



T.C.
KAHRAMANMARAŞ SÜTÇÜ İMAM ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**METASEZGİSEL ALGORİTMALAR TABANLI
ENERJİ TALEP OPTİMİZASYONU**

EMRE ELMACI

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

KAHRAMANMARAŞ 2014

T.C.
KAHRAMANMARAŞ SÜTÇÜ İMAM ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

METASEZGİSEL ALGORTİMALAR TABANLI
ENERJİ TALEP OPTİMİZASYONU

EMRE ELMACI

Bu tez,
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalında
YÜKSEK LİSANS
derecesi için hazırlanmıştır.

KAHRAMANMARAŞ 2014

Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü öğrencisi Emre ELMACI tarafından hazırlanan “Metasezgisel Algoritmalar Tabanlı Enerji Talep Optimizasyonu” adlı bu tez, jürimiz tarafından 20 / 03 / 2014 tarihinde oy birliği ile Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Doç.Dr.Mustafa ŞEKKELİ (DANIŞMAN)
Elektrik Elektronik Müh.
Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi

Doç.Dr.Ahmet ALKAN (ÜYE)
Elektrik Elektronik Müh.
Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi

Yrd.Doç.Dr.Eser SERT (ÜYE)
Bilgisayar Müh.
Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi

Yukarıdaki imzaların adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. M. Hakkı ALMA
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

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

EMRE ELMACI

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

METASEZGİSEL ALGORİTMALAR TABANLI ENERJİ TALEP OPTİMİZASYONU

(YÜKSEK LİSANS TEZİ)

EMRE ELMACI

ÖZET

Bu tezde 2030 yılına kadar olan sürede Türkiye'nin elektrik enerjisi talep tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Bu tahmin, genetik algoritma, yapay arı kolonisi algoritması ve parçacık sürü optimizasyon algoritması yaklaşımı kullanılarak yapılmıştır. Her üç metot için de lineer ve karesel olmak üzere iki model geliştirilmiştir. Tahmin çalışmamıza esas teşkil etmek üzere geçmiş yıllardan günümüze kadar Türkiye İstatistik Kurumu tarafından tutulan ekonomik veriler ve nüfus değerleri alınmıştır. Nüfus, Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, ithalat ve ihracat verileri ile enerji tüketimi arasındaki ilişki yukarıda bahsi geçen algoritmalar ile belirlenmiştir. 1981 yılından 2011 yılına kadar olan verileri enerji talep tahmin modellerimizi oluşturmak için kullanılıp, 2003 yılından 2012 yılına kadar olan verileri ise elde ettiğimiz modelleri doğrulamak için kullanılmıştır. 2012 yılından 2030 yılına kadar olan ekonomik veriler ve nüfus değerleri ise 3 farklı senaryoya göre tahmin edilmiştir. Üretilen modeller incelendiğinde bulunan değerler, Türkiye'nin 2030 yılına kadar olan sürede ihtiyaç duyacağı elektrik enerjisinin tahmininde bulunmak için oldukça uygun olduğunu göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Enerji talep tahmini, Genetik algoritma, Yapay arı kolonisi algoritması, Parçacık sürü algoritması

Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, 03 / 2014

Danışman: Doç.Dr. Mustafa ŞEKKELİ
Sayfa sayısı: 75

ENERGY DEMAND OPTIMIZATION BASED ON METAHEURISTIC ALGORITHMS

(M.Sc. THESIS)

EMRE ELMACI

SUMMARY

In this thesis, it was attempted to make a forecast of Turkey's electricity demand until 2030. This forecast has been made using the Algorithms of Genetic, Artificial Bee Colony and Particle Swarm Optimization. Two models were developed – linear and square – for each method. As the basis of our study, the financial data that was had been kept by the Turkish Statistical Institution over a long period of time as well as the population values were used. The relationship between energy consumption and population, gross domestic product, import and export data was identified using the algorithms mentioned above. The data from 1981 to 2011 was used in order to create our forecast model for energy demand while the data from 2003 to 2012 was used to verify the models we obtained. The financial data and population between 2012 up to 2013 was forecasted using time series analysis method. When the results of the created models were examined, findings showed that the models are appropriate in terms of forecasting the electricity demand of Turkey until 2030.

Keywords: Energy demand estimation, Genetic Algorithm, Artificial Bee Colony Algorithm, Particle Swarm Algorithm

University of Kahramanmaras Sutcu Imam
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electric-Electronic Engineering 03/ 2014

Supervisor: : Assoc.Prof.Dr. Mustafa ŞEKKELİ

Pagenumber: 75

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım sırasında beni destekleyen, bilgi ve tecrübelerini esirgemeyerek bana yol gösteren deęerli hocam Doç.Dr. Mustafa ŐEKKELİ'ye teőekkürlerimi sunarım.

Ayrıca Yüksek Lisans öğrenimim boyunca her adımda beni destekleyen aileme ve meslektaşlarıma teőekkürü borç bilirim.

Emre ELMACI

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖZET	i
SUMMARY	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
İÇİNDEKİLER	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	viii
1. GİRİŞ	1
1.1. Optimizasyon.....	2
1.2. Optimizasyon Algoritmalarının Sınıflandırılması	3
1.2.1. Tek değişkenli ve çok değişkenli optimizasyon	3
1.2.2. Statik ve dinamik optimizasyon	4
1.2.3. Kısıtlı ve kısıtsız optimizasyon	4
1.3. Sezgisel Optimizasyon	4
1.4. Regresyon Analizi ve En Küçük Kareler Yöntemi	6
1.5. Korelasyon Analizi.....	9
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR	10
3. GENETİK ALGORİTMALAR	17
3.1. Genetik Algoritmalar Hakkında Genel Bilgi.....	17
3.2. Genetik Algoritmaların Çalışması.....	18
3.2.1. Amaç fonksiyonunun belirlenmesi.....	20
3.2.2. Parametrelerin tanımlanması	20
3.2.3. Değişkenlerin kodlanması	21
3.2.4. Başlangıç popülasyonu ve uygunluk değerlerinin belirlenmesi	23
3.2.5. Doğal seleksiyon	23
3.2.6. Çaprazlama.....	26
3.2.7. Mutasyon.....	28
3.2.8. Yeni kuşağın oluşturulması ve iterasyonun sonlandırılması	29

4.	PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU	30
4.1.	Parçacık Sürü Optimizasyonu Hakkında Genel Bilgi	30
4.2.	PSO Parametreleri	32
4.3.	PSO Algoritma Akışı.....	33
4.4.	PSO Algoritma Çalışma adımları.....	35
5.	YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASI.....	36
5.1.	Yapay Arı Kolonisi Hakkında Genel Bilgi	36
5.2.	Yapay Arı Kolonisi Algoritma Akışı	37
5.3.	Yapay Arı Koloni Algoritmasının Çalışma Adımları.....	39
6.	ELEKTRİK ENERJİ TALEBİNE ETKİ EDEN FAKTÖRLER	41
7.	PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU İLE ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ.....	47
7.1.	PSO Algoritması I. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini	51
7.2.	PSO Algoritması II. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini	52
7.3.	PSO Algoritması III. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini	53
8.	YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASI İLE ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ ..	56
8.1.	YAK Algoritması I. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini.....	58
8.2.	YAK Algoritması II. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini	59
8.3.	YAK Algoritması III. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini	60
9.	GENETİK ALGORİTMA İLE ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ	61
9.1.	GA Algoritması I. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini.....	63
9.2.	GA Algoritması II. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini	64
9.3.	GA Algoritması III. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini	65
10.	SONUÇ	66
	KAYNAKLAR	72
	ÖZGEÇMİŞ	75

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

GA	: Genetik algoritma
PSO	: Parçacık sürü optimizasyonu
YAK	: Yapay arı koloni algoritması
EKK	: En küçük kareler
SSE	: Hata kareleri toplamı
SST	: Toplam kareler toplamı
MAED	: Model for Analysis of Energy Demand
GSYH	: Gayri Safi Yurt İçi Hasıla
GSMH	: Gayri Safi Milli Hasıla
r	: Korelasyon katsayısı
r²	: Kararlılık katsayısı
MTOE	: Million tons of oil equivalents
ETBK	: Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı
TSE	: Türk Standartları Enstitüsü

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1.1 Küresel ve Bölgesel Minimum Noktaları.....	2
Şekil 1.2.1 Optimizasyonun Sınıflandırılması.....	3
Şekil 1.3.1 Sezgisel Yöntemler	5
Şekil 2.1 Enerjinin planlanması ve tahmin edilmesi (Ermiş ve ark., 2006)	11
Şekil 3.2.1 Genetik Algoritma Akış Diyagramı	19
Şekil 3.2.5.1 Bireylerin seçilme ihtimallerinin Rulet tekerleğinde temsili gösterimi	24
Şekil 4.3.1 PSO Algoritma Akış Diyagramı	34
Şekil 5.2.1 ABC Algoritma Akış Diyagramı.....	38
Şekil 6.1 Tüketilen enerji ve GSYH arasındaki ilişki	41
Şekil 6.2 Tüketilen enerji ve Nüfus arasındaki ilişki	42
Şekil 6.3 Tüketilen enerji ve İthalat arasındaki ilişki	42
Şekil 6.4 Tüketilen enerji ve İhracat arasındaki ilişki	43
Şekil 6.5 Yıllara göre tüketilen enerji ve regresyon eğrisi	44
Şekil 7.1 Lineer PSO için yakınsama grafiği	48
Şekil 7.1.1 PSO I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması	51
Şekil 7.2.1 PSO II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması	52
Şekil 7.3.1 Zaman serisi analizi ile GSYH verileri	53
Şekil 7.3.2 Zaman serisi analizi ile Nüfus verileri	53
Şekil 7.3.3 Zaman serisi analizi ile İthalat verileri	54
Şekil 7.3.4 Zaman serisi analizi ile İhracat verileri	54
Şekil 7.3.5 PSO III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması.....	55
Şekil 8.1 Lineer YAK için yakınsama grafiği	56
Şekil 8.1.1 YAK I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması	58
Şekil 8.2.1 YAK II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması.....	59
Şekil 8.3.1 YAK III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması	60
Şekil 9.1 Lineer GA için yakınsama grafiği.....	61

Sayfa No

Şekil 9.1.1 GA I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması..... 63

Şekil 9.2.1 GA II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması..... 64

Şekil 9.3.1 GA III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması 65

ÇİZELGELER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Çizelge 2.1 Enerji talep tahmini konusunda Türkiyede yapılan çalışmalar	12
Çizelge 3.2.5.1 Populasyondaki bireylerin uygunluk değerleri ve seçilme ihtimalleri	24
Çizelge 3.2.7.1 Kromozomların mutasyondan önceki ve sonraki durumları	29
Çizelge 6.1 1981-2011 yılları arasında yıllara göre Dünya Bankası ve TSE verileri.....	46
Çizelge 7.1 PSO ile oluşturulan modellerin tahmin hataları	49
Çizelge 7.1.1 PSO Birinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini	51
Çizelge 7.2.1 PSO İkinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini	52
Çizelge 7.3.1 PSO Üçüncü senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini.....	55
Çizelge 8.1 YAK ile oluşturulan modellerin tahmin hataları.....	57
Çizelge 8.1.1 YAK Birinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini.....	58
Çizelge 8.2.1 YAK İkinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini	59
Çizelge 8.3.1 YAK Üçüncü senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini	60
Çizelge 9.1 GA ile oluşturulan modellerin tahmin hataları.....	62
Çizelge 9.1.1 GA Birinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini	63
Çizelge 9.2.1 GA İkinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini	64
Çizelge 9.3.1 GA Üçüncü senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini	65
Çizelge 10.1 I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması.....	68
Çizelge 10.2 II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması	69
Çizelge 10.3 III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması	70

1. GİRİŞ

Dünyada her geçen gün enerjiye olan ihtiyaç artmaktadır ve ülkeler bu artan enerji ihtiyaçlarını karşılamak için politikalar üretmek zorundadır. Kararlı bir enerji politikası yürütebilmenin en önemli girdilerinden biri gelecekte ülkenin duyacağı enerji talebini doğru bir şekilde tahmin etmektir.

Türkiye’de Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından MAED (Model for Analysis of Energy Demand) modeli ile enerji talep tahmini yapılmaktadır.

Modelin enerji sektörümüz ile ekonomik ve sosyal yapımıza uyduğu, geçmiş yıllarla ilgili olarak yapılan testlerle belirlenmiş Türkiye enerji talebinin hesabında kullanılabilirliği Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı’nca benimsenmiştir. Çok geniş bir girdi listesi olan model, ekonomik, sosyal ve teknik yapıyı detaylı olarak irdelemekte, benimsenen politika ve kararlar ışığında enerji taleplerini ortaya koymaktadır (8inci beş yıllık kalkınma planı).

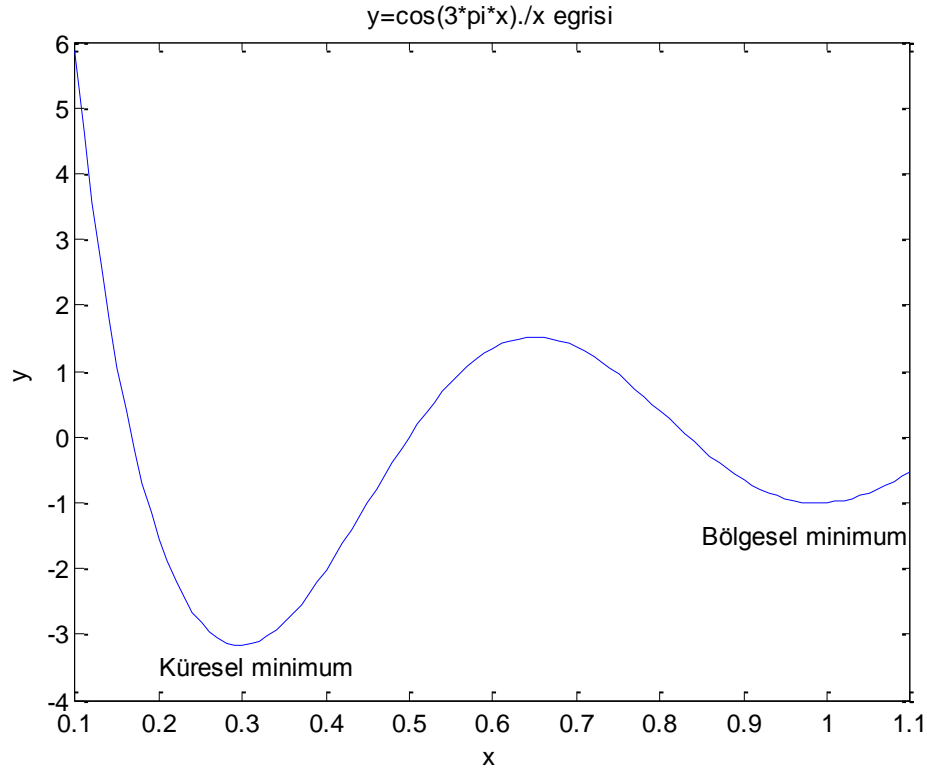
Bununla birlikte Türkiye’nin gelecekteki elektrik enerjisi talebi ile ilgili son yıllarda yapılan çalışmalara bakıldığında farklı metotlar, farklı değişkenler, farklı dönemler ve farklı verilerin kullanıldığı görülebilir (Akay ve Atak, 2007).

Yukarıda bahsi geçen son yıllarda yapılan çalışmalara baktığımızda gelecek yıllardaki enerji talebini tahmin etmede parametre olarak ekonomik veriler ve nüfus kullanılmıştır. Yiğit (2011) talep tahminini genetik algoritma ile yapmış olup, tahmine yönelik parametre olarak yıllara göre Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, İthalat, İhracat ve Nüfus verilerini kullanmıştır. Ceylan ve arkadaşları (2004) ise genetik algoritma optimizasyon tekniği ile talep tahmininde bulunmuş fakat parametre olarak GSYH yerine Gayri Safi Milli Hasılayı kullanmıştır. Benzer şekilde Toksarı (2007) elektrik enerjisi talep tahminini Karınca kolonisi algoritması kullanarak, Ünler A. ise Parçacık sürü optimizasyon algoritması kullanarak yapmıştır. Bu yöntemlerin MAED modelinden farkı daha az sayıda parametre ile tahminde bulunmasıdır. Girdi listesi geniş olan tahmin metotlarının edeceği tahminlerin hata aralığı daha geniştir. İlerleyen sayfalarda bulunan sonuçlara bakıldığında sezgisel optimizasyon metotları ile edilen tahminlerin MAED modelinden daha başarılı olduğu görülecektir. Algoritmaların çalışma mantıklarını incelemeyen ve programlayıp çalıştırmadan önce bazı temel kavramlardan bahsetmek doğru olacaktır.

1.1. Optimizasyon

Belirli sınırlamaları sağlayacak şekilde, bilinmeyen parametre değerlerinin bulunmasını içeren herhangi bir problem optimizasyon problemi olarak adlandırılabilir. Optimizasyon işleminde ilk adım olarak karar değişkenleri ya da tasarım parametreleri olarak da adlandırılan parametreler setinin tanımlanması gerekir. Sonra bu parametrelere bağlı olarak en küçük yapılacak bir maliyet fonksiyonu veya en büyük yapılacak bir kar fonksiyonu ve problemle ilgili sınırlama fonksiyonları tanımlanmalıdır (Karaboğa, 2011).

Bazı problemlerde birden fazla minimum veya maksimum değer bulunabilir. Örneğin aşağıda $y=\cos(3\pi x)/x$ fonksiyonunun $0.1 \leq x \leq 1.1$ sınırlaması altında iki adet minimum nokta elde edilmiştir.

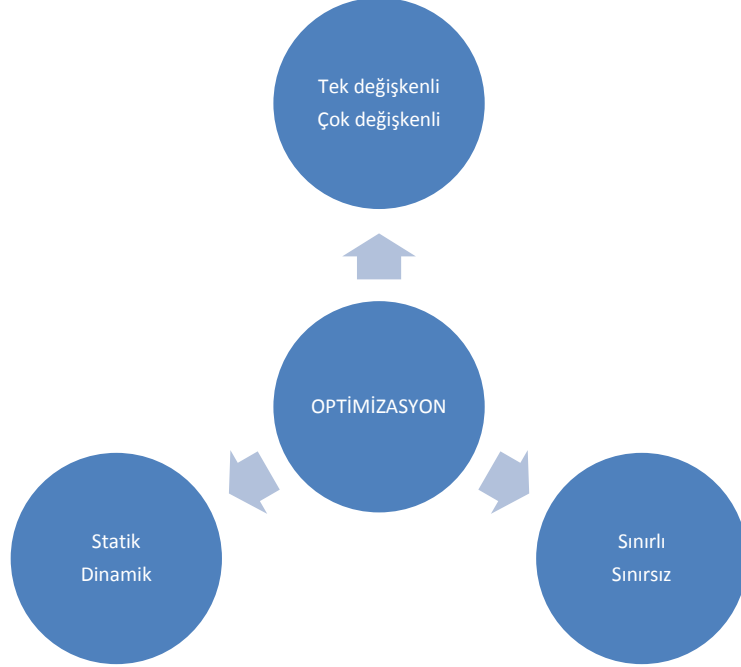


Şekil 1.1.1 Küresel ve Bölgesel Minimum Noktaları

Burada x'in tüm sınırları içerisinde elde edilen minimum "y" değerine küresel minimum, x'in belirtilen sınırları içinde belirli bir bölgesinde elde edilen minimum değerine ise bölgesel minimum denir. Küresel optimum noktasını, optimizasyonu yapılacak problemin kısıtları belirler.

1.2. Optimizasyon Algoritmalarının Sınıflandırılması

Optimizasyon algoritmalarını değişken sayıları, kısıtlılık durumları ve zamana bağımlılık kriterlerine göre farklı gruplarda inceleyebiliriz.



Şekil 1.2.1 Optimizasyonun Sınıflandırılması

1.2.1. Tek değişkenli ve çok değişkenli optimizasyon

Optimizasyonu yapılacak problem eğer bir değişkene bağlı ise tek değişkenli, birden fazla değişkene bağlı ise çok değişkenli optimizasyon olarak adlandırılabilir.

$$f(x) = \cos(3\pi x) / x \quad (1.2.1. a)$$

$$f(x_1, x_2) = 21,5 + x_1 \cdot \sin(4\pi x_1) + x_1 \cdot \sin(4\pi x_1) \quad (1.2.1. b)$$

Yukarıda 1.2.1.a numaralı fonksiyon tek değişkenli, 1.2.1.b numaralı fonksiyon ise iki değişkenli bir fonksiyondur. Optimizasyon problemlerinde değişken sayısı arttıkça optimizasyon işlemi zorlaşmaktadır.

1.2.2. Statik ve dinamik optimizasyon

Bir problemin çözümü zamana bağımlı ise statik, zamandan bağımsız ise dinamik optimizasyon sınıfında değerlendirilebilir. Örneğin A kentinde oturan birinin B kentinde bulunan işyerine giden en iyi yol hangisidir diye sorgulandığında cevap görecelidir. Aralarındaki uzaklık dikkate alındığında problem statik bir problem olup A kentinden B kentine ulaşan bütün yolların uzunluğu ölçülür ve en kısa olan yol bizim statik problemimizin optimum çözümüdür. Fakat ulaşım süresi dikkate alındığında ise trafik durumu, hava koşulları gibi parametrelerde problemin çözümünde söz sahibi olur ve bu durumda optimum çözümümüz değişebilir.

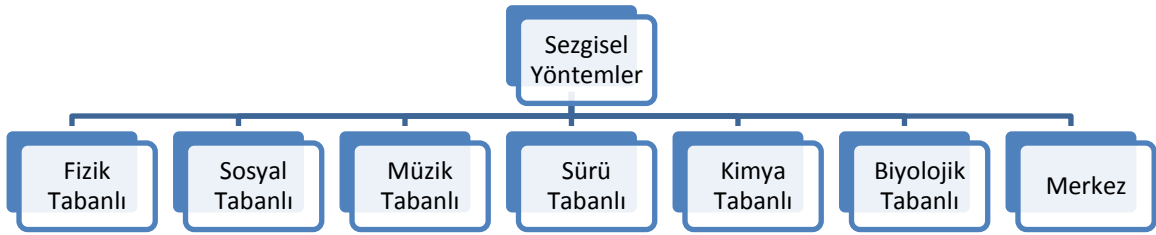
1.2.3. Kısıtlı ve kısıtsız optimizasyon

Bir problemin çözümündeki değişkenler kısıtlı veya kısıtsız olabilir. Kısıtlı bir değişken değişken dönüşümü vasıtasıyla kısıtsız bir değişkene dönüştürülebilir. Fakat birçok sayısal optimizasyon yordamı en iyi kısıtsız değişkenler ile çalışırlar. Basit, sınırlı bir minimizasyon için $f(x)$ fonksiyonunu ele alalım. $f(x)$ fonksiyonunda x değişkeninin $-1 \leq x \leq 1$ aralığında olduğunu varsayalım. Burada $x = \sin(u)$ değişken dönüşümü yaparak $f(x)$ fonksiyonu kısıtsız optimizasyon problemine dönüştürülebilir. Çünkü 'u' değeri ne olursa olsun 'x' -1 ile 1 aralığında değişecektir (Haupt, 2004).

