiyonunda kaç tane değişken varsa bu değişkenlerin bit sayısına göre kodlanan genleri yan yana gelerek popülasyonda bireyleri meydana getirmektedirler. Kodlanacak değişkenlerin bit sayısı Tablo 2’de gösterilmektedir.

$$2^{\lambda n} \geq \frac{X_{üst} - X_{alt}}{\varepsilon} + 1 \quad (12)$$

Değişkenlerin bit sayısının belirlenmesi Eş.12’e göre hesaplanmaktadır [21,22].

Tablo 2. Kodlanacak değişkenlerin bit sayısı
(Table 2. Bit numbers of variables to be coded)

Değişkenler	Alt Sınır	Üst Sınır	Artım	Bit Sayısı
P1	318	1412	0.05	15
P2	150	600	0.05	15
P3	210	990	0.05	15
P4	110	420	0.05	15
P5	140	630	0.05	15
P6	140	630	0.05	15

Bu çalışmada her bir değişken 15 bittten toplam 90 bit olarak popülasyonda bir bireyi oluşturmaktadır. Ayrıca popülasyon sayısı 100 olarak belirlenip bir bilgisayar programı ile rast gele toplam 90 bittten, 100 satırdan, bit değerleri 0 ve 1 kodlarından oluşan başlangıç popülasyonu Tablo 3’de gösterilmiştir.

Tablo 3. Başlangıç popülasyonu
(Table 3. Initial population)

Birey No	P1	P2	P3	P4	P5	P6
1	101....11	111....11	000....01	101....10	100....11	100....01
2	010....00	011....10	010....10	010....11	010....10	011....11
3	111....10	011....11	111....11	101....11	100....10	101....10
.
.
35	101....00	111....10	111....11	011....00	011....11	101....11
.
.
99	101....01	101....	110....01	101....00	011....00	101....10
100	010....11	10	010....11	000....10	110....10	101....11
		111....10				

Başlangıç popülasyonu oluşturulduktan sonra popülasyondaki her birey kodlandığı ikilik sayı sistemi onluk sayı sistemine çevrilerek Eş.11’de verilen UF ifadesinde yerine yazılır. GA operatörleri olan elitizm, seçim, çaprazlama ve mutasyon basamakları her bir jenerasyonda yeni bir popülasyonu oluşturmaktadır.

4.2.3. GA Operatörleri (GA Operators)

Tablo 3’de verilen ikilik sayı sistemindeki başlangıç popülasyonunun her bireyinin onluk sayı sistemine çevrilmesi ile 100

tane uygunluk değeri hesaplanır. Bunlardan en küçük değeri veren iki birey elitizm ile seçilir ve geri kalan bireyler aralarında turnuva metodu ile seçim işlemine tabi tutulur daha sonra çaprazlama ve mutasyon operatörleri uygulanır [20, 21, 22 ve 23].

Çaprazlama operatörü seçilen bireylerin gen takası ile yeni birey olmaya aday bireylerin oluşturmaları işlemidir. Bu çalışmada çaprazlama oranı 0.9 olup tek noktalı çaprazlama operatörü kullanımı Tablo 4'de gösterilmiştir. Mutasyon oranı Eş.13'ye göre hesaplanmıştır. Yapılan bir çok araştırmalarda mutasyon oranının %0.5 ile %1.5 arasında değer alınması sonucuna ulaşılmış, GA defalarca çalıştırılıp mutasyon oranı 0.005 olarak belirlenmiştir. Tablo 5'de mutasyon işlemi gösterilmiştir [21,22]. Her popülasyon bir jenerasyon demek olup algoritma defalarca çalıştırılarak jenerasyon sayısı bu çalışmada 1000 olarak belirlenmiştir. Algoritma en az 40 kez çalıştırılmış ve yaklaşık olarak yarısından sonra optimum noktaya ulaştığı görülmüştür.

$$\frac{1}{PS} < MO < \frac{1}{l}$$

(13)

Tablo 4. Tek noktalı çaprazlama
(Table 4. One point crossover)