1.3. Sezgisel Optimizasyon

Sezgisel algoritmalar, herhangi bir amacı gerçekleştirmek veya hedefe varmak için doğal fenomenlerden esinlenen algoritmalarlardır. Bu algoritmaların, çözüm uzayında en iyi çözüme yakınsaması ispat edilememektedir. Yani sezgisel algoritmalar yakınsama özelliğine sahip olmaktadır, ama kesin çözümü garanti edememektedir ve bu kesin çözümün yakınlarında bir çözüm garanti edebilmektedir. Anlaşılabilirlik yönünden sezgisel algoritmaların karar verici açısından çok daha basit olabilmesinden, eniyileme problemlerinin kesin çözümü bulma işleminin tanımlanamadığı bir yapıya sahip olmasından ve öğrenme amaçlı kesin çözümü bulma işleminin bir parçası olarak kullanılabilirliğinden sezgisel algoritmalara ihtiyaç duyulmaktadır (Karaboğa, 2011).

Genel amaçlı sezgisel yöntemler; biyoloji tabanlı, fizik tabanlı, sürü tabanlı, sosyal tabanlı, müzik tabanlı ve kimya tabanlı olmak üzere altı farklı grupta değerlendirilmektedir. Ayrıca bunların birleşimi olan melez yöntemler de vardır. Bahsedilen bu yöntemler Şekil 1.3.a'da sunulmaktadır. Genetik algoritma (GA), diferansiyel gelişim algoritması, karınca koloni algoritmaları, yapay sinir ağları, arı koloni algoritmaları ve yapay bağışıklık sistemleri biyolojik tabanlı; emperyalist yarışmacı algoritma, parlamenter optimizasyon algoritması ve tabu arama sosyal tabanlı; yapay kimyasal reaksiyon algoritması kimya tabanlı; armoni arama algoritması müzik tabanlı; ısı işlem, büyük patlama büyük sıçrama, yerçekimsel arama algoritması, merkez kuvvet optimizasyonu, zeki su damlacıkları algoritması ve elektromanyetizma algoritması fizik tabanlı ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), KSO sürü tabanlı algoritma ve modellerdir. Kültürel algoritma da hem biyoloji hem de sosyal tabanlı algoritma olarak sınıflandırılabilir (Akyol ve Alataş, 2007).



Şekil 1.3.1 Sezgisel Yöntemler

Sezgisel optimizasyon algoritmaları ayrıca;

- Esinlendikleri kaynak
- Kullandıkları amaç fonksiyonu
- Aramada kullandıkları çözüm sayısı
- Hafıza kullanımı

gibi kriterlere göre de sınıflandırılabilirler.

1.4. Regresyon Analizi ve En Küçük Kareler Yöntemi

Çoğu kez bir araştırmacı ya da deney yapan kimse iki ya da daha çok değişken arasında bir ilişki olup olmadığını bulmak ve bu ilişkinin bir denklemlle nasıl ifade edilebileceğini göstermek ister (Akdeniz, 2013).

Regresyon analizi iki veya daha fazla değişkenin aralarındaki sebep-sonuç ilişkisini belirlemek ve bu ilişkiden yola çıkarak söz konusu olay hakkında tahminler yapmak amacıyla kullanılan istatistik bir metottur. Bu istatistik metodunda regresyon modeli adında bir matematiksel model kurulur (Birkes ve Dodge, 1993). Tahmini yapılan modelin doğruluğunu belirleyebilmek için 'En Küçük Kareler' yöntemi kullanılır.

Diyelim ki $i = 1, 2, 3, \dots, n$ için y_i , $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}$ cevap ve parametreleri üzerinde n gözlemlik bir numunemiz olsun. Modelin genel formu

$$y_i = f(x_i, \beta) + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1.4. a)$$

olarak gösterilir. Şimdi burada $i = 1, 2, 3, \dots, n$ için $x' = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]$ dir. En küçük kareler fonksiyonu

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i, \beta)]^2 \quad (1.4. b)$$

olur (Ünlü, 2006).

En küçük kareler fonksiyonumuzun parametrelerini bulmak için denklemin β 'ya göre türevi alınır.

$y = a + bx$ lineer denklemi için kalıntı kareler toplamı:

$$S(a, b) = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i, a + bx_i)]^2 \quad (1.4. c)$$

Burada 1.4.c numaralı denklemin sırası ile a ve b 'ye göre türevini alınıp kendisi ile çarpılır. Bu işleme normal denklemlerle çözüm denir.

$$[y_i - f(x_i, a + bx_i)] \left[\frac{\partial f(x_i, a + bx_i)}{\partial a} \right] = 0 \quad (1.4. d)$$

$$[y_i - f(x_i, a + bx_i)] \left[\frac{\partial f(x_i, a + bx_i)}{\partial b} \right] = 0 \quad (1.4. e)$$

Yukarıda 1.4.d ve 1.4.e numaralı denklemlerin türevleri alındıktan sonra açık bir şekilde yazıldıklarında aşağıdaki gibi olur.

$$2. \sum_{i=1}^n [y_i - (a + bx_i)]. 1 = 0 \quad (1.4. f)$$

$$2. \sum_{i=1}^n [y_i - (a + bx_i)]. x_i = 0 \quad (1.4. g)$$

Denklemleri düzenlersek

$$\sum_{i=1}^n y_i = a. \sum_{i=1}^n 1 + b. \sum_{i=1}^n x_i \quad (1.4. h)$$

$$\sum_{i=1}^n y_i. x_i = a. \sum_{i=1}^n x_i + b. \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (1.4. i)$$

halini alır. Buradan 2x2 matris çözümü ile modelimizin bilinmeyen a ve b parametreleri bulunur.

$y=a+bx+cx^2$ nonlineer denklemi için kalıntı kareler toplamı:

$$S(a, b, c) = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i, a + bx_i + cx_i^2)]^2 \quad (1.4. j)$$

Burada normal denklemler ile çözüm işlemine devam edersek

$$[y_i - f(x_i, a + bx_i + cx_i^2)] \left[\frac{\partial f(x_i, a + bx_i + cx_i^2)}{\partial a} \right] = 0 \quad (1.4. k)$$

$$[y_i - f(x_i, a + bx_i + cx_i^2)] \left[\frac{\partial f(x_i, a + bx_i + cx_i^2)}{\partial b} \right] = 0 \quad (1.4. l)$$

$$[y_i - f(x_i, a + bx_i + cx_i^2)] \left[\frac{\partial f(x_i, a + bx_i + cx_i^2)}{\partial c} \right] = 0 \quad (1.4. m)$$

olur. Lineer regresyon örneğinde olduğu gibi burada da 1.4.k, 1.4.l, 1.4.m denklemlerinin de türevlerini alıp açık bir şekilde yazar isek

$$2. \sum_{i=1}^n [y_i - (a + bx_i + cx_i^2)]. 1 = 0 \quad (1.4. n)$$

$$2. \sum_{i=1}^n [y_i - (a + bx_i + cx_i^2)]. x_i = 0 \quad (1.4. o)$$

$$2. \sum_{i=1}^n [y_i - (a + bx_i + cx_i^2)]. x_i^2 = 0 \quad (1.4. p)$$

Denklemleri düzenlersek

$$\sum_{i=1}^n y_i = a. \sum_{i=1}^n 1 + b. \sum_{i=1}^n x_i + c. \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (1.4. r)$$

$$\sum_{i=1}^n y_i. x_i = a. \sum_{i=1}^n x_i + b. \sum_{i=1}^n x_i^2 + c. \sum_{i=1}^n x_i^3 \quad (1.4. s)$$

$$\sum_{i=1}^n y_i. x_i^2 = a. \sum_{i=1}^n x_i^2 + b. \sum_{i=1}^n x_i^3 + c. \sum_{i=1}^n x_i^4 \quad (1.4. t)$$

halini alır. Buradan da 3x3 matris çözümü ile modelimizin bilinmeyen a, b ve c parametreleri bulunur.

1.5. Korelasyon Analizi

İki ya da daha fazla değişken arasında var olan lineer ilişkidir “r” ile gösterilir. Korelasyon analizi söz konusu değişkenler arasındaki ilişkiyi ve bu ilişkinin ne yönde olduğunu bulmayı amaçlar. Korelasyon katsayısı -1 ile +1 arasında değişir. Değişkenler aynı yönde değişim göstermesi aralarındaki ilişkinin pozitif olduğu yani korelasyon katsayısının (+) işaretli olduğunu, zıt yönde değişim göstermesi aralarındaki ilişkinin negatif olduğunu olduğu yani korelasyon katsayısının (-) işaretli olduğunu gösterir.

$$-1 \leq r \leq +1$$

$r = -1$ olması iki değişken arasında mükemmel bir doğrusal negatif ilişki olduğunu,

$r = +1$ olması iki değişken arasında mükemmel bir doğrusal pozitif ilişki olduğunu;

$r = 0$ olması iki değişken arasında doğrusal bir ilişkinin olmadığını gösterir.

Genellikle korelasyon katsayısının 0-0,49 arasında olması iki değişken arasında zayıf bir lineer ilişki olduğu, 0,50-0,75 arasında olması iki değişken arasında orta derece bir lineer ilişki olduğu, 0,75-1 arasında olması iki değişken arasında kuvvetli bir lineer ilişki olduğu anlamına gelir.

Korelasyon katsayısı aşağıdaki hesaplamalar ile bulunur:

$$r = \sqrt{1 - \frac{SSE}{SST}} \quad (1.5. a)$$

Burada SSE, kalıntı kareler toplamı, SST ise toplam kareler toplamıdır.

$$SSE = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i, a + bx_i)]^2 \quad (1.5. b)$$

$$SST = \sum_{i=1}^n [y_i - y_{ort}]^2 \quad (1.5. c)$$

Korelasyon katsayısının karesi bize belirleme katsayısını verir.(Akdeniz, 2013)

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

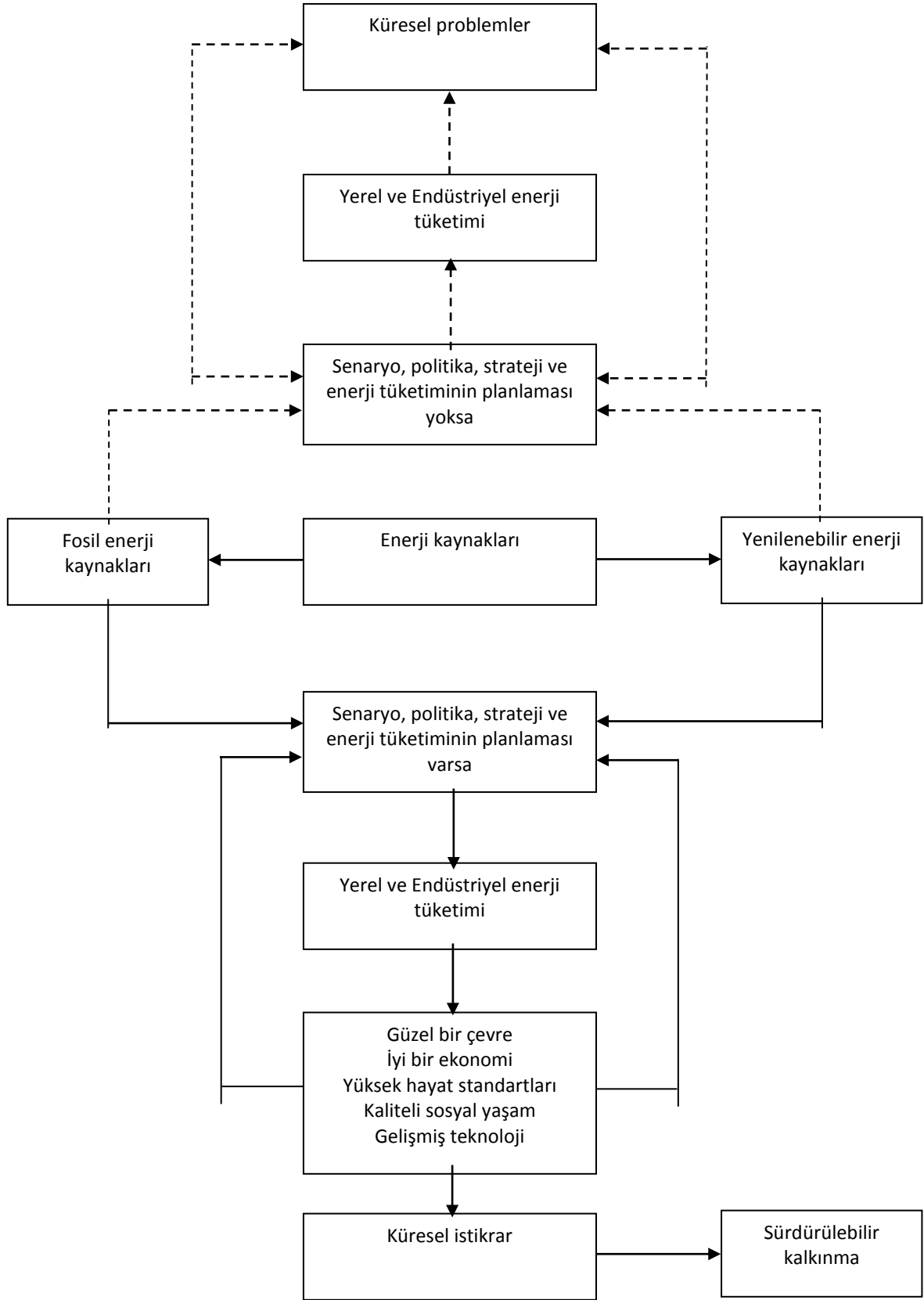
Günümüzde teknoloji hızla gelişmekte ve bu gelişmenin reel karşılığı olan teknolojik ürünler insan hayatının vazgeçilmez unsuru haline gelmektedir. Teknolojik cihazların tasarım, üretim ve tüketiminde en önemli rolü şüphesiz bu sistemlere hayat veren enerji oynamaktadır (Demirel ve ark., 2010).

Elektrik enerjisi insanın refahı ve çağdaş bir hayat sürdürebilmesi için en önemli ihtiyaçlardan biridir. Böylesine önemli bir ihtiyacın yeterli ve kaliteli bir şekilde temin edilmesi gerekmektedir (Demirel ve ark., 2010).

Enerji bir ülkenin ekonomik ve sosyal açıdan gelişebilmesi için hayati bir girdidir (Ceylan ve Öztürk, 2003). Son yıllarda ülkemizin dünyadaki ekonomik darboğaza rağmen büyümüş olması ve gelecekte bu büyümeyi devam ettirebilmesi için üretimin en önemli girdilerinden olan artan enerji talebini karşılayabilmek için gereksinim duyduğu enerji ihtiyacını doğru bir şekilde tahmin edebilmek önemli bir konu olarak karşımıza çıkmaktadır (Yiğit, 2009).

Elektrik enerjisinin üretimi iletimi ve dağıtımı ile yükümlü bulunan kuruluşların amacı, üretilen enerjinin tüketicilere ekonomik, güvenilir ve kaliteli elektrik enerjisi sunabilmek için mevcut olan elektrik enerji sistemlerinin gelecekteki elektrik enerjisi ihtiyacını ve puant yükü karşılayabilecek şekilde büyütülmesi gerekmektedir. Talep değişiminin takip edilip bu talebe karşılık gelecek arzın oluşturulması ve enerji sıkıntısı yaşanmaması için üretim, iletim ve dağıtım sistemlerinin düzenli olarak planlamalarının yapılması gerekmektedir. Bu planlamalar yapılırken de en önemli safhayı enerji talep tahminleri oluşturmaktadır (Demirel ve ark., 2010).

Enerji tüketiminin tahmini geleceğe dair enerji planlamalarında önemli bir faktördür. Şekil 5.1, enerji planlamasının önemini göstermektedir. Kesikli çizgi ile gösterilen bölüm planlamanın yapılmadığı veya eksik yapıldığı durumda oluşan sonuçları, sürekli çizgi ile gösterilen bölüm ise iyi bir planlamanın getireceği faydaları göstermektedir (Çınar, 2007).



Şekil 2.1 Enerjinin planlanması ve tahmin edilmesi (Ermış ve ark., 2006)

Çizelge 2.1 Enerji talep tahmini konusunda Türkiyede yapılan çalışmalar

TARİH	YAZAR	METOT	VERİ	AMAÇ
2012	Kıran M.S. Özceylan E. Gündüz M. Paksoy T.	ABC ve PSO Algoritmaları	1979-2006	Elektrik enerjisi talep tahmini (lineer ve karesel model)
2012	Kıran M.S. Gündüz M.	ABC Algoritması	1979-2005	Elektrik enerjisi talep tahmini (Lineer model)
2011	Yiğit V.	Genetik Algoritma	1979-2009	Elektrik enerjisi talep tahmini (lineer ve karesel model)
2008	Ünler A.	PSO Algoritması	1979-2005	Elektrik enerjisi talep tahmini (lineer ve karesel model)
2007	Toksarı D.M.	ACO Algoritması	1979-2005	Elektrik enerjisi talep tahmini (lineer ve karesel model)
2007	Hamzaçebi C.	Yapay sinir ağları	1970-2004	Türkiye'nin net elektrik enerji tüketim tahmini
2007	Ediger V.Ş. Akar S.	ARIMA	1950-2004	Birincil enerji talep tahmini

Çizelge 2.1 devamı

TARİH	YAZAR	METOT	VERİ	AMAÇ
2006	Murat Y.S. Ceylan H.	Yapay sinir ağları	1970-2001	Taşımacılık enerji talep tahmini
2005	Sözen A. Arcaklıoğlu E. Özkaymak M.	Yapay sinir ağları	1975-2003	Türkiye'nin net elektrik enerji tüketim tahmini
2005	Canyurt O.E. Öztürk H.K. Hepbaşlı A. Utlı Z.	Genetik Algoritma	1995-2002	Konut enerji tüketim tahmini
2005	Ceylan H. Haldenbilen S.	Genetik Algoritma	1970-2000	Taşımacılık enerji talep tahmini
2004	Yumurtacı Z. Asmaz H.	Çok değişkenli regresyon modeli	1980-2002	Elektrik enerji talebi
2003	Ceylan H. Öztürk H.K.	Genetik Algoritma	1970-1990	Elektrik enerjisi talep tahmini (lineer ve üstel model)
2003	Ceylan H. Öztürk H.K. Canyurt O.E. Hepbaşlı A.	Genetik Algoritma	1980-1995	Toplam ve endüstriyel elektrik enerji talep tahmini (karesel ve üstel model)

Yiğit (2011), “Genetik algoritma ile Türkiye net elektrik enerjisi tüketiminin 2020 yılına kadar tahmini” isimli çalışmasında 1979-2009 yılları arasındaki Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, Nüfus, İthalat ve İhracat verilerini kullanarak 2010-2020 yılları arasında Türkiye'nin elektrik enerji talebini tahmin etmiştir. Bunun için lineer ve karesel olmak üzere iki model geliştirmiştir. Genetik algoritma ile lineer ve karesel modeller için sırasıyla 5 ve 15 adet parametreyi amaç fonksiyonuna göre eniyileyerek bulmuştur. Geliştirdiği lineer model ile 2020 yılındaki talebi %98.6 kararlılıkla 452,47 TWh, karesel model ile %99.6 kararlılıkla 354.29 TWh olarak tahmin etmiştir.

Toksarı (2008), “Ant Colony Optimization Approach to Estimate Energy Demand of Turkey” isimli çalışmasında Karınca koloni algoritması ile Türkiye'nin 2006 ile 2025 yılları arasındaki elektrik enerji talebini tahmin etmiştir. 1979-2005 yılları arasındaki nüfus ve ekonomik verileri kullanarak lineer ve karesel modeller oluşturmuştur. Gelecek yıllara dair tahminlerini 3 farklı senaryoya göre yapmıştır. Lineer modeli %99.52 karesel modeli ise %99.70 kararlılıkla oluşturmuştur.

Ceylan ve Öztürk (2003), “Estimating Energy Demand of Turkey Based on Economic Indicators Using Genetic Algorithm” isimli çalışmasında 1970-1990 yılları arasındaki nüfus ve ekonomik verileri kullanarak genetik algoritma ile elektrik enerjisi talep tahmininde bulunmuşlardır. Fakat çalışmacılar literatürdeki çoğu çalışmadan farklı olarak GSYH yerine Gayri Safi Milli Hasıla'yı kullanmayı tercih etmişlerdir. Lineer model için hata kareleri toplamını 43.46, kararlılık katsayısını %98.5; üstel model için ise hata kareleri toplamını 40.02 ve kararlılık katsayısını %98.8 bulmuşlardır. 1970 ve 1990 yılları arasındaki 21 veriyi lineer ve üstel modelleri oluşturmak için 1991 ve 2001 yılları arasındaki 11 veriyi ise oluşturulan modelleri doğrulamak için kullanmışlardır. Doğrulama işleminden sonra bulunan ortalama hata değerleri incelendiğinde üstel modelin hata ortalamasının düşük olduğu, ETBK tarafından yapılan tahminin ise hata ortalamasının yüksek olduğu görülmektedir.

Kıran ve diğ.(2012), “Swarm intelligence approaches to estimate electricity energy demand in Turkey” isimli çalışmasında ABC ve PSO algoritmaları ile 1979-2006 yılları arasındaki verileri kullanarak 2025 yılına kadar Türkiye'nin elektrik enerji talep tahminini yapmışlardır. Bunun için algoritmaların kontrol parametrelerinde ve seçim mekanizmalarında çeşitli modifikasyonlar yapmışlardır. Oluşturdukları modelleri doğrulamak için 1997-2006 yılları arasındaki verileri kullanmışlardır. Bulunan sonuçlar incelendiğinde her iki algoritma ile de oluşturulan modeller düşük hata ortalamalarına sahip olduğu görülmüştür. Buldukları sonuçları karınca koloni algoritması ile karşılaştırmışlardır. Önerdikleri modellerin lineer formlarının kararlılık katsayıları %99.5 olup karınca kolonisi ile bulunan %98.1 değerinden yüksektir. Karesel formlar için önerdikleri bütün modellerin kararlılık katsayıları da ACO algoritmasından yüksek olup %99.78 bulunmuştur.

Ünler (2008), “Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025” isimli çalışmasında parçacık sürü optimizasyonu ile 2025 senesine kadar çeşitli senaryolar ile enerji talep tahmininde bulunmuştur.

Öztürk ve arkadaşları (2003), “Electricity Estimation Using Genetic Algorithm Approach: A Case Study of Turkey” isimli çalışmasında Genetik algoritma ile endüstride ve toplamda kullanılacak olan elektrik enerji talep tahmininde bulunmuştur. Bulunan rakamlar incelendiğinde çalışmacıların yapmış oldukları tahminlerin oldukça başarılı olduğu görülmektedir.

Kıran ve Gündüz (2012), “A novel artificial bee colony-based algorithm for solving the numerical optimization problems” isimli çalışmasında yapay arı kolonisi algoritması ile enerji talep tahminine yönelik lineer bir talep tahmin modeli oluşturmuştur. Çalışmacı temel ABC algoritması ve çaprazlama adımı eklenerek modifiye edilmiş ABC algoritması ile modellerini oluşturmuştur. Temel ABC algoritması ile oluşturulan modelde hata kareleri toplamını 84.31 bulmuştur. Çaprazlama adımı eklenerek programlanan algoritma ile oluşturulan modelde ise hata kareleri toplamını 41.70 olarak bulmuştur. Oluşturduğu modelleri 1996-2005 yılları arasındaki verileri kullanarak doğrulamıştır. Doğrulama işlemi sonucunda ortalama hatalara bakıldığında modellerin enerji talep tahmini için başarılı oldukları anlaşılmaktadır.

Yumurtacı ve Asmaz (2004), “Electric Energy Demand of Turkey for the Year 2050” isimli çalışmasında 1980 ve 2002 yılları arasındaki nüfus ve ekonomik verileri kullanarak çok değişkenli regresyon modeli ile elektrik enerji talep tahmininde bulunmuştur. Çalışmaya göre 2050 yılı için Türkiye’nin 1.18 milyar KWh enerjiye ihtiyacı olacaktır.

Haldenbilen ve Ceylan (2005), “Genetic algorithm approach to estimate transport energy demand in Turkey” isimli çalışmasında 1970-2000 yılları arasındaki verileri kullanarak Genetik algoritma ile 2020 yılına kadar Türkiye’nin ihtiyaç duyacağı taşımacılık enerji talebini tahmin etmişlerdir. Bulunan sonuçlar incelendiğinde modellerin doğrulandığı yıllar arasındaki göreceli hatalar ve ETBK’nın senaryoları ile yakınlığı açısından bakıldığında genetik algoritmanın üstel formunun gelecekteki taşımacılık için gerekli olan enerji talep tahminini daha iyi yapabildiği anlaşılmaktadır.

Hamzaçebi (2007), “Forecasting of Turkey’s Net Electricity Energy Consumption on Sectoral Bases” isimli çalışmasında yapay sinir ağları ile sektörlere göre Türkiye’nin net elektrik enerji talebini tahmin etmiştir. 1970-2004 yılları arasındaki verileri kullanarak sanayi, konut, tarım ve taşımacılık sektörleri için 2005-2020 yılları arasındaki talebi tahmin etmiştir. 2020 yılı için sanayide 21.92 GWh, konutlarda 25.70 GWh, tarımda 19.59 GWh ve taşımacılıkta 3777.2 GWh enerji talebi olacağını tahmin etmiştir.

Murat ve Ceylan (2006), “Use of artificial neural networks for transport energy demand modeling” isimli çalışmasında yapay sinir ağları ile taşımacılık sektörü için enerji talep tahmininde bulunmuştur. Çalışmanın sonunda YSA ile bulunan değerlerin ETBK tahminleri ile hemen hemen aynı olduğunu görmüşlerdir fakat 2002-2010 yılları arasında ETBK’dan daha düşük tahminlerde bulunmuşlardır.

Sözen ve diğ. (2005) YSA ile Türkiye’nin net enerji tüketimi tahmininde bulunmuşlardır. Çalışmada yapay sinir ağlarını eğitmek için iki farklı model kullanmışlardır. Birincisinde ağırlık giriş tabakasında nüfus, GDP, kurulu kapasite ve yıllar kullanılmıştır. Diğer enerji kaynakları ikinci modelin giriş katında kullanılmıştır. Net enerji tüketimi ise her iki modelin çıkış katındadır. Oluşturulan birinci modelin kararlılık katsayısı %99.94 ikincisinin %99.91 bulunmuştur. Sonuçlar incelendiğinde yapay sinir ağlarının kabul edilebilir bir hata ile enerji tüketimi tahmininde kullanılabileceği anlaşılmaktadır.

3. GENETİK ALGORİTMALAR

3.1. Genetik Algoritmalar Hakkında Genel Bilgi

Genetik algoritmalar Darwin'in en güçlü olanın hayatta kalması prensibine dayanan bir optimizasyon tekniğidir.

Gen: Birleşiminden kromozomların oluştuğu genetik birimdir. Her bir gen problemin çözümünün bir kısmını içeren en küçük birimdir (Gen ve Cheng, 1997).

Kromozom: Genetik algoritma bir problemin çözümü için çözüm uzayında yer alan alternatif çözümleri içeren bir çözümler kümesi ile çalışır. Kromozom, probleme sunulan bu alternatif çözümlerden her biridir (Gen ve Cheng, 1997).

Populasyon: Probleme çözüm olarak oluşturulan kromozomlar kümesidir. Populasyon içindeki bireylerin her biri söz konusu problemin olası bir çözümdür (Haupt, 2004).

Uygunluk fonksiyonu: Populasyonu oluşturan kromozomların problemin çözümü için ne kadar uygun olduğunu hesaplamak için bir fonksiyona ihtiyaç duyulur. Başka bir deyişle bu fonksiyona göre populasyondaki bireylerin çözüm kalitesi hesaplanır.

Doğal seçim: Populasyon içindeki bireylerin uygunluk değerlerine göre en iyi olanlarının seçim işlemidir. Bu işlem için çeşitli metodlar vardır. Bu konu hakkında daha sonra ayrıntılı bir şekilde bilgilendirme yapılacaktır.

Çaprazlama: Yeni bireyler oluşturmak için iki bireyin kromozomlarının belirli bir kısmının karşılıklı yer değiştirme işlemidir.

Mutasyon: Populasyondaki bireylerin bazılarının genlerinin birinin veya birkaçının değişime uğramasıdır.

Genetik algoritma, yönlendirilmiş rasgele araştırma algoritmalarının bir türüdür. Doğal seleksiyon ile canlılarda bulunan genetik gelişimin benzetişimini gerçekleştirmektedir. Algoritma diğer evrimsel algoritmalar gibi araştırma uzayında bulunan çözümlerin bazılarının oluşturduğu bir başlangıç populasyonunu kullanmaktadır. Başlangıç populasyonu her jenerasyonda doğal seleksiyon ve tekrar üreme işlemleri vasıtası ile art arda geliştirilir. En son kuşağın en uygun yani en kaliteli bireyi, problem için optimal çözüm olmaktadır. Bu çözüm her zaman optimum olmayabilir ama kesinlikle optimuma yakın bir çözümdür (Karaboğa, 2011).

Bu metot ilk olarak John Holland (1975) tarafından uygulandı. Daha sonra onun öğrencisi olan David Goldberg gaz boru hattının kontrolü ile ilgili bir problemin çözümünü genetik algoritma kullanarak gerçekleştirdi (Goldberg, 1989).

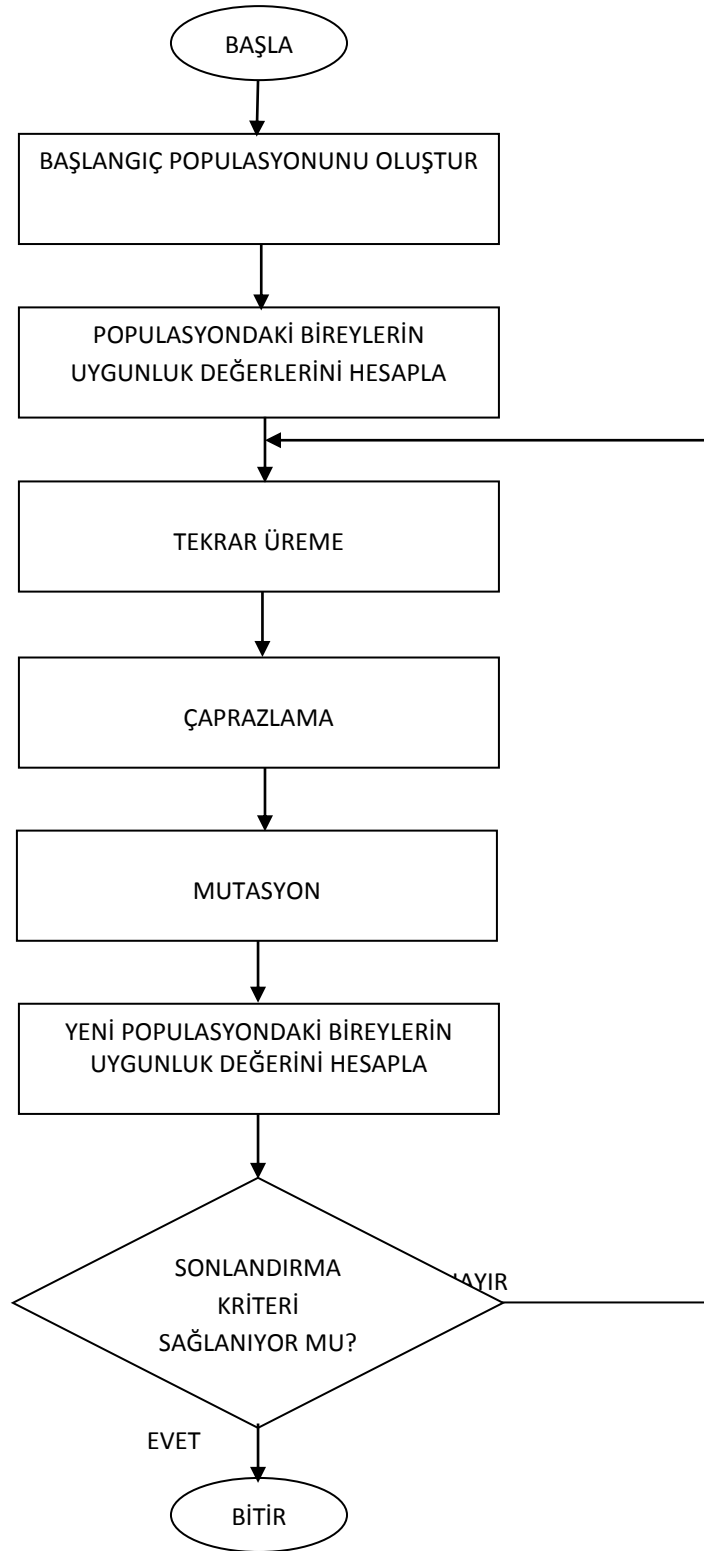
Genetik algoritmaların diğer evrimsel algoritmalara göre avantajları vardır:

- Sürekli ve ayrık değişkenler ile optimizasyon yapabilir.
- Türevsel bilgilere ihtiyaç duymazlar.
- Aynı anda birden fazla çözümle çalışır.
- Çok sayıda parametre ile çalışabilir.
- Paralel bilgisayarlarda çalıştırmak için oldukça uygundur.
- Oldukça karmaşık amaç fonksiyonları yerel minimuma yakalanmadan parametre optimizasyonu yapabilir (Haupt, 2004).

3.2. Genetik Algoritmaların Çalışması

Genetik algoritmalarda olası çözümleri içeren ve rasgele oluşturulan bir başlangıç popülasyonu ile çalışmaya başlanır. Burada çözümler popülasyonun bireyleridir. Daha sonra bu başlangıç popülasyonundaki bireylerin amaç fonksiyonuna göre uygunluk değerleri hesaplanır. Uygunluk değerleri hesaplanan bireylerden uygunluk değerleri iyi olanlar gelecek nesillerde yaşamını sürdürecektir. Uygunluk değerinin iyi olmasından kasıt amaç fonksiyonunun minimizasyon yapıyor ise uygunluk değerinin düşük çıkması maksimizasyon yapıyor ise uygunluk değerinin yüksek çıkmasıdır. İyi olan bireylerden yeni bireyler üretmek için aralarından bazı bireyler seçim işlemine tabi tutulurlar ve eşleme havuzu denilen bir havuza alınırlar. Burada çaprazlanmak üzere rasgele birbirleri ile eşleştirilirler. Eşleştirilen bireyler çaprazlama ve mutasyon işlemlerine tabi tutulurlar. Çaprazlama ile genetik özelliği amaç fonksiyonuna göre iyi olan iki birey arasındaki genlerin bir kısmı karşılıklı değiştirilerek yeni bireyler oluşturulur. Mutasyon operatörü ise popülasyondaki bireylerin belli bir çözüme yakınsamasını engellemek için kromozomların bazı bölgelerinde gen değişiklikleri yapar. Yeni oluşan popülasyonun bireylerinin tekrar uygunluk değerleri hesaplanır. Genetik algoritmanın her bir iterasyonunda bu işlemler tekrarlanır.

Aşağıda genetik algoritmaların bir akış diyagramı verilmiştir:



Şekil 3.2.1 Genetik Algoritma Akış Diyagramı

3.2.1. Amaç fonksiyonunun belirlenmesi

Amaç fonksiyonu giriş değişkenlerini kullanarak çıkış üretir. Bu fonksiyon genellikle matematiksel olmakla beraber deneye dayalı da olabilir. Örneğin yıkanmak amacı ile banyo küvetini doldururken aslında farkında olmadan bir optimizasyon yapmış oluyoruz. Burada giriş parametresi olarak sıcak su ve soğuk su musluklarını düşünebiliriz. Küvetteki suyun sıcaklığını elimizle kontrol ettiğimiz için amaç fonksiyonu burada deneye dayalıdır (Haupt, 2004).

Amaç fonksiyonu en fazla olmasını isteyeceğimiz bir maksimizasyon probleminin matematiksel olarak modellenmiş hali olabilir.(Goldberg, 1989)

$$f(x_1, x_2) = 5 \cos(30\pi x_1) + 2 \sin(20\pi x_2) \quad (3.2.1. a)$$

fonksiyonu ve $0 \leq x_1 \leq 5$, $-5 \leq x_2 \leq 3$ kısıtları altında x_1 ve x_2 değişkenlerine bağlı bir çıkış üretir.

Çoğu optimizasyon tekniği çözüme ulaşmak için değişkenlerin sınırlı olmasını gerektirir. Sınırsız değişkenler herhangi bir değerde olabilir. Bu değişkenler bazı dönüşümler ile sınırlı hale getirilebilir. $0 \leq x_1 \leq 10$ arasında değişen bir değişken düşünüldüğünde $x = 5 \sin y + 5$ olarak tanımlanırsa 'y' değeri ne olursa olsun 'x' 0 ile 10 arasında değişecektir (Haupt, 2004).

3.2.2. Parametrelerin tanımlanması

Genetik algoritma bir kromozomu, diğer bir deyişle optimize edilecek parametre dizisini tanımlayarak çalışmaya başlar (Sastry ve Goldberg, 2003).

2.2.1.a numaralı denklemde kromozomu x_1 ve x_2 değişkenleri (genleri) oluşturur. 'n' adet değişkene bağımlı bir çözümü temsil edecek kromozom aşağıdaki şekilde gösterilir.

$$\text{Kromozom}=[x_1, x_2, x_3, \dots, x_n] \quad (3.2.2. a)$$

3.2.3. Değişkenlerin kodlanması

Çözümün, yani kromozomların algoritmanın döngüsü içerisinde kullanılması için kodlanarak temsil edilmesi gerekir. Kromozomlar ikili kodlama, gerçek kodlama ve permutasyon kodlama şeklinde temsil edilebilirler.

Permutasyon kodlama

Sıralama ile ilgili problemlerde etkilidir. Bu kodlama türünü gezgin satıcı probleminde uygulayarak inceleyelim.

Bilindiği gibi gezgin satıcı probleminde bir satıcı her bir şehirden bir kez geçmek şartıyla n adet şehri minimum uzunlukta ziyaret etmeyi amaçlamaktadır. Örnek olarak 8 farklı şehri dolaşmak isteyen satıcı için genetik algorithmada her şehir bir gen ile temsil edilir. Bu 8 farklı şehri en kısa yoldan ziyaret etmek isteyen bir satıcının probleminin çözümünü temsil eden kromozomlarda genler 1'den 8'e kadar rasgele dizilirler. Burada 'n' başlangıç popülasyonunun boyutudur.

Kromozom₁= [7 5 8 1 4 2 6 3]

Kromozom₂= [4 5 8 1 7 3 6 2]

.

.

.

Kromozom_n= [2 6 1 4 3 8 5 7]

Gerçek sayılarla kodlama

Gerçek değerlerle kodlanmış genetik algoritmaların, bilgisayar hafızasında daha az yer kaplamalarından dolayı hesaplama etkinliği yüksektir (Lin ve Huang, 2010).

Bu kodlama türünde optimize edilecek parametreler, alt ve üst sınırları arasındaki gerçek sayı değerleri ile temsil edilirler.

Kromozom=[3,8645 7,4157 0,2892 2,1009]

İkili (Binary) kodlama

Genetik algoritma ile optimizasyonu yapılacak parametreler bu kodlama türünde bit adı verilen 0 ve 1 rakamları ile temsil edilirler.

Kromozom=[1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 1 0 1 1 1]

Bu kodlama sistemi en yaygın kullanılan kodlama sistemidir. Kromozomların uygunluk değerleri hesaplanırken ikili kodlu kromozomlar gerçek sayıya dönüştürülerek hesaplanır. İkili kodlu kromozomlar aşağıdaki şekilde gerçek sayılara dönüştürülürler (Deb, 1995a).

$$x_i = x_i^{(l)} + \phi_i \frac{x_i^{(u)} - x_i^{(l)}}{2^{l_i} - 1} \quad (3.2.3. a)$$

Burada:

x_i = i. Parametrenin gerçek sayı değeri

$x_i^{(l)}$ = i. Parametrenin alabileceği minimum değer

$x_i^{(u)}$ = i. Parametrenin alabileceği maksimum değer

l_i = i. Parametreyi temsil edecek bit sayısı

ϕ_i = i. Parametrenin ikilik tabandan onluk tabana çevrilmiş tamsayı değeri

Başka önemli bir husus ise genlerin bit sayısının belirlenmesidir. Bunun için gerekli olan bilgiler genin veya kromozomun alabileceği minimum ve maksimum değerler ve virgülden sonra kaç basamak hassasiyet istendiğidir.

$-a \leq x \leq b$ kısıtları altında optimizasyonu yapılacak olan parametre virgülden sonra 'n' basamak hassasiyet ile ikili kodla temsil edilmek istendiğinde kaç bit ile temsil edileceği şu şekilde belirlenir:

$$l_x = \lceil [x_i^{(u)} - x_i^{(l)}] \cdot 10^n \rceil \quad (3.2.3. b)$$

l_x = 'x' değişkenini temsil edecek bit sayısı

3.2.4. Başlangıç popülasyonu ve uygunluk değerlerinin belirlenmesi

Göz önüne alınacak iki önemli durumdan ilki popülasyon büyüklüğünün ne olacağı, diğeri ise bireylerin yani kromozomların hangi yöntemle seleksiyon işlemine tabi tutulacağıdır. Popülasyon büyüklüğü birkaç farklı yaklaşımla bulunabilir.

Çok büyük bir popülasyon ile makul bir süre içerisinde beklenen çözüme ulaşılamayacağı için algoritmanın verimliliğini olumsuz yönde etkilerken çok küçük bir popülasyon arama uzayını etkin bir şekilde keşfetmek için yeterli bir alana imkan sağlamayacaktır.(Reeves, 2002) Etkin bir arama için popülasyon büyüklüğü önemlidir. Çoğu çalışmada 30 – 100 arası alınmaktadır (Goldberg, 1989).

Başlangıç popülasyonu oluşturulduktan sonra popülasyondaki bireylerin uygunluk değerleri belirlenir. Uygunluk kavramı amaç fonksiyonuna göre değişmektedir. Uygunluk değeri, kromozomlardaki genlerin gerçek sayılara dönüştürüldükten sonra amaç fonksiyonunda yerlerine konması suretiyle hesaplanır.

3.2.5. Doğal seleksiyon

Doğal seleksiyon, tekrar üreme operatörü olarak adlandırılan, kalitesi yüksek bireylerin hayatta kalmaları ve sayılarının artması, kalitesi düşük bireylerin ise sayılarının azalarak kaybolması prensibine göre çalışan bir genetik algoritma operatörüdür. Bu seçme işlemi doğada çevre tarafından, yapay sistemlerde ise amaç fonksiyonu ve diğer kalite değerlendirme işlemleri tarafından kontrol edilir (Karaboğa, 2011). Seçim işlemi pek çok farklı metotlarla yapılabilir.

Rulet tekerleği seçim metodu

Bu metotla yapılacak seçim işlemi için öncelikle bir rulet tekerleği oluşturulur ve popülasyondaki bireylerin seçilme olasılıkları hesaplanır. Seçilme olasılığı yüksek olan bireylerin tekerlekte kapladığı yer, dolayısıyla seçilme ihtimalleri yüksek olacaktır (Goldberg, 1989). Uygunluk değerlerine göre rulet tekerleğinde yer alan popülasyon bireylerinin her biri için rasgele bir sayı üretilir. Üretilen rasgele sayı hangi bireyin seçilme olasılığından küçükse o birey bir dahaki nesilde varlığını koruyacaktır. Bireylerin seçilme ihtimalleri kümülatif olarak yapılmaktadır.

Örneğin maksimizasyon işlemi yapacak olan bir amaç fonksiyonunun 5 nüfuslu bir popülasyon için her bireyin uygunluk değerini aşağıdaki gibi hesapladığını varsayalım:

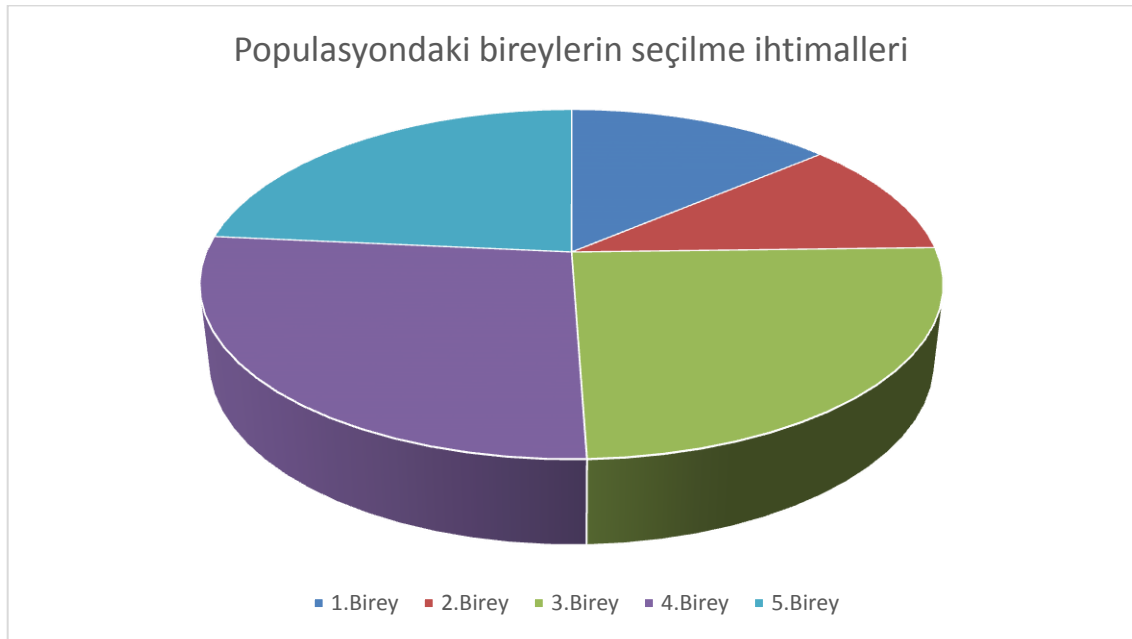
Çizelge 3.2.5.1 Populasyondaki bireylerin uygunluk değerleri ve seçilme ihtimalleri

Uygunluk Değerleri	Seçilme İhtimalleri	Kümülatif İhtimaller
$F_{11}= 9,5117$	$P_{11}= 0,1379$	$Q_{11}= 0,1379$
$F_{21}= 7,4385$	$P_{21}= 0,1078$	$Q_{21}= 0,2458$
$F_{31}= 17,1542$	$P_{31}= 0,2487$	$Q_{31}= 0,4946$
$F_{41}= 18,6357$	$P_{41}= 0,2702$	$Q_{41}= 0,7648$
$F_{51}= 16,2114$	$P_{51}= 0,2351$	$Q_{51}= 1,0000$

Bu durumda toplam uygunluk değeri $\sum_{i=1}^5 F_i = 68,9515$ olacaktır. Bu beş bireyin seçilme ihtimalleri aşağıdaki formüle göre hesaplanır.