Anne	1 0 1 0 1 1 1 0 1.....1 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1
Baba	0 1 0 1 1 0 0 1 1..... 0 1 0 1 1 0 0 1 0 1 1 1
Çocuk1	1 0 1 0 1 1 1 0 1..... 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 1 1
Çocuk2	0 1 0 1 1 0 0 1 1..... 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1

Tablo 5. Mutasyon
(Table 5. Mutation)

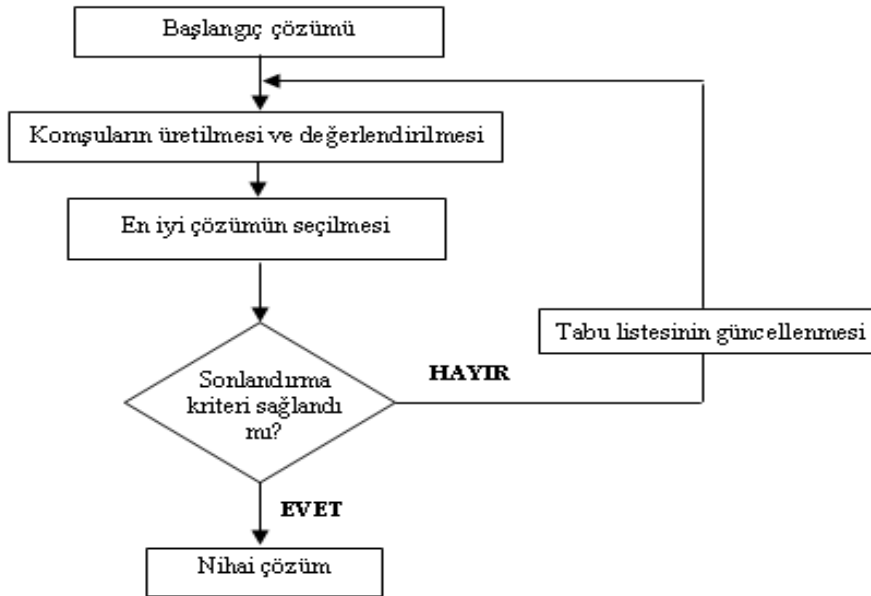
Mutasyondan önce	
Çocuk 1	10101110.....110111....100111....010....11101010101
Mutasyondan sonra	
Birey 1	10101110.....111111....101111....000....10101010101

4.3. Tabu Arama Algoritması (Taboo Search Algorithm)

Tabu araştırma algoritması oldukça yeni ve zor problemlerin çözümünde kullanılan yönlendirilmiş bir optimizasyon algoritmasıdır [24, 25 ve 26]. Başka metotlarla birlikte kullanılarak bu metotları yerel optimum tuzağına düşmekten koruyan uyarlanabilir bir yaklaşımdır. TA, başlangıç çözümü, hareket mekanizması, aday listeleri stratejileri, hafıza, tabu yıkma kriteri, durdurma koşulları olarak adlandırılan temel elemanlara sahiptir [27].

TA' algoritmasında tabu listesi olarak oluşturulan başlangıç aday çözüm ve değişken komşu çözümün sayısı bir tür tabulaştırma görevi yapmaktadır. TA'da arama boyunca en iyi komşu tasarımların elde edilmesini sağlayan hareketler yapay bir hafızaya kaydedilir. Bu hafıza kısa dönemli hafıza olarak adlandırılır. Bu yapay hafıza kullanılarak aramada önceki tasarımların tekrar elde edilmesini sağlayacak hareketler yasaklanır [28]. Kötü sonuç veren bölgelerde daha fazla işlem yapılmaması, istenen çözüme daha az hesaplama ile ve hızlı bir şekilde ulaşmasını sağlamaktadır. İyi sonuç veren parametrelerin bir sonraki iterasyonda komşu sayıları artmakta ve böylece algoritmanın verimliliği de artmaktadır. Tabu listesinin en önemli özelliklerinden birisi, mevcut tabu listesinin aday komşu çözümler ile karşılaştırdıktan sonra bir sıralama ve karşılaştırma işlemi yaparak kendisini yenileyebilmesidir. Algoritmada daha önceki döngülerde elde edilen çözümlerin tutulduğu bir tabu listesi oluşturulmuştur. Eğer bir komşu çözüm adayı, tabu listesinde yer alan çözümle aynıysa bu çözüm değerlendirme dışı bırakılmalıdır. Tabu

listesi oluşturulurken her döngüdeki en iyi çözüm listeye alınmakta, listenin dolduğu durumda listedeki ilk kayıtlar listeden atılıp, son döngüler de elde edilen değerler listeye alınmaktadır. Tabu listesi ilk en iyi çözüm kümesinin oluşturularak hafızaya alınma yöntemiyle oluşturulmaktadır. Oluşturulan tabu listesinin en temel özelliği yeni çözüm adaylarını değerlendirmeye alıp bir döngü içerisinde yol olarak her yeni döngüden sonra yeni özellikler kazanmasıdır. Tabu listesinin yeni elde edilen çözümler sayesinde uzunluğu artacak ve çözüm aramada büyük bir etki yaparak kısa çözümlerin daireselliği sayesinde nesnel bir çözüm arama tekniği olduğunu gösterecektir. Burada istenilen durum çözüm adaylarının mevcut bu döngüsü ile tabu listesinin geliştirilmesidir. Tabu listesine dahil edilen yeni çözümler oluşturulurken eğer elde edilen çözüm tabu listesindeki çözümlerden daha iyi ise tabu listesine eklenir. Daha kötü bir çözüm ise tabu listesine eklenmeyecek ve doğal olarak belirli bir yer kaplamayacaktır. En iyi çözüm bulunana kadar bu işlemler mevcut döngü ile devam etmektedir [1]. Şekilde TA algoritmasının akış diyagramı gösterilmektedir. Bu çalışmada Şekil 2'deki güç sisteminde TA algoritması kullanılarak ED problemi çözümlenecektir. TA algoritmasında amaç fonksiyonu olarak Eş.1 kullanılmıştır. Amaç fonksiyonundaki değişkenler Eş.2'ye göre belirlenen sınır değerleri arasında tutulmaktadır. Ceza fonksiyonu olarak da Eş.3 ve Eş.4'deki denklemler kullanılmıştır. Şekil 5'de TA algoritmasının akış diyagramı gösterilmektedir.



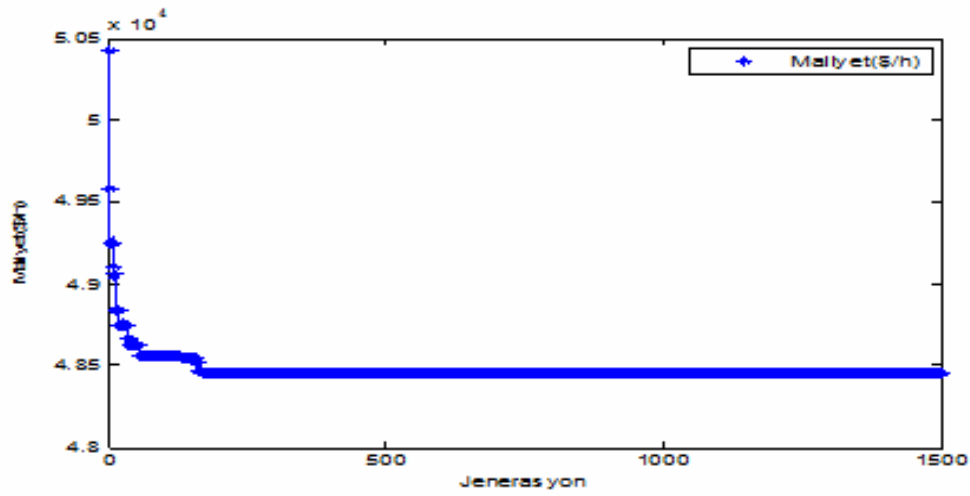
Şekil 5. TA akış diyagramı
(Figure 5. The flow diagram of TS)