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^5 F_i} \quad (3.2.5. a)$$

Bireyler uygunluk değerlerine göre rulet tekerleğinde aşağıdaki gibi yer alırlar.



Şekil 3.2.5.1 Bireylerin seçilme ihtimallerinin Rulet tekerleğinde temsili gösterimi

Rasgele sayı üreticisinin bu beş birey için 0 ile 1 arasında ürettiği sayılar aşağıdaki gibi olsun:

$$\text{Rand}_1 = 0,4371$$

$$\text{Rand}_2 = 0,2812$$

$$\text{Rand}_3 = 0,6740$$

$$\text{Rand}_4 = 0,2351$$

$$\text{Rand}_5 = 0,5169$$

Rulet tekerleği seçim işlemine göre rasgele üretilen 1.sayı, 3.bireyin seçilme ihtimalinden, 2.sayı, 3.bireyin seçilme ihtimalinden, 3.sayı 4.bireyin seçilme ihtimalinden, 4.sayı 2.bireyin seçilme ihtimalinden, 5.sayı ise 4.bireyin seçilme ihtimalinden küçüktür. O halde 2., 3. Ve 4. bireyler bir dahaki nesilde varlıklarını koruyacak olan bireyler olacaktır. Bu durumda bir dahaki nesildeki popülasyondaki bireylerin uygunluk değerleri:

$$F_{12} = 17,1542$$

$$F_{22} = 17,1542$$

$$F_{32} = 18,6357$$

$$F_{42} = 7,4385$$

$$F_{52} = 18,6357$$

Yukarıdaki değerlerden anlaşılacağı üzere ikinci nesilde ağırlıklı olarak uygunluk değerleri yüksek olan bireyler yer almıştır. Birinci nesildeki bireylerin ortalama uygunluk değeri 13,7903 iken seçim işleminden sonra ikinci nesildeki bireylerin ortalama uygunluk değeri 15,8036'ya yükselmiştir.

Ağırlıklı seçim metodu

Popülasyondaki bütün bireyler uygunluk değerlerine göre büyükten küçüğe sıralanırlar. Daha sonra bir seçim oranı belirlenir. Bu seçim oranı keyfi olmakla birlikte genellikle %50 oranında seçilir (Haupt, 2004).

Örnek olarak 16 nüfuslu bir populasyon düşünelim. Tüm bireyler uygunluk değerlerine göre yukarıdan aşağıya sıralanır. Bir dahaki nesillerde kullanılmak üzere elde tutulacak olan birey sayısı $N_{\text{tut}} = 0,5 \times 16 = 8$ olacaktır. Bu 8 bireyin ilk 4 tanesi eşleme havuzuna alınırken diğer 4 tanesi popülasyondan çıkarılır. Eşleme havuzuna alınan bu 4 bireyden çaprazlama yoluyla 4 adet daha birey elde edilip her jenerasyonda elde tutulması gereken birey sayısı korunacaktır.

Turnuva seçim metodu

Bu seçim metodunda popülasyon içindeki bireyler turnuvaya tabi tutulur. Uygunluk değeri yüksek olan bireyler, bir dahaki nesillerde varlıklarını koruyabilecek olan bireylerdir. Popülasyon içinden belirli sayıda rasgele birey seçilir. Bu seçilen bireyler arasında yapılan turnuva sonucunda galip gelen birey bir sonraki jenerasyonda değerlendirilecek olan popülasyonda yer alacaktır. Bu işlem popülasyondaki birey sayısı kadar tekrarlanır. Bu yöntemin avantajı, uygunluk değeri düşük olan bireylerin bir dahaki jenerasyonlarda yer almayacak olmasıdır. Halbuki rulet tekerleği seçim yönteminde kötü uygunluklu bireylerin de sonraki jenerasyonlarda yaşama şansları vardı.

3.2.6. Çaprazlama

Çaprazlama en basit haliyle bir bireydeki genlerin bir kısmının diğer bireyde ona karşılık gelen genler ile yer değiştirmesidir (Reeves, 2002). Çaprazlama operatörü, eşleme havuzundaki rasgele eşleşmiş bireyler arasında gen alışverişi işlemini yaparak görevini yerine getirir. Çaprazlama için birçok yöntem mevcuttur.

Tek noktalı çaprazlama

Çaprazlama yapılmak üzere eşlenen kromozomlar üzerinde belirlenen herhangi bir noktadan itibaren karşılıklı olarak genlerin değiştirilmesi suretiyle gerçekleştirilir. Bu işlem için 'n', kromozomun bit sayısı ve 'r' üretilen rasgele sayı olmak üzere 1 ile (n-1) aralığında rasgele bir sayı üretilir. Çaprazlanacak kromozomların r. bitinin sağındaki bitler karşılıklı olarak değiştirilir.

Çaprazlanacak bireyler aşağıdaki gibi 16 bitlik kromozomlar olsun:

Ebeveyn₁ : 1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0

Ebeveyn₂ : 0 1 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 0 1 1 0

$r=1+\text{round}[14.\text{rand}(0,1)]$ formülü ile üretilen rasgele sayı da 9 olsun.

Bu durumda bireylerin 9. Bitinin sağındaki bitler karşılıklı olarak yer değiştirdiğinde bit dizilişi aşağıdaki gibi olan iki adet yeni birey elde edilir:

Çocuk₁ : 1 0 1 1 0 1 1 0 1 **1 0 1 0 1 1 0**

Çocuk₂ : 0 1 1 1 0 1 1 0 0 **0 1 0 0 1 0 0**

Çok noktalı çaprazlama

Kromozomlar üzerinde birden fazla nokta seçilerek genlerin karşılıklı olarak yer değiştirildiği çaprazlama metodudur. Örnek olarak 3 noktalı bir çaprazlama için iki adet bireyin bit dizilimi aşağıdaki gibi olsun:

Ebeveyn₁ : 1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0

Ebeveyn₂ : 0 1 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 0 1 1 0

Bu bireyler için 1 ile 16 arasında rasgele üretilen çaprazlama noktaları:

$r_1=1+\text{round}[14.\text{rand}(0,1)] = 1$

$r_2=1+\text{round}[14.\text{rand}(0,1)] = 3$

$r_3=1+\text{round}[14.\text{rand}(0,1)] = 12$

olsun. Bu durumda birinci noktaya kadar olan bitleri 1. kromozomdan, 2. noktaya kadar olan bitleri 2. kromozomdan, 3. noktaya kadar olan bitleri tekrar birinci kromozomdan alınmak üzere birinci yeni birey oluşturulur. Oluşan yeni iki birey aşağıdaki gibidir.

Ebeveyn₁ : 1 **1 1** 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 **1 1 0**

Ebeveyn₂ : 0 **0 1** 1 0 1 1 0 0 1 0 1 0 **1 0 0**

Uniform çaprazlama

Uniform çaprazlama işlemi için çaprazlanacak kromozomlardan birinin bit uzunluğu kadar rasgele 0 ve 1'lerden oluşan bir dizi üretilir.

s = Kromozom uzunluğu ve $1 \leq n \leq s$ olmak üzere rasgele üretilen dizinin n . biti 1 ise birinci yeni bireyin n . biti 1. Kromozomun n . biti; eğer rasgele üretilen dizinin n . biti 0 ise yeni üretilen bireyin n . biti 2. Bireyin n . biti olacaktır.

Çaprazlama Maskesi : 0 1 1 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 0 1 0

Ebeveyn₁ : 1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0

Ebeveyn₂ : 0 1 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 0 1 1 0

Çocuk₁ : 0 0 1 1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0

Çocuk₂ : 1 1 1 1 0 1 1 0 0 0 1 0 0 1 1 0

Yeni bireylerin üretiminde popülasyon bireyelerine uygulanacak çaprazlama operatörünün frekansını belirlemek amacıyla kullanılan çaprazlama oranı algoritmanın performansı için önem arz etmektedir. Düşük çaprazlama oranı yeni kuşağa çok az sayıda yeni yapının girmesine sebep olmaktadır. Böylece araştırmanın yakınsama hızı düşmektedir. Yüksek çaprazlama oranı ise araştırma uzayının çok hızlı bir şekilde araştırılmasına sebep olmaktadır. Bu durumda popülasyon içindeki kuvvetli yapılar çok hızlı bozulduğundan algoritmanın performansı düşmektedir (Karaboğa, 2011). Ayrıca yüksek çaprazlama oranı yapılacak araştırma sayısını arttıracığı için algoritmayı hantallaştırarak vakit kaybına neden olur.(Gen ve Cheng, 1997)

3.2.7. Mutasyon

Rasgele mutasyonlar, kromozom listesindeki bitlerin belli bir yüzdesini değiştirir (Haupt, 2004). Mutasyona uğrayacak bitler 1 ise 0, 0 ise 1 yapılır. Mutasyon operatörü algoritmanın, çok kısa bir süre içerisinde yakınsamasını engeller. Aynı zamanda uygunluk değeri, popülasyonun içindeki bireyelerden daha yüksek uygunlukta yeni bireyelerin oluşmasını sağlayabilir.

Mutasyon operatörü ile belki bir daha elde edilemeyecek, uygunluk değeri yüksek bir çözüm elde edilir (Goldberg, 1989).

Mutasyon operatörünün frekansı, etkili bir genetik algoritma tasarlamak için çok iyi kontrol edilmelidir. Mutasyon operasyonu araştırma sahasına yeni bölgelerin girmesini sağlar. Yüksek mutasyon oranı, araştırmaya aşırı bir rasgelelik kazandıracak, araştırmayı çok hızlı olarak ıraksatacaktır. Başka bir deyişle popülasyonun gelişmesine değil tahribatına yol açacaktır. Bu durumun tersine çok düşük mutasyon oranının kullanılması, ıraksamayı aşırı düşürecek ve araştırma uzayının tamamen araştırılmasını engelleyecektir (Karaboğa, 2011).

m_{bit} = mutasyona uğrayacak bit sayısı, N_{bit} = kromozom uzunluğu, S_{pop} = popülasyon büyüklüğü, p_m = mutasyon oranı olmak üzere S_{pop} büyüklüğünde bir popülasyonda mutasyona uğrayacak bit sayısı $m_{bit}=N_{bit} \times S_{pop} \times p_m$ formülü vasıtasıyla hesaplanır. Mutasyona uğrayacak bitler rasgele belirlenir. Bit sayısı 16, popülasyon büyüklüğü 2 ve mutasyon oranı 0,1 olmak üzere mutasyona uğrayacak bit sayısı $m_{bit}= 16 \times 2 \times 0,1 = 3,2$ olacaktır. Bu, popülasyonda yer alan 32 bitin 3 bitinin mutasyona uğrayacağı anlamına gelir. Mutasyona uğrayacak bitlerin 7, 15 ve 29 olduğunu düşünelim. Bu durumda mutasyona uğrayan bitler aşağıda italik ve kalın punto ile yazılan bitler olacaktır.

Cizelge 3.2.7.1 Kromozomların mutasyondan önceki ve sonraki durumları

Popülasyon bireyleri	Mutasyondan önce	Mutasyondan sonra
Birey ₁	1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0	1 0 1 1 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 <i>I</i> 0
Birey ₂	0 1 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 0 1 1 0	0 1 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 <i>I</i> 1 1 0

3.2.8. Yeni kuşağın oluşturulması ve iterasyonun sonlandırılması

Başlangıçta rasgele oluşturduğumuz popülasyonun uygunluk değerinin hesaplanması, tekrar üreme, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinde işleme tabi tutulmasının ardından genetik algoritma ilk iterasyonunu tamamlamıştır ve yeni bir popülasyon elde edilmiştir. Bu elde edilen yeni popülasyon, bir sonraki nesildeki bireylerin, uygunluk değerleri başlangıç popülasyonuna göre yüksek olan ebeveynleri olacaktır. Algoritma yeni popülasyonun tekrar uygunluk değerlerinin hesaplanması ve genetik operatörlerinde işleme tabi tutulması ile çalışmasını devam ettirir. Bu süreç, başlangıçta belirlenen bir sonlandırma kriteri sağlanana kadar veya istenilen nesil sayısına ulaşılan kadar devam eder.

4. PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU

4.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu Hakkında Genel Bilgi

Parçacık sürü optimizasyonu Kennedy J. Ve Eberhart R. tarafından 1995 yılında geliştirilen kuş ve balık sürülerinin hareketlerini inceleyerek, onların yiyecek bulmada gösterdiği zeki davranışlarından esinlenen bir optimizasyon tekniğidir (Eberhart ve Shi, 2001).

PSO'da her sürü üyesinin arama uzayındaki hareketini belirleyen ve şartlara göre değişebilen bir hızı mevcuttur. Ayrıca her üyenin daha önce ziyaret edilmiş en iyi noktayı tuttuğu bir hafızası da bulunmaktadır. Böylelikle sürü üyesi bir parçacığın hareketi, kendisinin daha önce ziyaret ettiği en iyi noktaya ve belirli bir topolojik komşuluğundaki en iyi bireye doğru olmaktadır (Aslantaş ve ark., 2007).

Sürüdeki bütün parçacıklar çözüm uzayında rasgele değerler olarak arama işlemine başlarlar. Her bir parçacık konum ve hız olmak üzere iki vektörel bileşene sahiptir. Pozisyon vektörü parçacığın konum bilgisini, hız vektörü ise konum değiştirme miktarını ve yön bilgisini tutar. Sürü zekasına dayanan bir algoritma olan PSO'nun her bit iterasyonunda parçacıkların hız bileşenleri, dolayısıyla konum bileşenleri güncellenir. Bir parçacığın yeni hız vektörü daha önceki iterasyonlarda elde ettiği tecrübeden, sürünün genel tecrübesinden ve rasgelelikten faydalanarak hesaplanır (Ortakçı ve Göloğlu, 2012).

D adet parametreden oluşmuş n adet parçacık için aşağıdaki parçacık popülasyon matrisi elde edilir:

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & x_{1D} \\ x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & x_{1D} \\ x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & x_{1D} \\ & & & \dots & & & & & \\ & & & \dots & & & & & \\ & & & \dots & & & & & \\ & & & \dots & & & & & \\ & & & \dots & & & & & \\ & & & \dots & & & & & \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & x_{nD} \end{bmatrix} \quad (4.1. a)$$

yukarıdaki matriste i. Parçacık:

$$x_i = [x_{i1} x_{i2} x_{i3} \dots \dots \dots \dots x_{iD}] \quad (4.1. b)$$

olarak ifade edilir.

Önceki iterasyonlarda, en iyi uygunluk değerini veren *i*. Parçacığın pozisyonu:

$$P_i = [Pbest_{i1} Pbest_{i2} Pbest_{i3} \dots \dots \dots \dots Pbest_{iD}] \quad (4.1. c)$$

olarak ifade edilir.

Populasyon içindeki uygunluk değeri en yüksek olan parçacık, her iterasyonda tüm parçacıklar için tektir ve aşağıdaki şekilde ifade edilir.

$$g_{best} = [x_1 x_{12} x_{13} \dots \dots \dots \dots x_D] \quad (4.1. d)$$

i. parçacığın hızı, her boyuttaki konumunun değişim miktarı da:

$$v_i = [v_{i1} v_{i2} v_{i3} \dots \dots \dots \dots v_{iD}] \quad (4.1. e)$$

olarak ifade edilir.

Sürüdeki parçacıkların pozisyonu, mevcut pozisyonuna hızını ekleme vasıtasıyla aşağıdaki şekilde hesaplanır (Merwe ve Engelbrecht, 2003).

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1) \quad (4.1. f)$$

PSO için *i*. parçacığın hızı da aşağıdaki şekilde hesaplanır (Merwe ve Engelbrecht, 2003).

$$v_i(t + 1) = v_i(t) + c_1 \cdot r_1(t) \cdot [pbest_i(t) - x_i(t)] + c_2 \cdot r_2(t) \cdot [g_{best}(t) - x_i(t)] \quad (4.1. g)$$

Burada ;

$v_i(t)$, *t* anında *i*. parçacığın hızı,

$x_i(t)$, *t* anında *i*. parçacığın konumu,

c_1 ve c_2 , öğrenme katsayıları,

$r_1(t)$ ve $r_2(t)$, $[0,1]$ aralığında *t* anı için rasgele üretilen bir sayı,

$pbest_i(t)$, *i*. parçacığın *t* anında başlangıçtan beri erişilmiş en iyi pozisyon,

$g_{best}(t)$, *t* anında en iyi pozisyonudur.

Algoritmada başlangıçta sürünün geniş bir alanı taraması istenmelidir. Sürü, optimuma yaklaştıkça tarama alanı küçülmeli ve bu sayede optimum elde edilebilmelidir. Bu işlemin yapılabilmesi için eski hız değerinin eşitlik içinde kontrol edilmesi gerekmektedir (Altınöz ve Yılmaz, 2009). Geleneksel PSO algoritmasında eski hız değeri bir katsayı ile çarpılarak atalet değerli PSO formülasyonu oluşturulur (Altınöz ve Yılmaz, 2009).

$$v_i(t + 1) = w \cdot v_i(t) + c_1 \cdot r_1(t) \cdot [pbest_i(t) - x_i(t)] + c_2 \cdot r_2(t) \cdot [gbest(t) - x_i(t)] \quad (4.1. h)$$

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{j_{max}} \cdot j \quad (4.1. i)$$

4.1.i numaralı denklemde j değişkeni mevcut iterasyonun indeksini j_{max} ise maksimum iterasyon sayısını ifade etmektedir (Altınöz ve Yılmaz, 2009). Burada iterasyon sayısı arttıkça w değerinin düştüğüne dikkat edilmelidir.

w_{max} ve w_{min} değerleri sırası ile 0,9 ve 0,4 tür. Bu değerler daha önceden yapılmış deneysel çalışmalar sonucu elde edilmiştir (Shi ve Eberhart, 1998).

Parçacık pozisyonlarının başlangıç değerlerine atanması şu şekilde yapılabilir (Karaboğa, 2011).

$$x(0) = x_{minj} + r_j(x_{maxj} - x_{minj}) \quad (4.1. j)$$

x_{max} ve x_{min} vektörleri her bir boyuttaki minimum ve maksimum bölgeleri temsil etmektedir. Başlangıç hızları rasgele belirlenebileceği gibi sıfır değeri de atanabilir $v_i=0$ (Karaboğa, 2011).

4.2. PSO Parametreleri

PSO'daki kontrol parametrelerinin sayısı genetik algoritmalar ile kıyaslandığında avantajlı durumdadır.

c_1 ve c_2 : Öğrenme faktörleridir. Parçacıkları, $pbest$ ve $gbest$ konumuna doğru yönlendirir. Genellikle [0 4] arasında alınır (Bozkurt ve Günel, 2011).

Durma koşulu: Algoritma, başlangıçta belirlenen bir durdurma kriteri sağlanana kadar çalışmasını sürdürür. Durdurma kriteri sağlanmadığında yine başlangıçta belirlenecek iterasyon sayısına ulaştığında algoritma sonlanacaktır.

Parçacık boyutu ve aralığı: Optimizasyonu yapılacak problemin türüne göre çeşitlilik gösterir.

V_{max} : PSO algoritmasında parçacıkların hızları daha önceden belirlenmiş bir eşik limit değerini geçmişse bu limit değerine atanır. Yani parçacığın hızı aşağıdaki gibi ayarlanır (Karaboğa, 2011).

$$v_i(t + 1) = \begin{cases} v_i(t + 1), & v_i(t + 1) < v_{imax} \\ v_{imax}, & v_i(t + 1) \geq v_{imax} \end{cases} \quad (4.2. a)$$

V_{max} , genellikle parçacık aralığına göre belirlenir.

Parçacık Sayısı: Parçacık sayısının belirlenmesi biraz keyfidir. Yapılan çalışmalar incelendiğinde 20 ile 40 arasında alındığı görülmektedir. Assareh E. ve arkadaşları çalışmasında parçacık boyutunu 36 almıştır (Assareh ve ark., 2010).

4.3. PSO Algoritma Akışı

N parçacık sayısı olmak üzere basit bir PSO algoritması aşağıdaki çalışma adımlarını izler:

BEGIN

N adet parçacık için hız ve konum değerlerini ata

REPEAT

FOR $i = 1$ to N

Uygunluk değerini hesapla

p_{best} değerini güncelle

g_{best} değerini güncelle

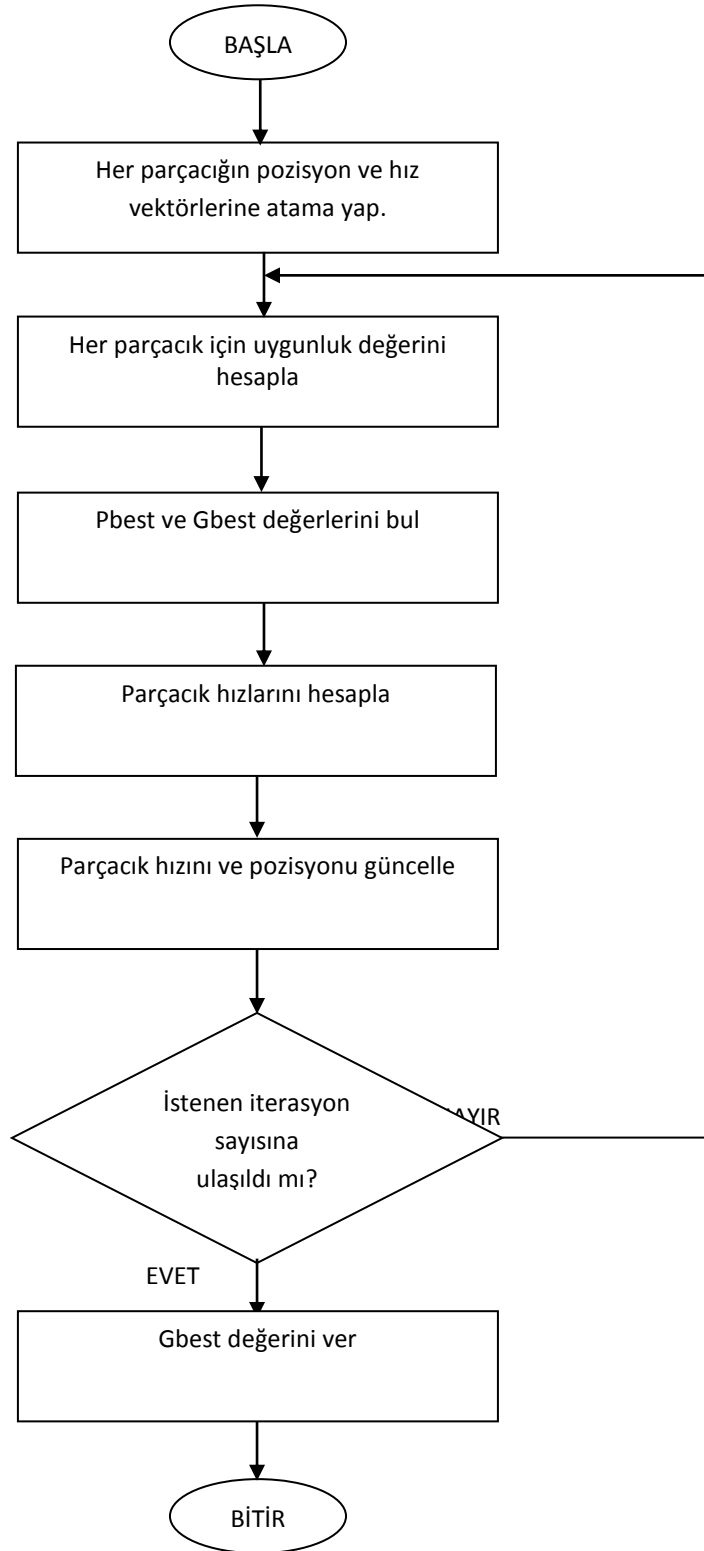
hız ve pozisyon değerlerini güncelle

END FOR

UNTIL (sonlandırma kriteri)

END (Ortakçı ve Göloğlu, 2012)

Parçacık sürü optimizasyon algoritması bir akış diyagramı şeklinde aşağıdaki şekilde olduğu gibi gösterilebilir:



Şekil 4.3.1 PSO Algoritma Akış Diyagramı

4.4. PSO Algoritma Çalışma adımları

1.adım: Algoritmaya başlamadan önce populasyon büyüklüğü, değişken sayısı, değişkenlerin alabileceği minimum ve maksimum değerleri, değişkenlerin maksimum hız değeri V_{max} , c_1 ve c_2 öğrenme faktörleri, w atalet yükü ve durdurma kriterleri belirlenir. PSO parametrelerinin değişimi performans üzerinde büyük etkiler ortaya çıkarabilmektedir. Sınırlama katsayısının kullanılmaması ve maksimum bir hızla sınırlandırılmaması, parçacıkların araştırma uzayını küresel olarak daha iyi araştırmasına ama ince ayar yeteneğinin kaybolmasına sebep olacaktır. Parçacık hızının aşırı sınırlandırılması, araştırma uzayının küresel araştırma yeteneğini zayıflatacaktır (Karaboğa, 2011).

2.adım: Optimizasyonu yapılacak problemin amaç fonksiyonu belirlenir. Değişkenlerin alabileceği maksimum ve minimum değerler dikkate alınarak; $x(0) = x_{minj} + r_j(x_{maxj} - x_{minj})$ formülü vasıtası ile parçacıklar oluşturulur. 1. adımda belirlenen populasyon büyüklüğü sayısı kadar parçacık oluşturulur. Her bir parçacık değişken sayısı kadar boyuta sahiptir. Populasyon büyüklüğü x Değişken sayısı kadar oluşturulan matris başlangıç popülasyonunu oluşturmaktadır.

3.adım: Her parçacık için uygunluk değeri hesaplanır daha sonra p_{best} ve g_{best} değerleri belirlenir. Her parçacığın en iyi bireysel konumu olan p_{best} , içinde bulunduğu iterasyona gelene kadarki o parçacığın en iyi uygunluk değeridir. En iyi küresel konum olan g_{best} ise içinde bulunulan iterasyondaki en iyi bireydir. Algoritma bu konumu her iterasyonda güncelleyerek hafızasında tutmaktadır.

4.adım: İlk iterasyonda parçacık hızları rasgele belirlenebileceği gibi sıfır olarak kabul edilebilir. Başlangıç konumları ise $x(0) = x_{minj} + r_j(x_{maxj} - x_{minj})$ formülü vasıtası ile oluşturulur. c_1 ve c_2 değerleri başlangıçta $[0, 4]$ arasında bir sayı olarak belirlenmekle birlikte r_1 ve r_2 değerleri her parçacık için her iterasyonda rasgele üretilir. 'w' atalet sayısı her iterasyon için 3.d numaralı denkleme göre hesaplanır. Bu değerlere göre her parçacığın hızı 3.b. veya 3.c. numaralı denklem vasıtası ile bulunur.

5.adım: Populasyonda bulunan parçacıkların konumları 3.a. numaralı denklem ile güncellenir. Konumlar da güncellendikten sonra iterasyon sona erer. Eğer başlangıçta belirlenen bir durdurma kriteri sağlanmış ise algoritma da sona erer, aksi takdirde maksimum iterasyon sayısına ulaşana kadar 5. adımda dahil olmak üzere buraya kadar açıklanan adımlar tekrar eder.

5. YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASI

5.1. Yapay Arı Kolonisi Hakkında Genel Bilgi

Sürü zekası, sezgisel optimizasyon algoritmalarının bir alt dalıdır. Sürü, birbirleriyle etkileşen dağınık yapılu bireyler yığındır. Yığın içindeki her birey bir amaca yönelik davranışı gerçekleştirmek ve hedefe ulaşmak için birlikte çalışmaktadır. Kolaylıkla gözlenebilen bu kollektif zekâ, temsilciler arasında sık tekrarlanan davranışlardan doğmaktadır. Temsilciler faaliyetlerini idare etmek için basit, bireysel kurallar kullanmakta ve grubun kalan kısmıyla etkileşim yolu ile sürü amaçlarına ulaşmaktadırlar (Alataş ve Akyol, 2012).

Sürü zekâsı algoritmaları doğadaki canlıların karşılaştığı problemlerin üstesinden gelme konusunda sergilemiş oldukları zeki davranışları inceleyerek geliştirilmiştir. Karıncalar tam olarak görememelerine rağmen yuvalarından yiyecek kaynağına ve yiyecek kaynağından yuvalarına giden en kısa yolu bulma konusunda bir kabiliyete sahiptirler. Dorigo ve arkadaşları karınca kolonilerinin bu yetenekli davranışlarından esinlenerek karınca kolonisi algoritmasını geliştirmişlerdir (Dorigo ve Diğ, 1991).

Kennedy ve Eberhart, kuş sürülerinin, nerede olduklarını bilmedikleri yiyecekleri bulma konusundaki zekice davranışlarını inceleyerek parçacık sürü optimizasyon algoritmasını geliştirmişlerdir (Kennedy ve Eberhart, 1995).

Başka bir sürü zekası optimizasyon türü ise yapay arı koloni algoritmasıdır. Karaboğa, arıların yiyecek arama davranışını modelleyerek bu algoritmayı geliştirmiştir (Karaboğa, 2011).

Doğal bal arılarının amacı etraflarındaki nektar kaynaklarında bulunan balı kovanda toplamaktır. Koloni halinde yaşayan arılar bu balı toplamak için kendi aralarında bir görev paylaşımı yaparlar. Kolonide bulunan arılar misyonlarına göre Görevli arı, Gözcü arı ve Kaşif arı olarak sınıflandırılabilirler (Karaboğa ve Baştürk, 2007).

Görevli arılar, daha önceden keşfedilen belli kaynaklara ait nektarın kovana getirilmesinden sorumludur. Aynı zamanda ziyaret ettikleri kaynağın kalitesi ve yeriyle ilgili bilgiyi kovanda bekleyen diğer arılar ile paylaşırlar (Karaboğa, 2011). Gözcü arıların görevi, yeni yiyecek kaynakları belirleyip görevli arıları bu kaynağa yönlendirmektir (Karaboğa ve Akay, 2009). Kaşif arılar ise çevreyi dolaşarak yeni yiyecek kaynakları aramaktadırlar.

5.2. Yapay Arı Kolonisi Algoritma Akışı

Yapay arı kolonisi optimizasyonunun algoritma akışı şu şekilde düşünülebilir:

Başlangıç parametrelerinin belirlenmesi

REPEAT

İşçi arıları besin kaynaklarına gönder ve nektar miktarını hesapla

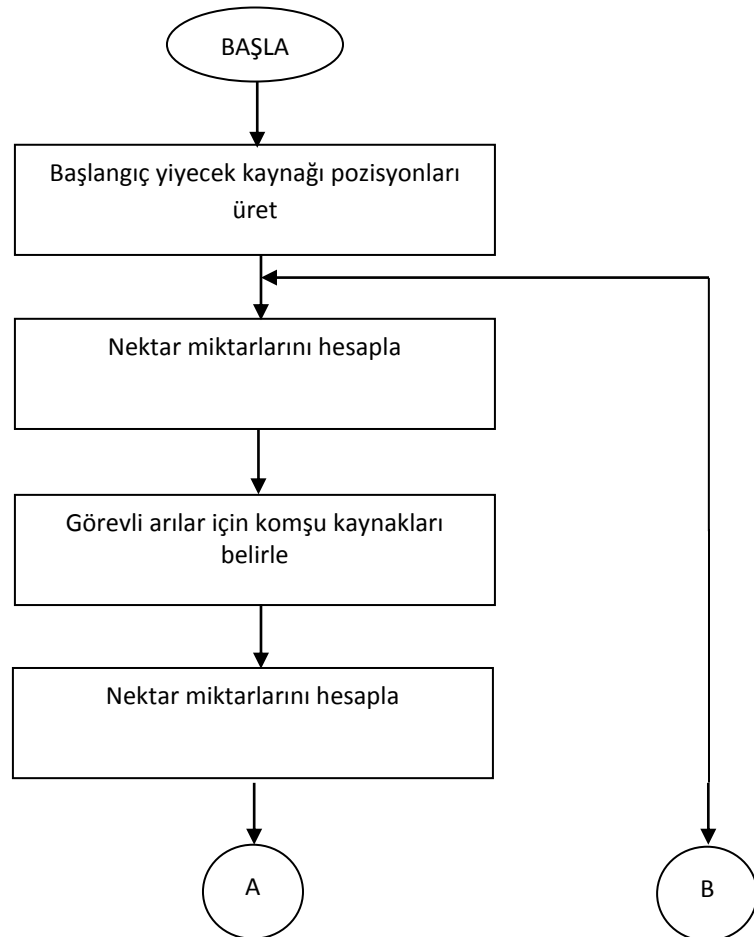
Gözcü arıları besin kaynaklarına gönder ve nektar miktarını hesapla

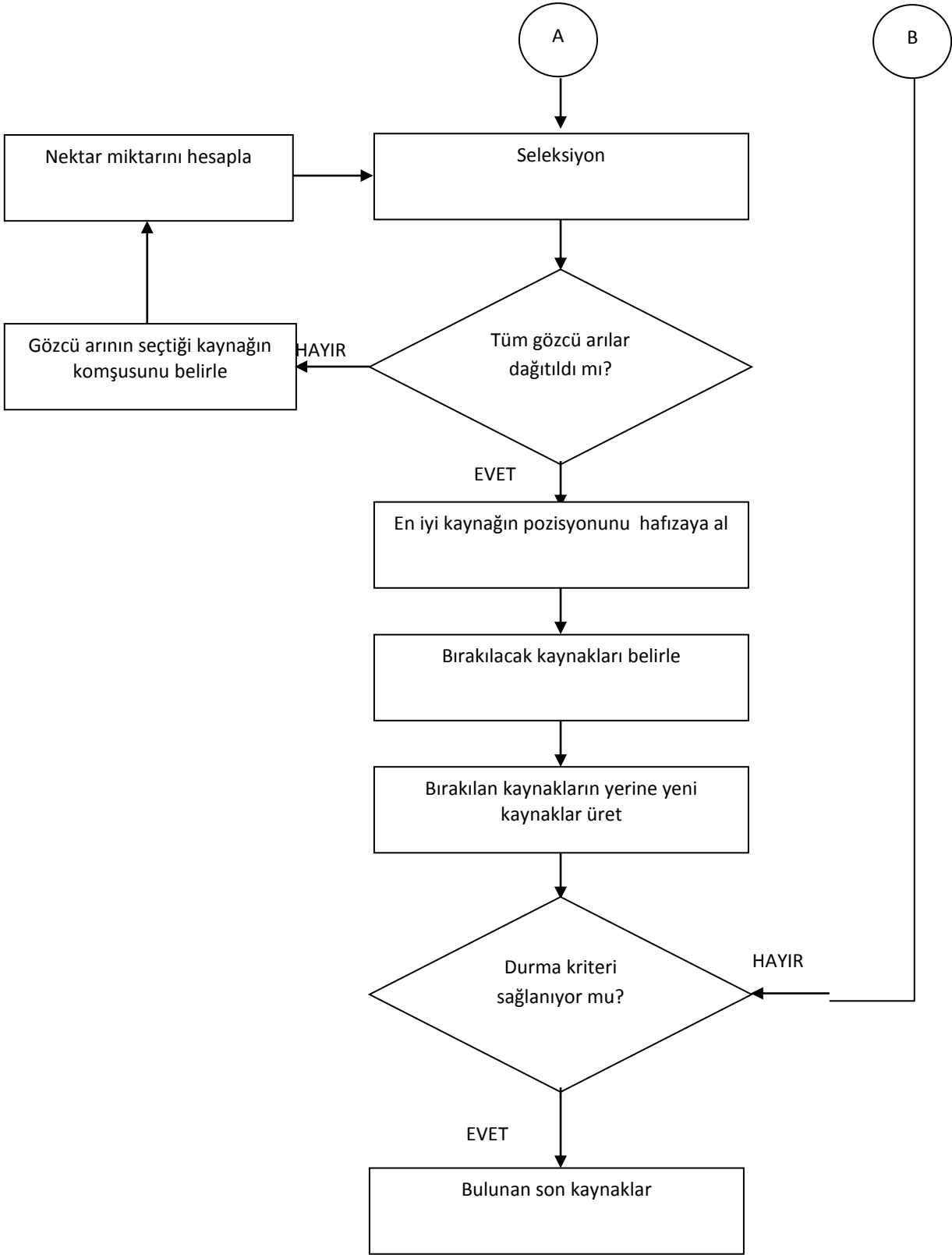
Rasgele yeni besin kaynakları bulmaları için kaşif arıları gönder

O ana kadarki en iyi besin kaynağını hafızada tut

UNTIL (Gözde ve Taplamacıoğlu, 2011)

Akış diyagramı ise aşağıdaki gibidir: (Karaboğa, 2011)





Şekil 5.2.1 ABC Algoritma Akış Diyagramı

5.3. Yapay Arı Koloni Algoritmasının Çalışma Adımları

1.adım: Öncelikle optimizasyonu yapılacak problemin parametrelerinin alt ve üst sınırları, işçi arı sayısı, kaşif arı olma limiti ve iterasyon sayısı belirlenir. Başlangıç yiyecek kaynağı bölgeleri aşağıdaki formül ile üretilir (Karaboğa, 2005).

$$x_{ij} = x_{minj} + rand(0,1)(x_{maxj} - x_{minj}) \quad (5.3. a)$$

Burada $i=1, \dots, SN$, $j=1, \dots, D$ ve SN yiyecek kaynağı sayısı, D ise optimizasyonu yapılacak parametre sayısıdır. x_{maxj} ve x_{minj} parametrelerin alt ve üst sınırlarıdır (Karaboğa, 2011).

2.adım: Başlangıç yiyecek kaynağı bölgeleri üretildikten sonra işçi arılar bu besin kaynaklarına giderler. Bu safhada işçi arılar buldukları besin kaynaklarının komşuluğunda yeni besin kaynakları aramak ve bu kaynakların nektar miktarlarını ölçmekle yani uygunluk değerlerini hesaplamakla görevlendirilmişlerdir (Gözde ve Taplamacıoğlu, 2011).

Yeni kaynağın mevcut kaynak komşuluğunda belirlenmesinin benzetimi aşağıdaki eşitlikte tanımlanmaktadır (Karaboğa, 2005).

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (5.3. b)$$

Her bir çözümün rasgele j. Parametresi değiştirilerek x_i 'nin komşuluğunda v_i kaynağı bulunur. Bu değiştirme işlemi yapılırken yine rasgele bir x_k komşu çözümünün j. parametresi ile mevcut yiyecek kaynağının j. parametresi birbirinden çıkarılır ve rasgele üretilen ϕ_i ağırlıklandırma faktörü ile çarpılarak mevcut parametre ile toplanır. Bu elde edilen kaynak x_i komşuluğunda üretilen v_i kaynağıdır.

Bu işlem sonucunda üretilen v_i değeri başlangıçta v_i için belirtilen limit değerlerini aşarsa v_i , limit değerlere ötelenir (Karaboğa, 2011).

$$v_{ij} = \begin{cases} x_{jmin}, & v_{ij} < x_{jmin} \\ v_{ij}, & v_{ij} \leq x_{jmin} \leq x_{jmax} \\ x_{jmax}, & v_{ij} > x_{jmax} \end{cases} \quad (5.3. c)$$

Yeni üretilen yiyecek kaynağının uygunluk değeri şu şekilde hesaplanır (Karaboğa, 2011).

$$uygunluk_i = \begin{cases} 1/(1 + f_i), & f_i \geq 0 \\ 1 + mut(f_i), & f_i < 0 \end{cases} \quad (5.3. d)$$

x_i ile v_i 'nin uygunluk değerleri karşılaştırılarak hangi çözüm daha iyi ise görevli arı hafızasındaki eski kaynağın yerini silerek yeni kaynağın yani v_i 'nin yerini hafızaya alır. Aksi takdirde görevli arı x_i kaynağına gitmeye devam eder ve x_i çözümü geliştiremediği için x_i kaynağı ile ilgili geliştirememeye sayacı bir arttır geliştirdiği durumda ise sayaç sıfırlanır (Karaboğa, 2011).

3.adım: İşçi arılar besin kaynaklarının nektar miktarlarını yani uygunluk değerlerini belirledikten sonra bu kaynakların konum ve nektar miktarını kovanda bekleyen gözcü arılarla paylaşırlar. Bu işlemin ardından gözcü arılar, işçi arıların paylaştığı konum ve nektar bilgilerine dayanarak, olasılıksal bir hesaplama ile kendilerine bir besin kaynağı seçerler. Bu seçme işlemi işçi arılar tarafından sağlanan uyum değerleri kullanılarak hesaplanan olasılık değerlerine bağlı olarak yapılır (Gözde ve Taplamacıoğlu, 2011). Seçim işlemi rulet tekerleği seçim yöntemine göre yapılabilir. Bu işlem için öncelikle her kaynağın uygunluk değerleri ve toplam uygunluk değeri hesaplanır. Aşağıdaki formüle göre her kaynağın seçilme olasılığı hesaplanır.

$$p_i = \frac{uygunluk_i}{toplumUygunluk_i} \quad (5.3.f)$$

4.adım: Her bir kaynak için 0 ile 1 arasında rasgele bir sayı üretilir. Eğer ilgili kaynağın seçilme olasılığı rasgele üretilen bu sayıdan büyükse o kaynak gözcü arı tarafından seçilir. Bütün gözcü arılar bir besin kaynağı seçene kadar bu kıyaslama işlemine devam edilir (Karaboğa ve Baştürk, 2007).

p_i değerinin rasgele üretilen sayıdan büyük olması durumunda işçi arılar gibi gözcü arı da eşitlik 5.3.b'yi kullanarak bu kaynak bölgesinde yeni bir çözüm üretir. Yeni çözüm değerlendirilir ve kalitesi hesaplanır. Daha sonra yeni çözüm ile eski çözümün uygunlukları karşılaştırılarak aralarında açgözlü seleksiyon işlemi yapılır. Yeni çözüm daha iyi ise, eski çözüm yerine bu çözüm alınır ve çözüm geliştirememeye sayacı sıfırlanır aksi takdirde eski çözüm muhafaza edilir ve çözüm geliştirememeye sayacı bir arttırılır (Karaboğa, 2011).

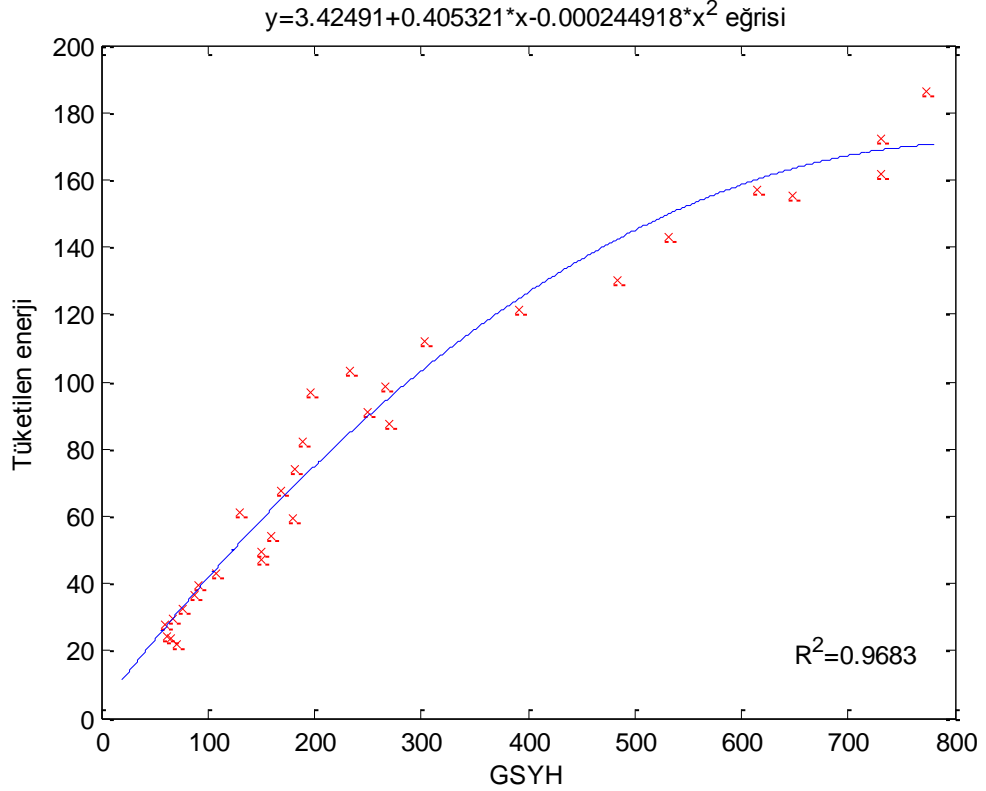
5.adım: Algoritmada iterasyon ilerlese de bazen çözümler iyileştirilemeyebilir. Çözümün iyileştirilemediği her safhada çözümsüzlük sayacı bir arttırılarak kaydedilir. Çözümsüzlük sayacı algoritmanın başında belirlenen limit değerin üstüne çıktığında o besin kaynağında görevli olan işçi arı, kaşif arıya dönüşerek eşitlik 5.3.a'ya göre üretilen yeni bir yiyecek kaynağına gider ve tekrar işçi arı olur.