5. SONUÇLAR (RESULTS)

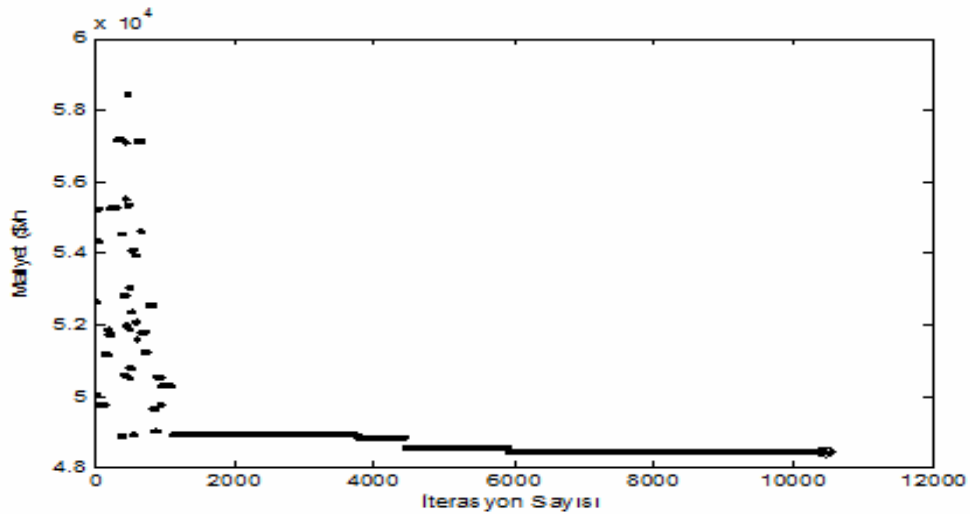
Türkiye'de kullanılan 380 kV, 14 bara 6 generatörlü güç sisteminde ED problemi kayıplı ve kayıpsız olarak çözülmüştür. Kayıplı problemin çözümünde 2734.9 MW'lık talep edilen gücü karşılamak için generatörlerin optimum çalışma koşulları sezgisel metotlardan GA, TB, TA kullanılarak ve mevcut diğer çalışmadan elde edilen sonuçlarla [13] karşılaştırılıp Tablo 6'da, sistemin kayıplı durumdaki GA, TB ile bulunan toplam maliyet eğrileri sırasıyla ise Şekil 6 ve Şekil 7'de verilmektedir.

Tablo 6. Mevcut çalışma sonucu ve sezgisel metotlarda elde edilen sonuçların karşılaştırılması
(Table 6.The comparison of results obtained through heuristic methods and the present study)

Talep Edilen Güç	2734.9 MW			
Yöntem	LF[13]	GA	TB	TA
Bursa D.Gaz (MW)	573.0010	552.0396	557.9208	548.8029
Seyitömer (MW)	520.3039	543.4736	515.1277	537.6931
Soma B. (MW)	352.5975	322.6902	357.6299	346.7576
Y.köy (MW)	335.5975	353.4248	358.8750	329.2455
K.köy (MW)	523.9189	515.1527	523.1271	533.9946
Yatağan (MW)	472.2131	492.1534	466.3391	482.4550
Maliyet (\$/h)	48481	48454.9881	48452	48445
Kayıp (MW)	44.125	44.00	44.10	44.10



Şekil 6. GA'nın kayıplı durumda her bir jenerasyondaki maliyet fonksiyonunun değişim eğrisi
(Figure 6. Variation curve of cost function in each generation in GA loss situation)