6. ELEKTRİK ENERJİ TALEBİNE ETKİ EDEN FAKTÖRLER

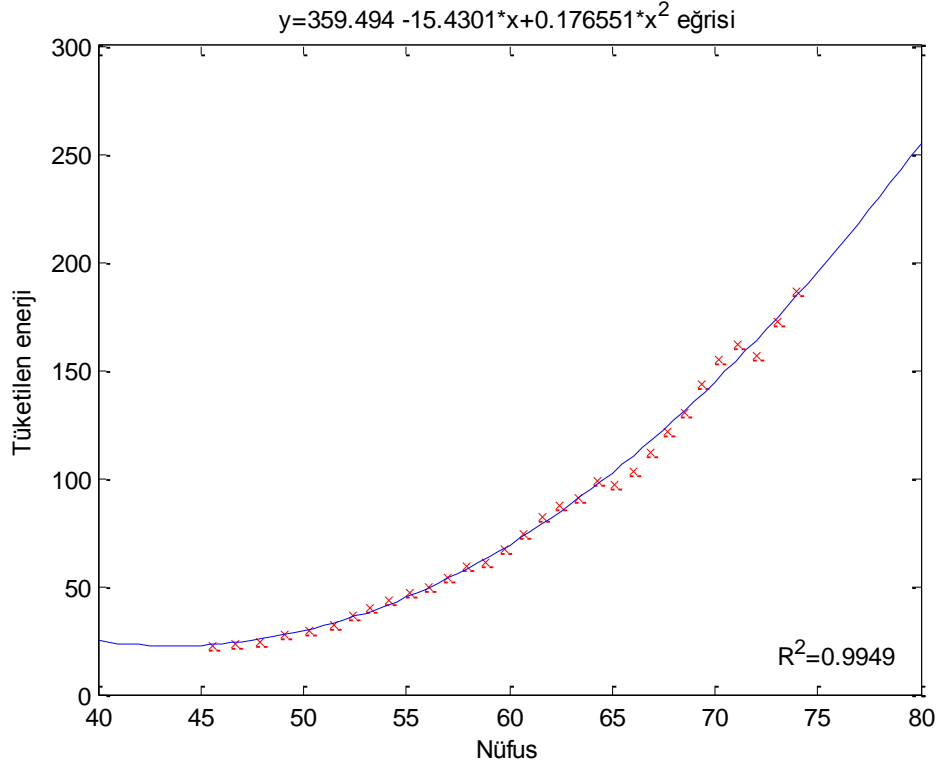
Gayri safi yurtiçi hasıla, sektörel katma değerler, nüfus, elektrik fiyatları, kişi başına gelir, elektrikli ev aletlerinin üretimi, elektrikli ev alet, makine stok ve fiyatı ile petrol, kömür ve doğalgaz fiyatı, evlenme oranı gibi faktörler elektrik talebini etkilemektedir (Tezekici, 2005).

Sanayi sektöründe artan yatırım ve üretim için gerekli olan enerji girdisi, talebi artırır. GSYH arttıkça yatırım ve üretim artar, enerji talebi de artar. Yatırımın artması yine öncelikle GSYH'ı artırır ve yine elektrik talebinde buna bağlı olarak yüksek oranda sürekli artış söz konusu olur. Dolayısıyla gelir-büyüme ile enerji talebi arasında doğrusal ve kuvvetli bir ilişki mevcuttur (Tezekici, 2005).

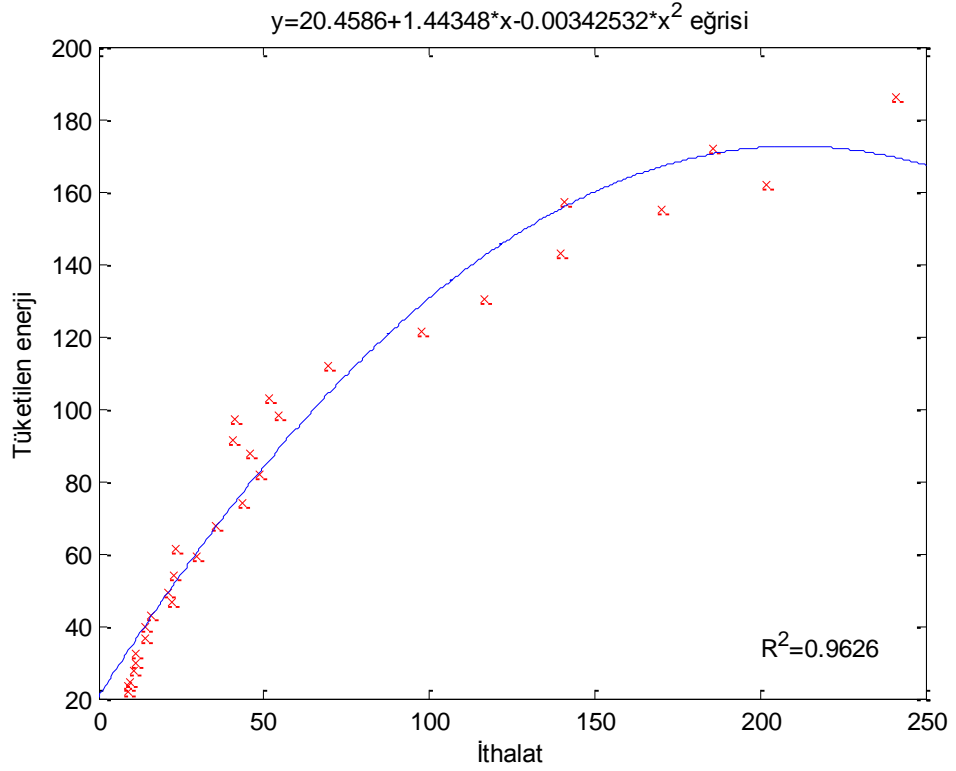
Biz tezimize konu olan çalışmamızda geleceğe yönelik enerji talebini tahmin etmede Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, Nüfus, İthalat ve İhracat verilerini kullanacağız. Bu bahsetmiş olduğumuz tüm verilerin elektrik enerji tüketimi ile arasındaki ilişkiyi belirlemek için bir regresyon analizi yapılmıştır.



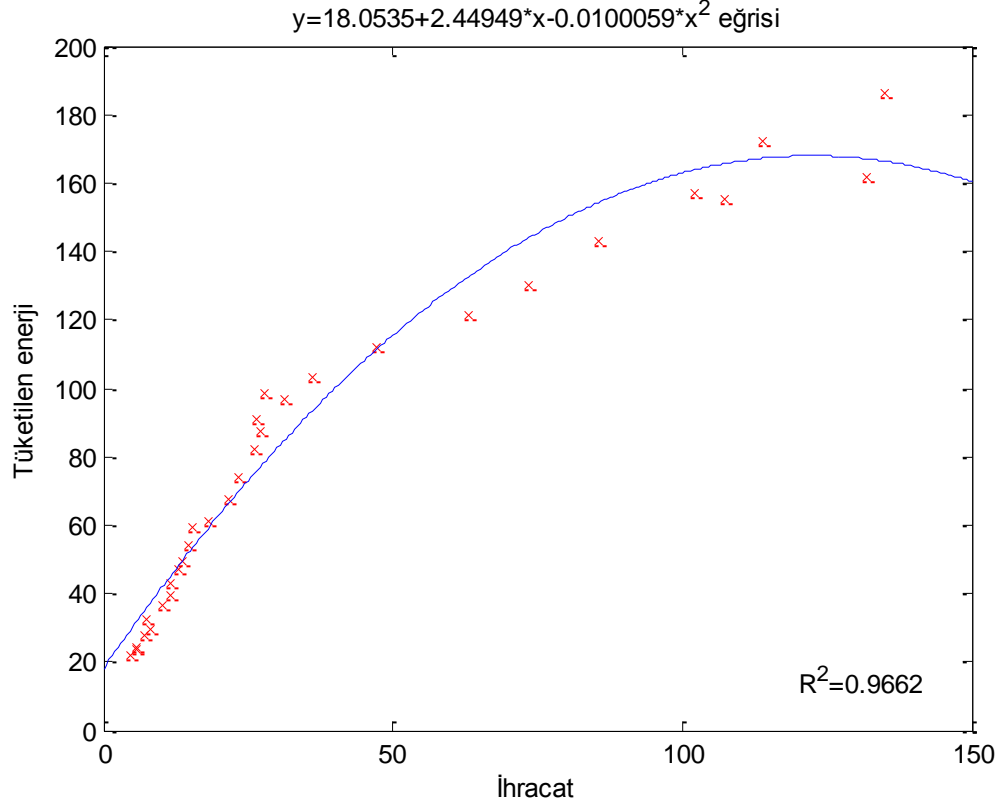
Şekil 6.1 Tüketilen enerji ve GSYH arasındaki ilişki



Şekil 6.2 Tüketilen enerji ve Nüfus arasındaki ilişki



Şekil 6.3 Tüketilen enerji ve İthalat arasındaki ilişki



Şekil 6.4 Tüketilen enerji ve İhracat arasındaki ilişki

Gayri Safi Yurtiçi Hasıla ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 96.83 kararlılık ile veren regresyon denklemi:

$$y = 3.42491 + 0.405321 \cdot x - 0.000244918 \cdot x^2 \quad (6. a)$$

Nüfus ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 99.49 kararlılık ile veren regresyon denklemi:

$$y = y = 359.494 - 15.4301 \cdot x + 0.176551 \cdot x^2 \quad (6. b)$$

İthalat ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 96.26 kararlılık ile veren regresyon denklemi:

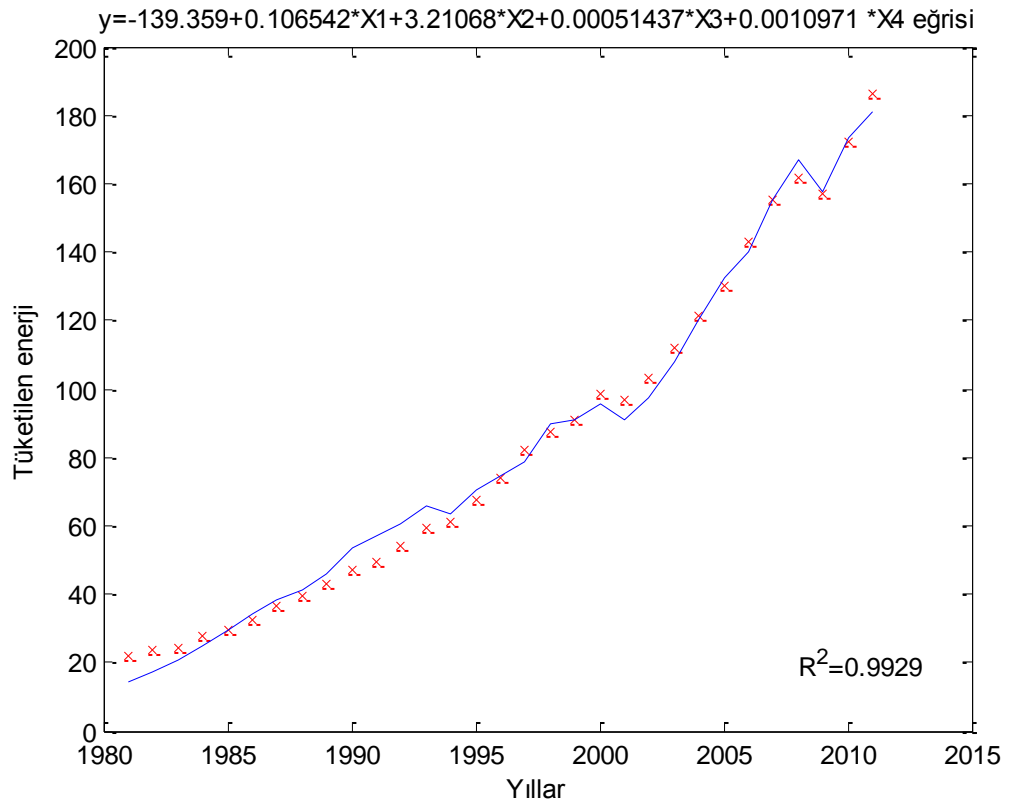
$$y = 20.4586 + 1.44348 \cdot x - 0.00342532 \cdot x^2 \quad (6. c)$$

İhracat ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 96.62 kararlılık ile veren regresyon denklemi:

$$y = y = 18.0535 + 2.44949 \cdot x - 0.0100059 \cdot x^2 \quad (6. d)$$

Şekil 6.1, 6.2, 6.3 ve 6.4 sırasıyla Gayri Safi Yurtiçi Hâsıla, nüfus, ithalat ve ihracat büyüklüklerinin Enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi ortaya koyan grafiklerdir. Kırmızı x ile işaretli olan noktalar gözlemlenen verilerdir mavi çizgi ile belirtilen eğri ise 1981 senesinden 2011 yılına kadar olan veriler kullanılarak oluşturulan regresyon eğrisidir.

Enerji tüketiminin, Gayri Safi Yurtiçi Hâsıla, nüfus, ithalat ve ihracat büyüklüklerinin hepsi ile çoklu regresyonu yapıldığında ise %99.29 kararlılıkla aşağıdaki regresyon eğrisi ve denklemi elde edilir:



Şekil 6.5 Yıllara göre tüketilen enerji ve regresyon eğrisi

Yıllara göre enerji tüketimini % 99.29 kararlılık ile veren regresyon denklemi:

$$y = -139.359 + 0.106542 \cdot X_1 + 3.21068 \cdot X_2 + 0.00051437 \cdot X_3 + 0.0010971 \cdot X_4 \quad (6. f)$$

Regresyon denklemlerinin kararlılık katsayılarına bakıldığında Gayri Safi Yurtiçi Hâsıla, nüfus, ithalat ve ihracat büyüklüklerinin hepsinin ayrı ayrı veya hep birlikte enerji tüketimi ile yüksek düzeyde korelasyonu olduğu görülmektedir. Fakat enerji talep tahmini için regresyon yöntemi çok da sağlıklı sonuçlar vermemektedir. Nitekim Çizelge 2.1 de verilen, daha önce yapılan enerji talep tahmin çalışmaları incelendiğinde daha yüksek kararlılıkla daha başarılı sonuçlar elde edildiği görülmektedir.

Biz bu çalışmada Türkiye'nin 2012-2030 yılları arasındaki dönemde ihtiyaç duyacağı enerji talep tahminini yapacağız. Bunun için çizelge 6.1 de yer alan 1981-2011 yılları arasındaki Gayri Safi Yurtiçi Hâsıla, nüfus, ithalat ve ihracat verilerini kullanacağız. 2003-2011 yılları arasındaki verileri ise oluşturduğumuz tahmin modellerini doğrulamak için kullanacağız.

Çizelge 6.1 1981-2011 yılları arasında yıllara göre Dünya Bankası ve TSE verileri

Yıllar	Enerji talebi (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
1981	22,03	71,04	45,54	8,93	4,7
1982	23,587	64,55	46,688	8,84	5,75
1983	24,465	61,68	47,864	9,24	5,73
1984	27,635	59,99	49,07	10,76	7,13
1985	29,709	67,23	50,307	11,34	7,95
1986	32,21	75,73	51,48	11,1	7,46
1987	36,697	87,17	52,37	14,16	10,19
1988	39,722	90,85	53,268	14,34	11,66
1989	43,12	107,14	54,192	15,79	11,62
1990	46,82	150,68	55,12	22,3	12,96
1991	49,283	151,04	56,055	21,05	13,59
1992	53,985	159,1	56,986	22,87	14,72
1993	59,237	180,42	57,913	29,43	15,35
1994	61,401	130,69	58,837	23,27	18,11
1995	67,394	169,49	59,756	35,71	21,64
1996	74,157	181,48	60,671	43,63	23,22
1997	81,885	189,83	61,582	48,56	26,26
1998	87,705	269,29	62,464	45,92	26,97
1999	91,202	249,75	63,364	40,67	26,59
2000	98,296	266,57	64,252	54,5	27,78
2001	97,07	196,01	65,133	41,4	31,33
2002	102,948	232,53	66,008	51,55	36,06
2003	111,766	303,01	66,873	69,34	47,25
2004	121,142	392,17	67,723	97,54	63,17
2005	130,263	482,98	68,566	116,77	73,48
2006	143,07	530,9	69,395	139,57	85,53
2007	155,135	647,16	70,215	170,062	107,27
2008	161,948	730,34	71,095	201,96	132,02
2009	156,894	614,6	72,05	140,92	102,14
2010	172,051	731,6	73,003	185,54	113,88
2011	186,1	774,18	73,95	240,84	134,9

7. PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU İLE ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ

Enerji talep tahmininde oluşturulan model ile elde edilen sonuçlar ile gözlemlenen değerler arasındaki farkın mümkünse sıfır değil ise sıfıra en yakın olması istenir. Aşağıda enerji talebi için uygunluk fonksiyonu verilmiştir:

$$\text{Min } f(v) = \sum_{i=1}^m [E_i^{\text{gözlemlenen}} - E_i^{\text{tahminEdilen}}]^2 \quad (7. a)$$

Burada m gözlem sayısı, $E_i^{\text{gözlemlenen}}$, 1981-2011 yılları arasında tüketilen enerji, $E_i^{\text{tahminEdilen}}$, ilgili yıllarda tahmin edilen enerji tüketimidir. Nüfus ve ekonomik verilere dayalı enerji talep tahmini lineer ve karesel regresyon modelleri kullanılarak modellenecektir.

Lineer model:

$$Y_{\text{lineer}} = w_1 + w_2 \cdot X_1 + w_3 \cdot X_2 + w_4 \cdot X_3 + w_5 \cdot X_4 \quad (7. b)$$

denklemleri ile ifade edilir.

Karesel model:

$$\begin{aligned} Y_{\text{karesel}} = & w_1 + w_2 \cdot X_1 + w_3 \cdot X_2 + w_4 \cdot X_3 + w_5 \cdot X_4 \\ & + w_6 \cdot X_1 \cdot X_2 + w_7 \cdot X_1 \cdot X_3 + w_8 \cdot X_1 \cdot X_4 + w_9 \cdot X_2 \cdot X_3 \\ & + w_{10} \cdot X_2 \cdot X_4 + w_{11} \cdot X_3 \cdot X_4 + w_{12} \cdot X_1^2 + w_{13} \cdot X_2^2 \\ & + w_{14} \cdot X_3^2 + w_{15} \cdot X_4^2 \end{aligned} \quad (7. c)$$

denklemleri ile ifade edilir.

Linear PSO modeli için algoritmanın kontrol parametreleri daha önceki çalışmalardan da yararlanılarak aşağıdaki şekilde seçilmiştir:

Parçacık sayısı: 40

Çevrim sayısı: 2000

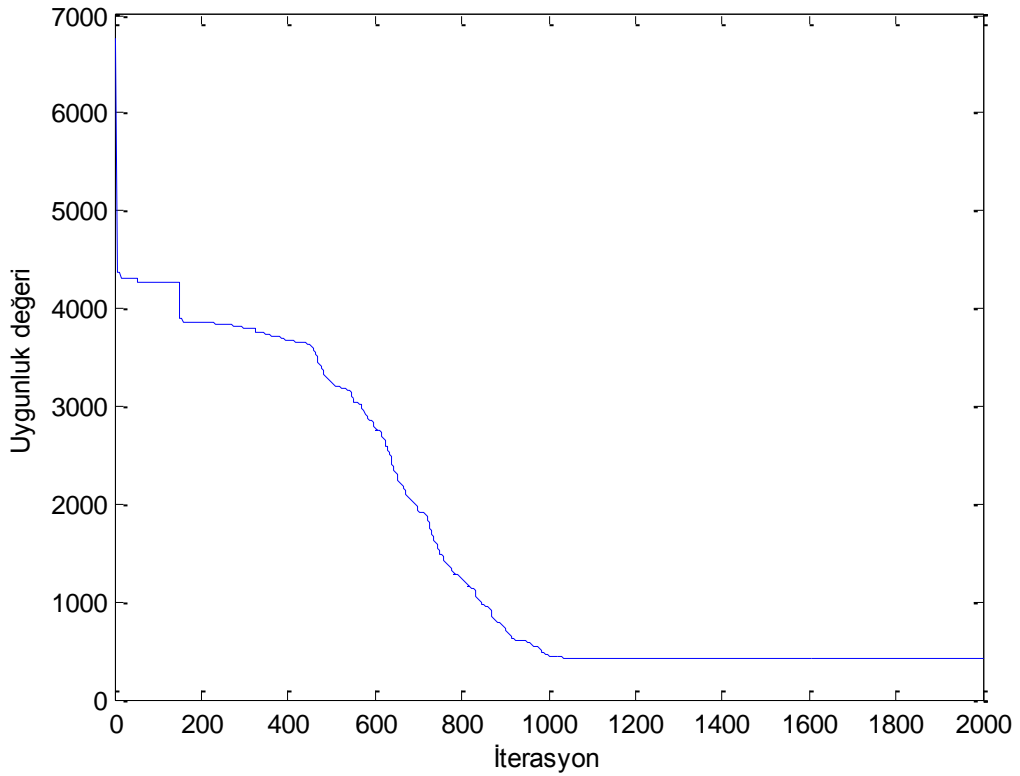
Atalet katsayısı: 0.9-0.5 arasında iteratif olarak güncellenecektir.

Yukarıda verilen kontrol parametreleri, eşitlik 7.a'da verilen uygunluk fonksiyonu ve eşitlik 7.b'de verilen lineer model kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler elde edilmiştir:

$$Y_{lineer} = -144.5080 + 0.0392.X_1 + 3.3737.X_2 + 0.1505.X_3 + 0.1063.X_4 \quad (7.d)$$

$$f(v) = 422.3869 \quad (7.e)$$

$$r_{lineer}^2 = \% 99.43 \quad (7.f)$$



Şekil 7.1 Lineer PSO için yakınsama grafiği

Karesel PSO modeli için algoritmanın kontrol parametreleri aşağıdaki şekilde seçilmiştir:

Parçacık sayısı: 400

Çevrim sayısı: 20000

Atalet katsayısı: 0.9-0.5 arasında iteratif olarak güncellenecektir.