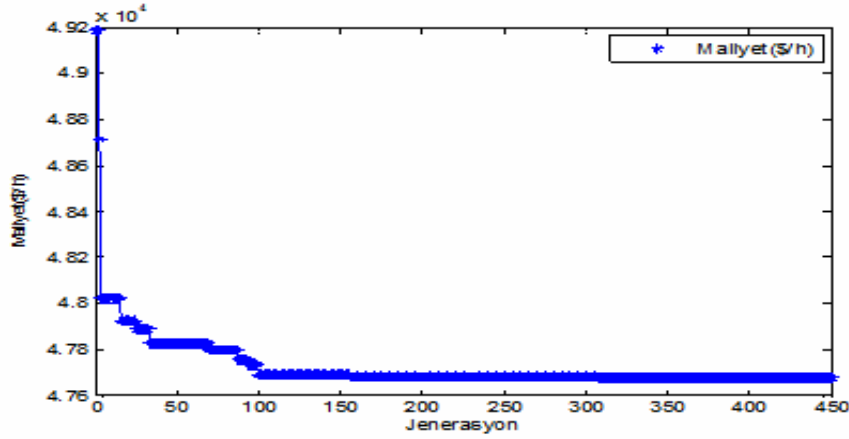


Şekil 7. TB'nin kayıplı durumda maliyet fonksiyonunun değişim eğrisi
(Figure 7. Variation curve of cost function in SA loss situation)

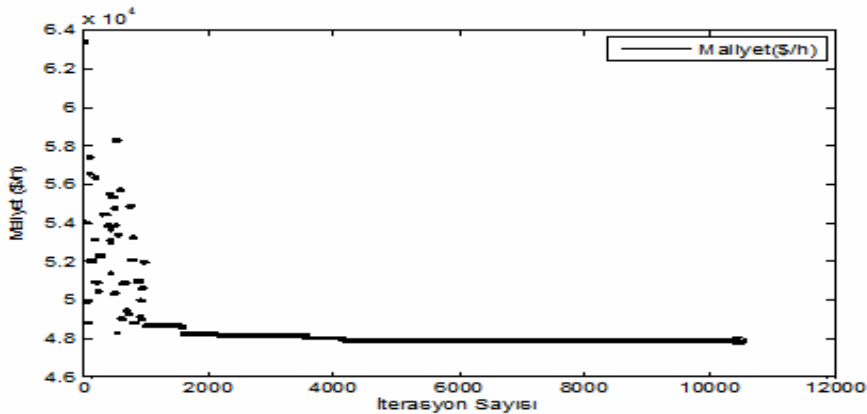
Örnek güç sisteminde 2734.9 MW'lık talep edilen gücü kayıpsız durumda karşılamak için GA, TB ve TA kullanılarak elde edilen sonuçlar Tablo 7'de, GA ve TB ile toplam maliyet eğrisi ise sırasıyla Şekil 8 ve Şekil 9'da verilmiştir.

Tablo 7. Türkiye'de kullanılan 6 generatörlü güç sisteminde kayıpsız durumda GA, TB ve TA ile elde edilen sonuçlar
(Table 7. The results obtained through GA, SA and TS without lose of 6-generator power system utilized in Turkey)

Talep Edilen Güç	2734.9 MW		
Yöntem	GA	TB	TA
Bursa D.Gaz (MW)	554.0455	483.5981	553.6206
Seyitömer (MW)	496.9588	478.4897	503.5243
Soma B. (MW)	320.8097	294.8322	358.3317
Y.köy (MW)	357.1712	374.3331	321.1134
K.köy (MW)	519.2502	582.2331	519.5332
Yatağan (MW)	486.6204	521.4198	478.7977
Maliyet (\$/h)	47679.2861	47876	47678



Şekil 8. GA'nın kayıpsız durumdaki her bir jenerasyondaki maliyet fonksiyonunun değişim eğrisi
(Figure 8. Variation curve of the cost function in each generation in GA without loss situation)



Şekil 9. TB'nin kayıpsız durumdaki maliyet fonksiyonunun değişim eğrisi
(Figure 9. Variation curve of the cost function in SA without loss situation)

Dünyada ve ülkemizde artan güç talebi nedeniyle elektrik güç sistemlerinde optimizasyon çalışmaları yapılmaktadır. Güç sistemlerinde optimizasyon problemlerinden biri olan ED problemleri daha da önem kazanmaktadır. Artan güç talebini en uygun şekilde karşılayabilmek için mevcut olan sistemlerin analizleri yapılarak daha iyi şekilde planlanması gerekmektedir. Mevcut çalışma sonucu, sezgisel metotlardan TB, GA ve TA karşılaştırıldığında sezgisel metotların matematiksel metotlara göre daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

Bu makalede ED problemi Türkiye'de kullanılan bir güç sisteminde, sistemin kayıplı ve kayıpsız durumlarında sezgisel metotlar kullanılarak çözümlenmiştir. ED problemlerinde kayıplar ve talep edilen güç dahil olmak üzere sistemin toplam 2779 MW'lık gücünü karşılamak için güç sistemdeki generatörlerin birim maliyetleri yüksek olanlarının üretimlerinin düşürülmesi, birim maliyeti az olanların ise üretimlerinin arttırılarak güç sisteminin toplam maliyeti en aza indirilebilir. Tablo 6'da mevcut yapılan çalışma sonucu [13] ile sezgisel metotlarda bulunan sonuçlar karşılaştırıldığında güç sistemindeki maliyet fonksiyonu yüksek olan Bursa D. Gaz, Soma B. santrallerinin üretim kapasitelerinin daha da düşürülmesi ve maliyet fonksiyonları düşük olan Seyitömer, Y.köy, K.köy ve Yatağan santrallerinin ise sistemdeki gücü karşılamak için üretim kapasitelerinin sezgisel metotlarda bulunan sonuçlarla çalıştırılması dahilinde sistemin maliyetinin mevcut çalışmaya nazaran daha da düşüğü görülmüştür. Tablo 7'den görüldüğü gibi güç sistemi 2734,9 MW yükte kayıpsız olarak düşünüldüğünde maliyet fonksiyon değeri, sezgisel metotlardan TA ile bulunan sonuçların TB ve GA'da bulunan sonuçlara göre daha düşük çıkmıştır. Bu durumda sistem sezgisel metotlardan TA ile çalıştırılması daha uygun olmaktadır.

Günümüzde güç sistemlerinin artan enerji talebini karşılamak ve bu talep doğrultusunda sistemlerin planlanması için optimizasyon çalışmaları yapılmaktadır. Yapılan çalışmada güç sistemlerinde optimizasyon problemlerinden biri olan ED probleminin matematiksel yöntemlerle elde edilen çözümlere nazaran sezgisel yöntemlerle çözümlerin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu sonuçlar doğrultusunda talep edilen güce göre güç sistemlerinin planlanması ve çalıştırılması işlemlerinde sezgisel metotların kullanılması ile generatörlerin minimum maliyette çalıştırılması sağlanabilir.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Yalçınöz, T., Yavuzer T. ve Altun H., (2002). Tabu Araştırma Algoritması Kullanılarak Ekonomik Yük Dağıtım Probleminin Çözümü. ELECO, Bursa.
2. Bouktir, T., Labdani, R. and Slimani, L., (2007). Economic Power Dispatch of Power System with Pollution Control using Multiobjective Particle Swarm Optimization. University of Sharjah Journal of Pure & Applied Sciences, 4, pp: 54-77.
3. Younes, M., Rahli, M. and Koridak, L.A., (2006). Economic Power Dispatch using Evolutionary Algorithm. Journal of Electrical Engineering, 57(4), pp: 211-217.
4. Cai, J., Ma, X., Li, L., Yang, Y., Peng, H. and Wang, X., (2007). Chaotic Ant Swarm Optimization to Economic Dispatch. Electric Power Systems Research, 77, pp: 1373-1380.
5. Sinha, N., Chakrabarti, R. and Chattopadhyay, P.K., (2003). Evolutionary Programming Techniques for Economic Load Dispatch. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 7(1), pp: 83-94.
6. Prasanna, T.S. and Somasundaram, P., (2009). Multi-Area Security Constrained Economic Dispatch by Fuzzy-Stochastic Algorithms.

- Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 5(1), pp: 88-94.
7. Selvakumar, A.I. and Thanushkodi, K., (2008). Anti-Predatory Particle Swarm Optimization: Solution to Nonconvex Economic Dispatch Problems. *Electric Power Systems Research*, 78, pp: 2-10.
 8. Wang, L. and Singh, C., (2008). Stochastic Economic Emission Load Dispatch Through a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm. *Electric Power Systems Research*, 78, pp: 1466-1476.
 9. Demirören, A. ve Zeynelgil, H.L., (2002). "Çevresel/Ekonomik Yük Dağıtımında Genetik Algoritmanın Kullanılması", ELECO.
 10. Altun, H. and Yalçınöz, T., (2003). Comparison of Genetic Algorithm, Hopfield and MLP neural Network Techniques for a Constrained Optimization Problem. *International Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks*, Çanakkale.
 11. Mohamed, A.F. and Koivo, H.N., (2009). Environmental/Economic Power Dispatch of MicroGrid using Multiobjective Optimization. *International Conference on Renewable Energies and Power Quality*, Valencia.
 12. Yalcinoz, T. and Short, M.J., (1998). Neural Networks Approach for Solving Economic Dispatch Problem with Transmission Capacity Constraints. *IEEE Transactions on Power Systems*, 13(2), pp: 307-313.
 13. Kurban M. ve Başaran Ü., (2005). Türkiye'deki 380 kV' luk 14 Baralılı Güç Sisteminde Ekonomik Yüklenme Analizi. *Elektrik-Elektronik, Bilgisayar Mühendisliği 11. Ulusal Kongresi ve Fuarı*, İstanbul.
 14. Yalcinoz T., Altun H. and Uzam, M., (2001). Economic Dispatch Solution using a Genetic Algorithm Based on Arithmetic Crossover. *IEEE Power Tech Proceedings*, Porto.
 15. Kirkpatrick, S., Gerlatt C.D.Jr, and Vecchi, M.P., (1983). Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220, pp. 671-680.
 16. Negnevitsky, M., (2005). *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems*. Addison Wesley.
 17. Aarts, E. and Korst, J.M., (1989). *Simulated Annealing and Boltzmann Machines: A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing*. John Wiley, New York.
 18. Mazumder, P. and Runick, E.M., (1999). Genetic Algorithm For VLSI Design Layout Test Otomation. *Prentice Hall PTR*.
 19. Goldberg, D.E., (1989). *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*. Addison -Wesley Longman.
 20. Tunalıoğlu, N. ve Öcalan, T., (2007). Üç Boyutlu Karayolu Güzargah Optimizasyonunda Karar Destek Sistemi Olarak Genetik Algoritmaların Kullanımı. *TMMOB Harita ve Kadastro Mühendisleri Odası 11. Türkiye Harita Bilimsel ve Teknik Kurultayı*, Ankara.
 21. Saruhan, H., (2004). Genetic Algorithms: An Optimization Technique. *Technology*, 7, pp:105-114.
 22. Öztürk, A., (2007). Güç Sistemlerinde Gerilim Karalılığının Genetik Algoritma İle İncelenmesi. *Doktora Tezi*. Sakarya: Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
 23. Elmas, Ç., (2007). *Yapay Zeka Uygulamaları*. Seçkin Yayıncılık San. ve Tic. A.Ş., Ankara.
 24. Güney, K. ve Akdağlı, A., (2001). Tabu Araştırma Algoritması İle Eşit Olmayan Aralıklı Lineer Anten Dizileri İçin Demet Şekillendirme Sentezi. *9. IEEE Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı (SİU'2001)*, Gazimağusa, KKTC, pp: 164-169.



25. Glover, F., (1989). Tabu Search- Part 1. ORSA Journal on Computing, 1(3), pp:190-206.
26. Glover, F., (1990). Tabu Search - Part 2. ORSA Journal on Computing, 2(1), pp: 4-32.
27. Alabaş, Ç., (1999). Tabu Arama ve Tavlama Benzetimi Algoritmalarıyla Bilgisayar Şebekelerinin Topolojik Optimizasyonu. Yüksek Lisans Tezi. Ankara: Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
28. Deđertekin, S.Ö., Ülker, M. ve Hayaliođlu, M.S., (2006). Uzay Çelik Çerçevelerin Tabu Arama ve Genetik Algoritma Yöntemleriyle Optimum Tasarımı. İMO Teknik Dergisi, pp: 3914-3934.