Yukarıda verilen kontrol parametreleri, eşitlik 7.a'da verilen uygunluk fonksiyonu ve eşitlik 7.c'de verilen karesel model kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler elde edilmiştir:

$$Y_{karesel} = 386.9019 + 0.0056.X_1 - 16.6236.X_2 - 1.0669.X_3 + 6.2509.X_4 - 0.00081228.X_1.X_2 - 0.0023.X_1.X_3 + 0.0014.X_1.X_4 + 0.0229.X_2.X_3 - 0.1027.X_2.X_4 - 0.0305.X_3.X_4 + 0.00034481.X_1^2 + 0.1863.X_2^2 + 0.0128.X_3^2 + 0.0227.X_4^2 \quad (7.g)$$

$$f(v) = 27.2281 \quad (7.h)$$

$$r_{karesel}^2 = \% 99.96 \quad (7.i)$$

PSO ile oluşturulan bu modeller çizelge 7.1 de 2003-2011 yılları arasındaki değerlerle karşılatırılarak doğrulanmıştır:

Çizelge 7.1 PSO ile oluşturulan modellerin tahmin hataları

Years	Gözlemlenen enerji talebi (TWh)	Tahmin edilen talep		Hata miktarı		Hata yüzdesi	
		PSO-KR	PSO-LR	PSO-KR	PSO-LR	PSO-KR	PSO-LR
2003	111,76	111,54	108,45	0,22	3,31	0,20	3,05
2004	121,14	121,72	120,75	-0,58	0,39	-0,48	0,32
2005	130,26	133,33	131,14	-3,07	-0,88	-2,30	-0,67
2006	143,07	140,66	140,53	2,41	2,54	1,71	1,80
2007	155,13	153,74	154,76	1,39	0,37	0,90	0,24
2008	161,94	162,51	168,43	-0,57	-6,49	-0,35	-3,85
2009	156,89	156,70	154,74	0,19	2,15	0,12	1,39
2010	172,05	172,40	170,51	-0,35	1,54	-0,20	0,90
2011	186,10	186,29	185,93	-0,19	0,17	-0,10	0,09

Çizelge 7.1 deki rakamlardan anlaşılacağı üzere oluşturulan modeller kabul edilebilir hatalar ile geleceğe yönelik tahminlerde kullanılabilir.

2012 ve 2030 yılları arasında Türkiye'nin elektrik enerji talebi için biz bu çalışmamızda 3 adet senaryo üretilmiştir.

Birinci senaryoda; Gayri Safi Yurtiçi Hasılanın ortalama büyüme oranının %6, nüfus artış oranının %0.17, ithalat büyüme oranının %4.5 ve ihracat büyüme oranının %2 olduğu varsayılmıştır.

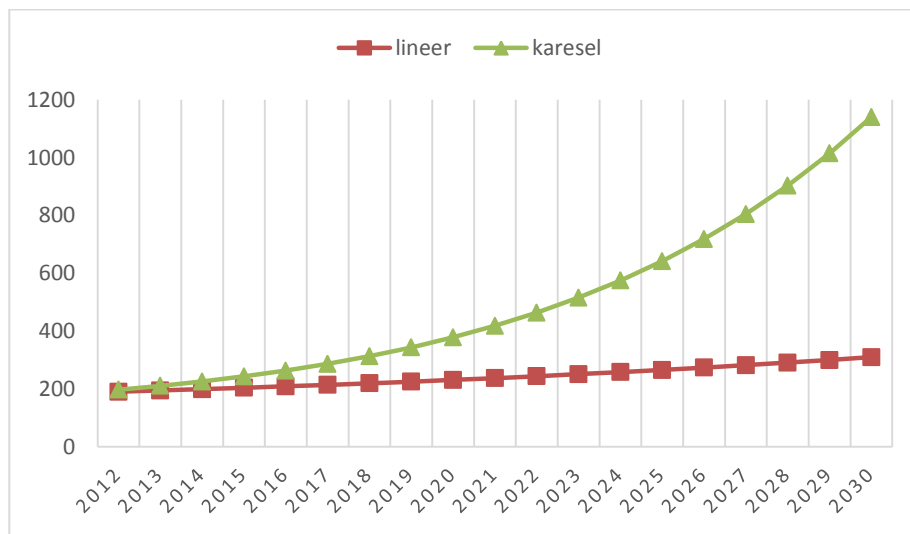
İkinci senaryoda; Gayri Safi Yurtiçi Hasılanın ortalama büyüme oranının %5, nüfus artış oranının %0.15, ithalat büyüme oranının %5 ve ihracatın ise ithalatın %45'i olduğu varsayılmıştır.

Üçüncü senaryoda ise 1981-2011 arasındaki yıllarda gözlemlenen verilere zaman serisi analizi uygulanmıştır.

7.1. PSO Algoritması I. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 7.1.1 PSO Birinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	190,07	197,52	820,63	74,08	251,68	137,60
2013	194,43	210,55	869,87	74,20	263,00	140,35
2014	198,98	225,65	922,06	74,33	274,84	143,16
2015	203,74	243,11	977,38	74,45	287,21	146,02
2016	208,72	263,23	1036,03	74,58	300,13	148,94
2017	213,93	286,39	1098,19	74,71	313,64	151,92
2018	219,39	312,99	1164,08	74,83	327,75	154,96
2019	225,11	343,49	1233,93	74,96	342,50	158,06
2020	231,10	378,39	1307,96	75,09	357,91	161,22
2021	237,37	418,28	1386,44	75,22	374,02	164,44
2022	243,94	463,81	1469,62	75,34	390,85	167,73
2023	250,84	515,70	1557,80	75,47	408,44	171,09
2024	258,06	574,78	1651,27	75,60	426,82	174,51
2025	265,64	641,96	1750,35	75,73	446,02	178,00
2026	273,59	718,27	1855,37	75,86	466,09	181,56
2027	281,93	804,88	1966,69	75,99	487,07	185,19
2028	290,69	903,09	2084,69	76,12	508,99	188,89
2029	299,88	1014,36	2209,77	76,25	531,89	192,67
2030	309,52	1140,33	2342,36	76,38	555,83	196,52

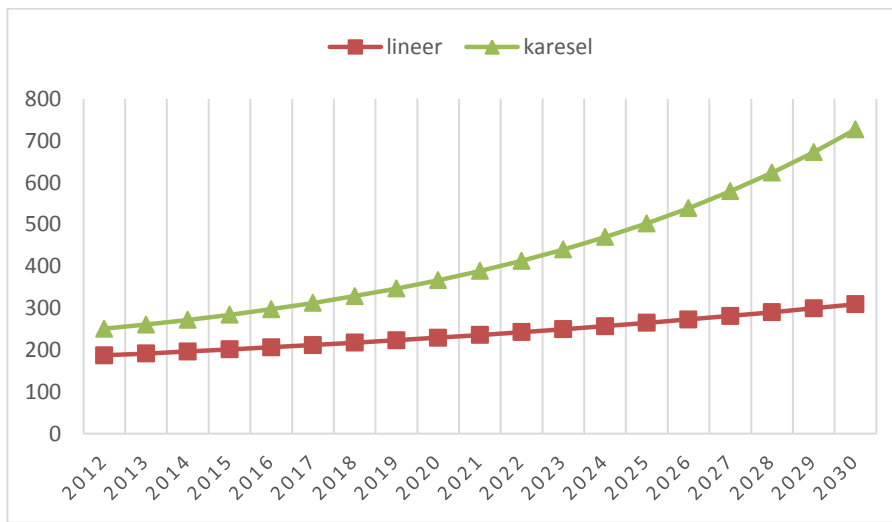


Şekil 7.1.1 PSO I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

7.2. PSO Algoritması II. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 7.2.1 PSO İkinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	187,37	250,91	812,89	74,06	252,88	113,80
2013	191,85	260,96	853,53	74,17	265,53	119,49
2014	196,53	272,03	896,21	74,28	278,80	125,46
2015	201,43	284,22	941,02	74,39	292,74	131,73
2016	206,55	297,67	988,07	74,51	307,38	138,32
2017	211,91	312,49	1037,48	74,62	322,75	145,24
2018	217,52	328,85	1089,35	74,73	338,89	152,50
2019	223,40	346,91	1143,82	74,84	355,83	160,12
2020	229,55	366,86	1201,01	74,95	373,62	168,13
2021	235,99	388,88	1261,06	75,07	392,30	176,54
2022	242,73	413,22	1324,11	75,18	411,92	185,36
2023	249,79	440,12	1390,32	75,29	432,51	194,63
2024	257,18	469,85	1459,83	75,41	454,14	204,36
2025	264,93	502,71	1532,82	75,52	476,85	214,58
2026	273,05	539,04	1609,46	75,63	500,69	225,31
2027	281,55	579,21	1689,94	75,74	525,72	236,58
2028	290,46	623,63	1774,43	75,86	552,01	248,40
2029	299,79	672,76	1863,16	75,97	579,61	260,82
2030	309,58	727,08	1956,31	76,09	608,59	273,87

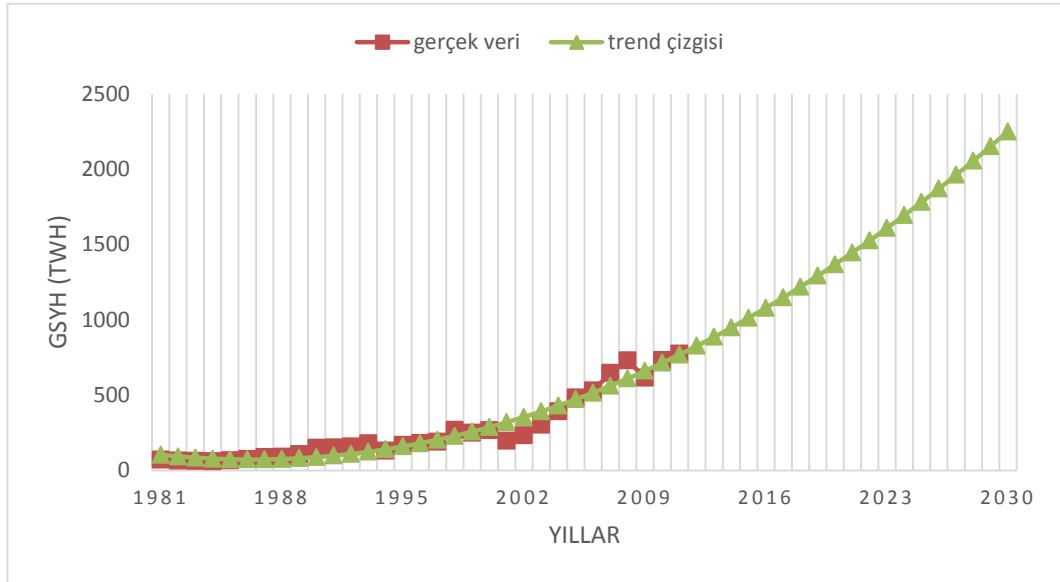


Şekil 7.2.1 PSO II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

7.3. PSO Algoritması III. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Gayri Safi Yurtiçi Hasıla ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 94.52 kararlılık ile veren zaman serisi eşitliği:

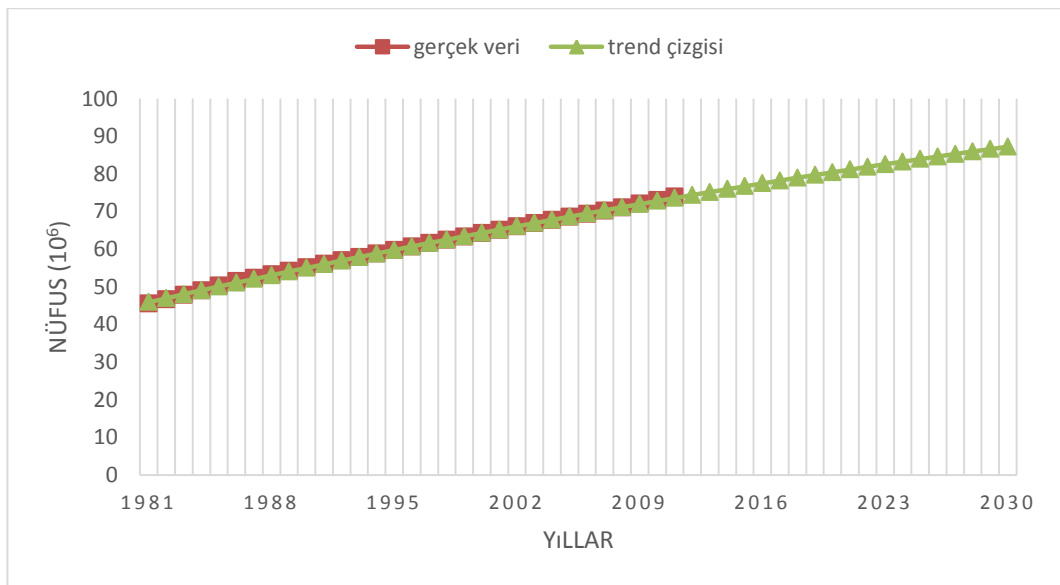
$$y = 116.9 - 14.2479.x + 1.13885.x^2 \quad (7.3. a)$$



Şekil 7.3.1 Zaman serisi analizi ile GSYH verileri

Nüfus ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 99.95 kararlılık ile veren zaman serisi eşitliği:

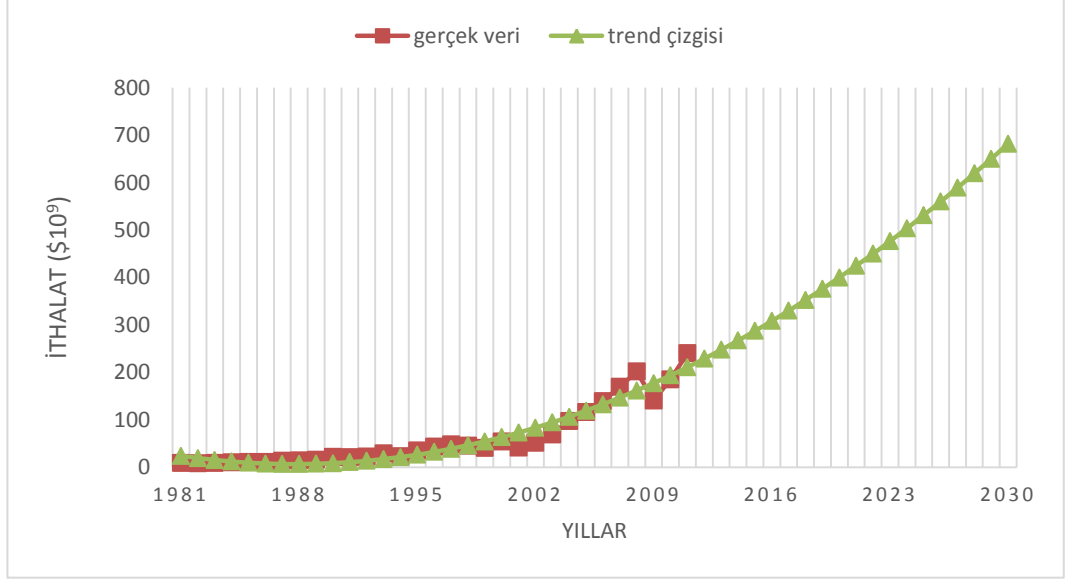
$$y = 44.8937 + 1.05539.x - 0.0041653.x^2 \quad (7.3. b)$$



Şekil 7.3.2 Zaman serisi analizi ile Nüfus verileri

İthalat ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 93.02 kararlılık ile veren zaman serisi eşitliği:

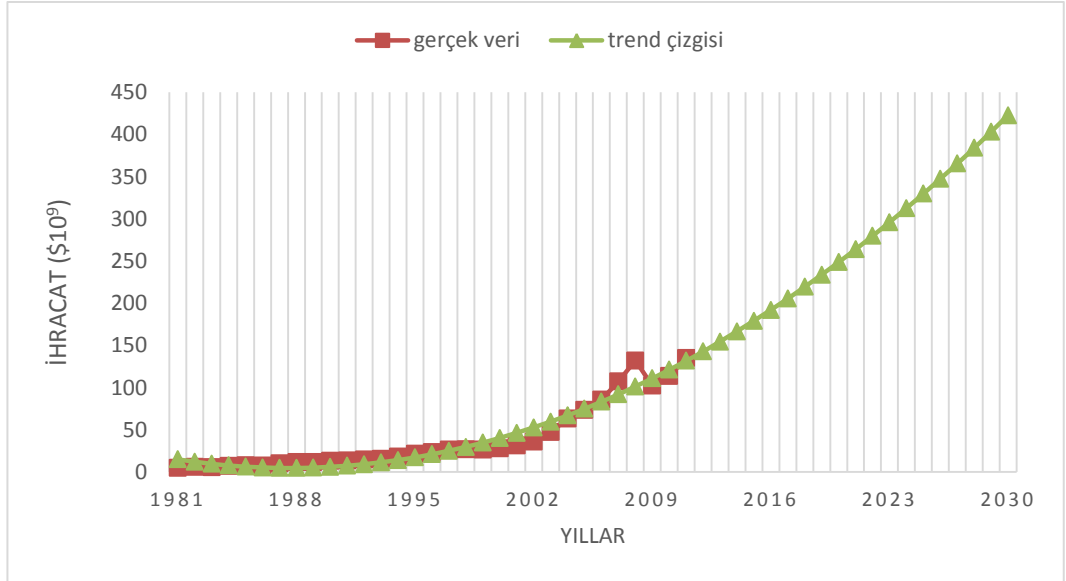
$$y = 29.7688 - 5.88035.x + 0.37843.x^2 \quad (7.3.c)$$



Şekil 7.3.3 Zaman serisi analizi ile İthalat verileri

İhracat ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiyi % 94.49 kararlılık ile veren zaman serisi eşitliği:

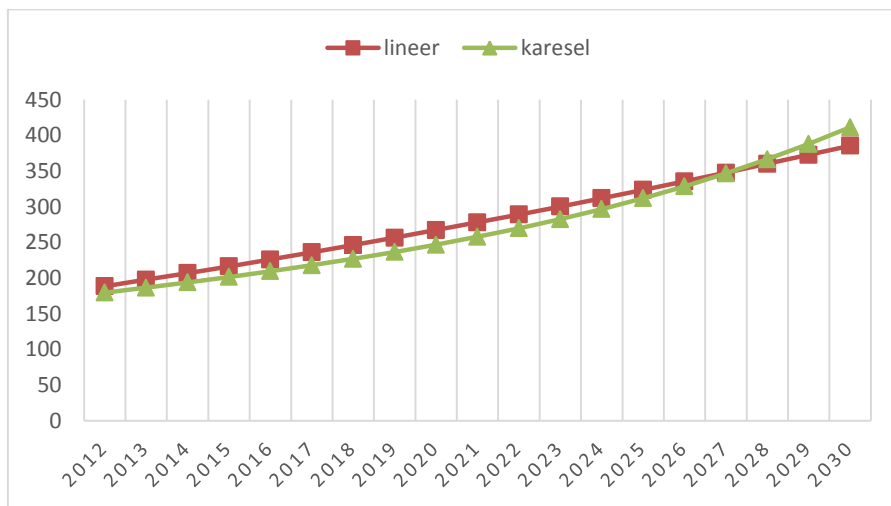
$$y = 18.2675 - 3.5636.x + 0.233071.x^2 \quad (7.3.d)$$



Şekil 7.3.4 Zaman serisi analizi ile İhracat verileri

Çizelge 7.3.1 PSO Üçüncü senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	188,59	179,43	827,15	74,40	229,11	142,90
2013	197,63	186,55	886,93	75,19	247,83	154,48
2014	206,90	193,90	948,98	75,96	267,30	166,54
2015	216,38	201,55	1013,31	76,73	287,53	179,05
2016	226,10	209,56	1079,93	77,49	308,52	192,04
2017	236,04	218,01	1148,81	78,24	330,27	205,49
2018	246,20	226,96	1219,98	78,98	352,77	219,41
2019	256,58	236,51	1293,42	79,72	376,03	233,79
2020	267,20	246,75	1369,14	80,44	400,04	248,64
2021	278,03	257,78	1447,14	81,16	424,82	263,95
2022	289,09	269,69	1527,42	81,87	450,34	279,73
2023	300,38	282,61	1609,97	82,57	476,63	295,98
2024	311,89	296,63	1694,81	83,27	503,67	312,69
2025	323,62	311,90	1781,92	83,95	531,47	329,87
2026	335,58	328,53	1871,30	84,63	560,03	347,52
2027	347,77	346,65	1962,97	85,30	589,34	365,63
2028	360,17	366,42	2056,91	85,96	619,41	384,21
2029	372,81	387,98	2153,13	86,61	650,24	403,25
2030	385,67	411,47	2251,63	87,25	681,83	422,77



Şekil 7.3.5 PSO III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

8. YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASI İLE ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ

Yapay arı kolonisi lineer model ile enerji talep tahmininde bulunmak için algoritmanın kontrol parametreleri aşağıdaki gibi seçilmiştir:

Toplam arı sayısı: 100

Çevrim sayısı: 1000

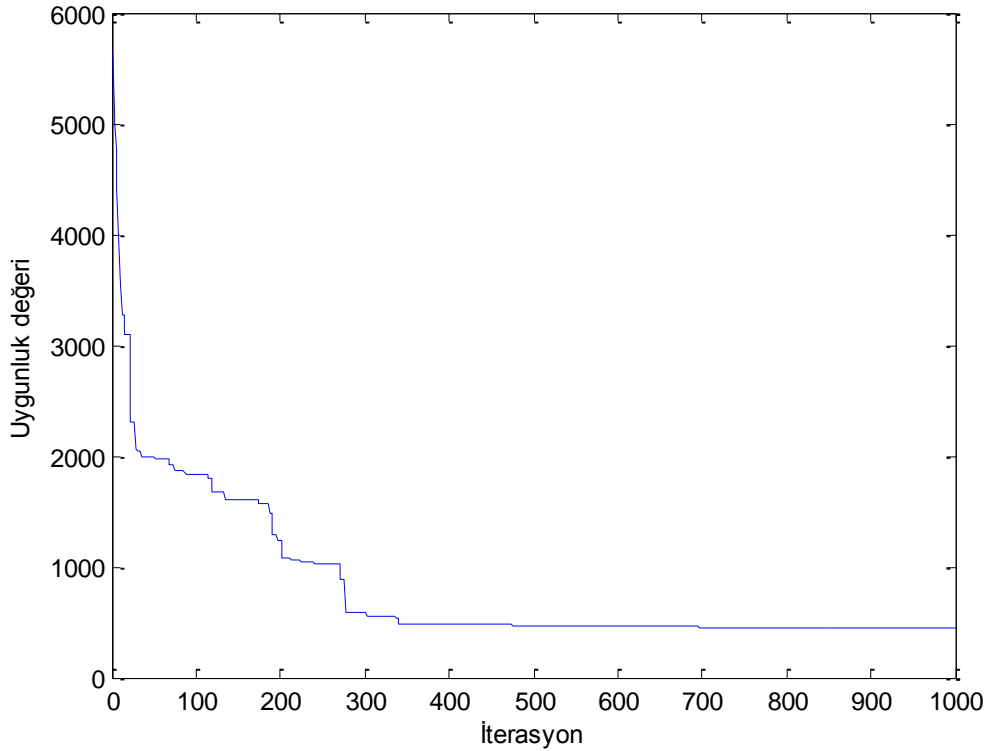
Limit: 500

Yukarıda verilen kontrol parametreleri, eşitlik 7.a'da verilen uygunluk fonksiyonu ve eşitlik 7.b'de verilen lineer model kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler elde edilmiştir:

$$Y_{lineer} = -143.6395 + 0.0434.X_1 + 3.3536X_2 + 0.1478.X_3 + 0.0910.X_4 \quad (8.a)$$

$$f(v) = 422.7561 \quad (8.b)$$

$$r_{lineer}^2 = \% 99.43 \quad (8.c)$$



Şekil 8.1 Lineer YAK için yakınsama grafiği

Karesel model ile programlanan YAK için ise algoritmanın kontrol parametreleri şu şekilde seçilmiştir:

Toplam arı sayısı: 200

Çevrim sayısı: 1000

Limit: 1000

Yukarıda verilen kontrol parametreleri, eşitlik 7.a'da verilen uygunluk fonksiyonu ve eşitlik 7.c'de verilen karesel model kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler elde edilmiştir:

$$\begin{aligned}
 Y_{karesel} = & -40,0662 - 0,06743 \cdot X_1 + 0,184055 \cdot X_2 + 0,221608 \cdot X_3 + 0,1791079 \cdot X_4 \\
 & + 0,000881 \cdot X_1 \cdot X_2 - 0,0002 \cdot X_1 \cdot X_3 - 0,000727 \cdot X_1 \cdot X_4 + 0,003202 \cdot X_2 \cdot X_3 \\
 & + 0,001821 \cdot X_2 \cdot X_4 + 0,000339 \cdot X_3 \cdot X_4 + 0,000143 \cdot X_1^2 + 0,022718 \cdot X_2^2 \\
 & - 0,00024 \cdot X_3^2 - 0,00194 \cdot X_4^2
 \end{aligned} \tag{8. d}$$

$$f(v) = 241.000 \tag{8. e}$$

$$r_{karesel}^2 = \% 99.67 \tag{8. f}$$

Yapay arı kolonisi algoritması ile oluşturulan bu modeller çizelge 8.1 de 2003-2011 yılları arasındaki değerlerle karşılaştırılarak doğrulanmıştır:

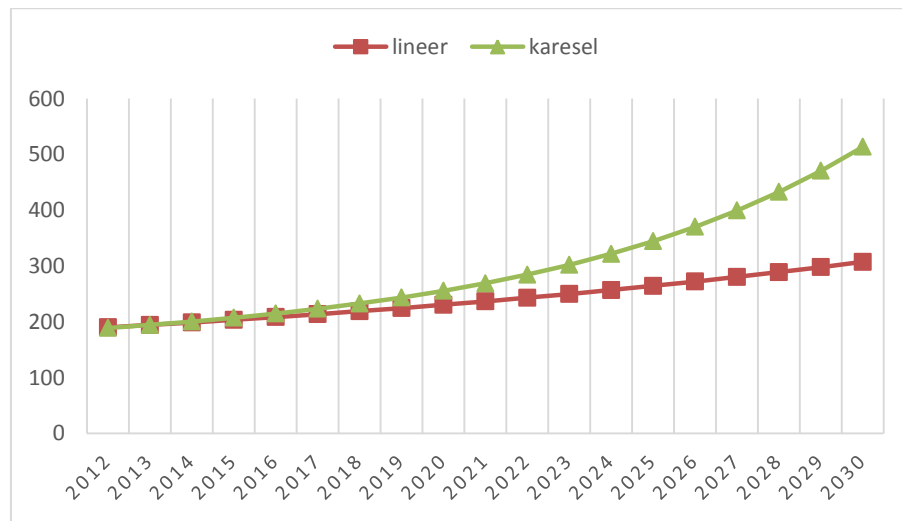
Çizelge 8.1 YAK ile oluşturulan modellerin tahmin hataları

Years	Gözlemlenen enerji talebi (TWh)	Tahmin edilen talep		Hata miktarı		Hata yüzdesi	
		YAK-KR	YAK-LR	YAK-KR	YAK-LR	YAK-KR	YAK-LR
2003	111,76	109,98	108,40	1,78	3,36	1,62	-0,05
2004	121,14	124,07	120,72	-2,93	0,42	-2,36	-2,94
2005	130,26	135,63	131,05	-5,37	-0,79	-3,96	-2,57
2006	143,07	144,98	140,49	-1,91	2,58	-1,31	-0,28
2007	155,13	155,15	154,74	-0,02	0,39	-0,01	2,96
2008	161,94	158,88	168,53	3,06	-6,59	1,93	0,32
2009	156,89	155,64	154,66	1,25	2,23	0,80	-1,27
2010	172,05	175,64	170,38	-3,59	1,67	-2,04	0,10
2011	186,10	184,21	186,01	1,89	0,09	1,02	-0,49

8.1. YAK Algoritması I. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 8.1.1 YAK Birinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	190,13	189,15	820,63	74,08	251,68	137,60
2013	194,43	194,61	869,87	74,20	263,00	140,35
2014	198,92	200,66	922,06	74,33	274,84	143,16
2015	203,62	207,40	977,38	74,45	287,21	146,02
2016	208,53	214,94	1036,03	74,58	300,13	148,94
2017	213,67	223,38	1098,19	74,71	313,64	151,92
2018	219,05	232,86	1164,08	74,83	327,75	154,96
2019	224,68	243,53	1233,93	74,96	342,50	158,06
2020	230,58	255,58	1307,96	75,09	357,91	161,22
2021	236,75	269,20	1386,44	75,22	374,02	164,44
2022	243,22	284,63	1469,62	75,34	390,85	167,73
2023	250,00	302,12	1557,80	75,47	408,44	171,09
2024	257,10	321,98	1651,27	75,60	426,82	174,51
2025	264,55	344,55	1750,35	75,73	446,02	178,00
2026	272,36	370,22	1855,37	75,86	466,09	181,56
2027	280,55	399,44	1966,69	75,99	487,07	185,19
2028	289,14	432,70	2084,69	76,12	508,99	188,89
2029	298,15	470,60	2209,77	76,25	531,89	192,67
2030	307,61	513,78	2342,36	76,38	555,83	196,52

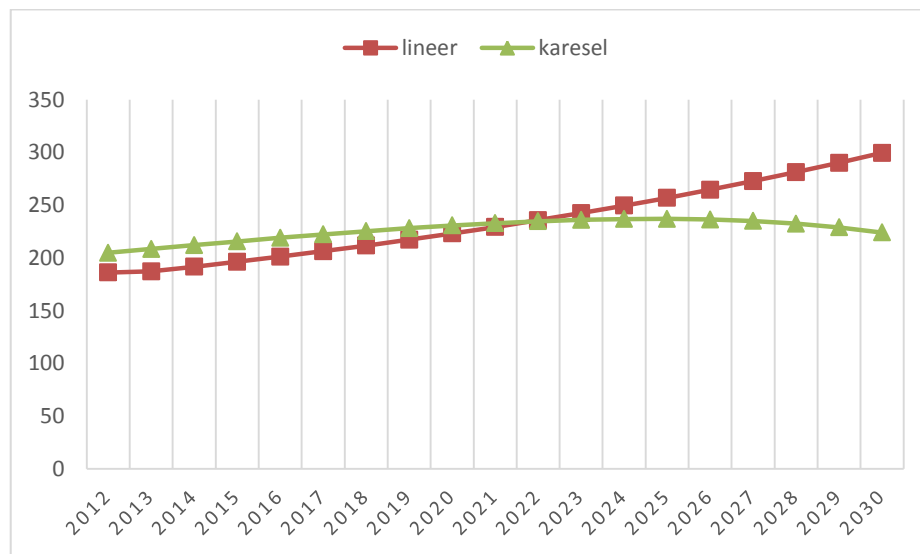


Şekil 8.1.1 YAK I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

8.2. YAK Algoritması II. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 8.2.1 YAK İkinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	186,10	204,87	820,63	74,08	251,68	137,60
2013	187,21	208,53	869,87	74,20	263,00	140,35
2014	191,68	212,13	922,06	74,33	274,84	143,16
2015	196,36	215,64	977,38	74,45	287,21	146,02
2016	201,25	219,04	1036,03	74,58	300,13	148,94
2017	206,37	222,29	1098,19	74,71	313,64	151,92
2018	211,73	225,36	1164,08	74,83	327,75	154,96
2019	217,34	228,19	1233,93	74,96	342,50	158,06
2020	223,20	230,74	1307,96	75,09	357,91	161,22
2021	229,35	232,96	1386,44	75,22	374,02	164,44
2022	235,78	234,77	1469,62	75,34	390,85	167,73
2023	242,52	236,11	1557,80	75,47	408,44	171,09
2024	249,57	236,90	1651,27	75,60	426,82	174,51
2025	256,96	237,04	1750,35	75,73	446,02	178,00
2026	264,70	236,44	1855,37	75,86	466,09	181,56
2027	272,81	234,98	1966,69	75,99	487,07	185,19
2028	281,30	232,54	2084,69	76,12	508,99	188,89
2029	290,20	228,97	2209,77	76,25	531,89	192,67
2030	299,53	224,11	2342,36	76,38	555,83	196,52

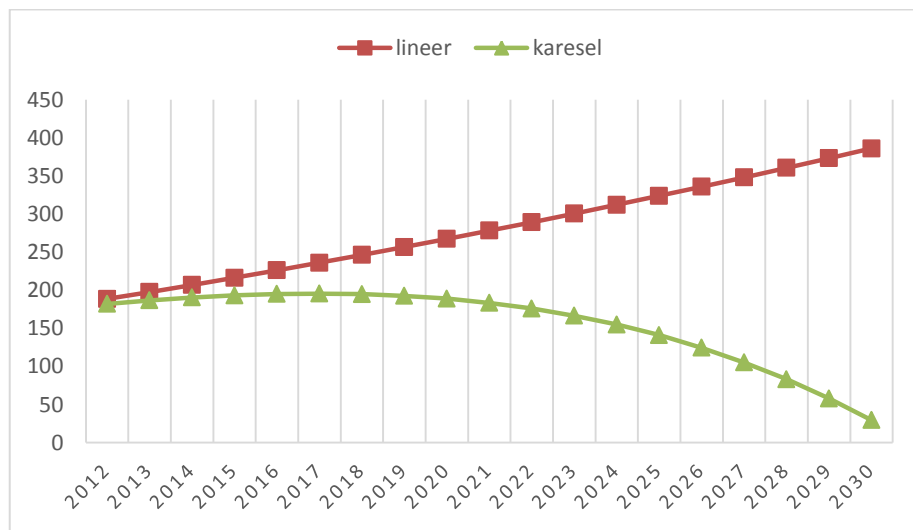


Şekil 8.2.1 YAK II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

8.3. YAK Algoritması III. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 8.3.1 YAK Üçüncü senaryo göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	188,64	182,25	820,63	74,08	251,68	137,60
2013	197,70	186,81	869,87	74,20	263,00	140,35
2014	206,98	190,55	922,06	74,33	274,84	143,16
2015	216,49	193,36	977,38	74,45	287,21	146,02
2016	226,22	195,12	1036,03	74,58	300,13	148,94
2017	236,18	195,69	1098,19	74,71	313,64	151,92
2018	246,37	194,96	1164,08	74,83	327,75	154,96
2019	256,79	192,78	1233,93	74,96	342,50	158,06
2020	267,43	189,01	1307,96	75,09	357,91	161,22
2021	278,29	183,52	1386,44	75,22	374,02	164,44
2022	289,38	176,14	1469,62	75,34	390,85	167,73
2023	300,70	166,72	1557,80	75,47	408,44	171,09
2024	312,24	155,11	1651,27	75,60	426,82	174,51
2025	324,01	141,13	1750,35	75,73	446,02	178,00
2026	336,01	124,62	1855,37	75,86	466,09	181,56
2027	348,23	105,40	1966,69	75,99	487,07	185,19
2028	360,68	83,29	2084,69	76,12	508,99	188,89
2029	373,36	58,10	2209,77	76,25	531,89	192,67
2030	386,26	29,65	2342,36	76,38	555,83	196,52



Şekil 8.3.1 YAK III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

9. GENETİK ALGORİTMA İLE ELEKTRİK ENERJİSİ TALEP TAHMİNİ

Genetik algoritma lineer model ile enerji talep tahmininde bulunmak için algoritmanın kontrol parametreleri aşağıdaki gibi seçilmiştir:

Populasyon Büyüklüğü: 60

Nesil sayısı: 250

Çaprazlama Oranı: 0.5

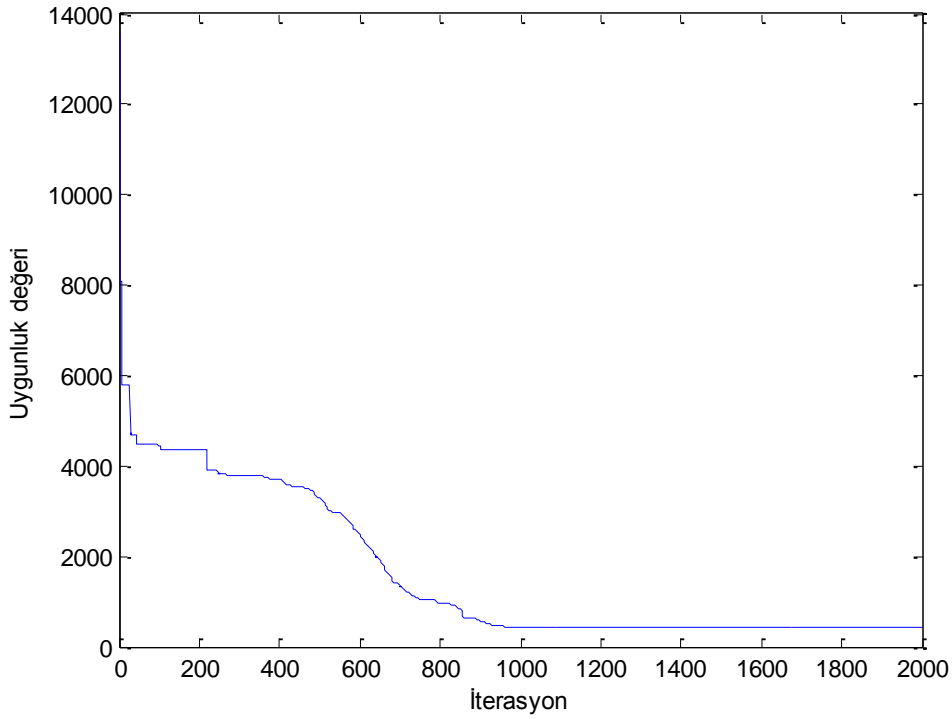
Mutasyon Oranı: 0.05

Yukarıda verilen kontrol parametreleri, eşitlik 7.a'da verilen uygunluk fonksiyonu ve eşitlik 7.b'de verilen lineer model kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler elde edilmiştir:

$$Y_{lineer} = -145.6824 + 0.0392.X_1 + 3.3909.X_2 + 0.1486.X_3 + 0.1095.X_4 \quad (9.a)$$

$$f(v) = 423.5824 \quad (9.b)$$

$$r_{lineer}^2 = \% 99.43 \quad (9.c)$$



Şekil 9.1 Lineer GA için yakınsama grafiği

Karesel model ile programlanan GA için ise algoritmanın kontrol parametreleri şu şekilde seçilmiştir:

Populasyon Büyüklüğü: 60

Nesil sayısı: 5000

Çaprazlama Oranı: 0.5

Mutasyon Oranı: 0.05

Yukarıda verilen kontrol parametreleri, eşitlik 7.a'da verilen uygunluk fonksiyonu ve eşitlik 7.c'de verilen karesel model kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler elde edilmiştir:

$$Y_{karesel} = 389.9692 + 0.004556.X_1 - 17.0786.X_2 - 0.8235.X_3 + 7.0334.X_4 - 0.00061.X_1.X_2 - 0.0031.X_1.X_3 + 0.000244.X_1.X_4 + 0.0148.X_2.X_3 - 0.1112.X_2.X_4 - 0.0260.X_3.X_4 + 0.000395.X_1^2 + 0.1929.X_2^2 + 0.01395.X_3^2 + 0.01495.X_4^2 \quad (9.d)$$

$$f(v) = 64,4751 \quad (9.e)$$

$$r_{karesel}^2 = \% 99.91 \quad (9.f)$$

Genetik algoritma ile oluşturulan bu modeller çizelge 9.1 de 2003-2011 yılları arasındaki değerlerle karşılaştırılarak doğrulanmıştır:

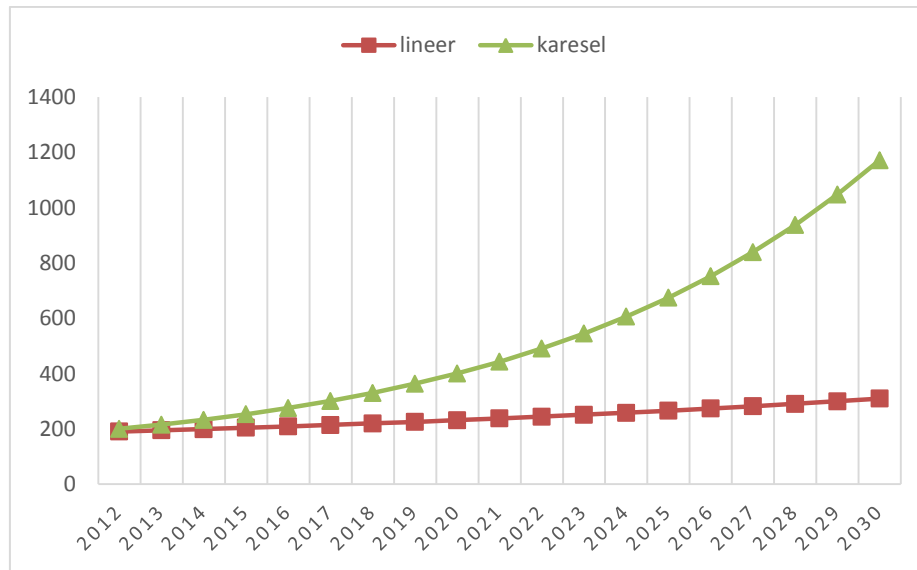
Çizelge 9.1 GA ile oluşturulan modellerin tahmin hataları

Years	Gözlemlenen enerji talebi (TWh)	Tahmin edilen talep		Hata miktarı		Hata yüzdesi	
		GA-KR	GA-LR	GA-KR	GA-LR	GA-KR	GA-LR
2003	111,76	111,58	108,44	0,18	3,32	0,16	3,06
2004	121,14	120,94	120,75	0,20	0,39	0,17	0,32
2005	130,26	133,14	131,16	-2,88	-0,90	-2,16	-0,69
2006	143,07	139,66	140,56	3,41	2,51	2,44	1,79
2007	155,13	154,60	154,81	0,53	0,32	0,35	0,21
2008	161,94	163,65	168,51	-1,71	-6,57	-1,05	-3,90
2009	156,89	155,00	154,86	1,89	2,03	1,22	1,31
2010	172,05	171,43	170,60	0,62	1,45	0,36	0,85
2011	186,10	186,73	186,00	-0,63	0,10	-0,34	0,05

9.1. GA Algoritması I. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 9.1.1 GA Birinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	190,16	200,02	820,63	74,08	251,68	137,60
2013	194,50	215,24	869,87	74,20	263,00	140,35
2014	199,04	232,64	922,06	74,33	274,84	143,16
2015	203,79	252,49	977,38	74,45	287,21	146,02
2016	208,76	275,09	1036,03	74,58	300,13	148,94
2017	213,96	300,78	1098,19	74,71	313,64	151,92
2018	219,41	329,95	1164,08	74,83	327,75	154,96
2019	225,11	363,03	1233,93	74,96	342,50	158,06
2020	231,08	400,48	1307,96	75,09	357,91	161,22
2021	237,34	442,85	1386,44	75,22	374,02	164,44
2022	243,90	490,73	1469,62	75,34	390,85	167,73
2023	250,77	544,80	1557,80	75,47	408,44	171,09
2024	257,98	605,79	1651,27	75,60	426,82	174,51
2025	265,53	674,55	1750,35	75,73	446,02	178,00
2026	273,46	752,01	1855,37	75,86	466,09	181,56
2027	281,78	839,23	1966,69	75,99	487,07	185,19
2028	290,51	937,38	2084,69	76,12	508,99	188,89
2029	299,67	1047,77	2209,77	76,25	531,89	192,67
2030	309,29	1171,89	2342,36	76,38	555,83	196,52

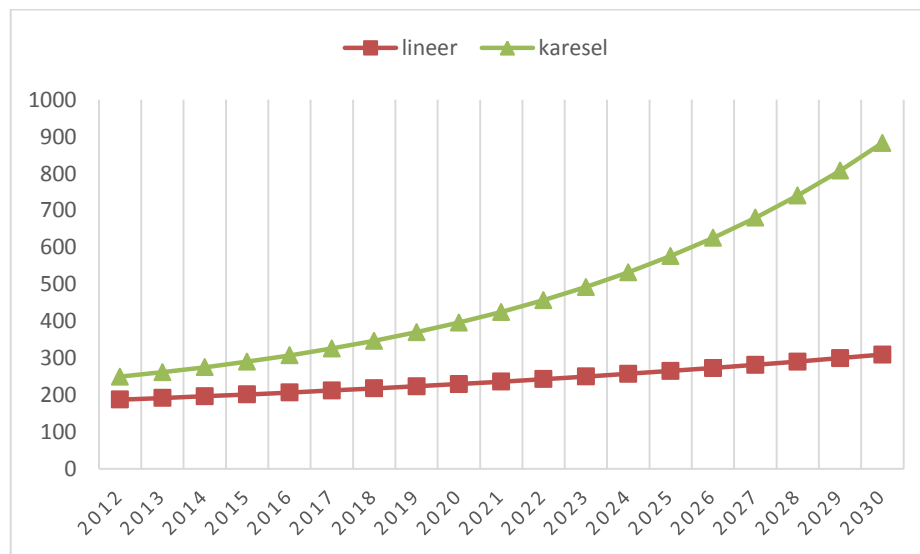


Şekil 9.1.1 GA I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

9.2. GA Algoritması II. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 9.2.1 GA İkinci senaryoya göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	187,38	249,28	820,63	74,08	251,68	137,60
2013	191,85	261,48	869,87	74,20	263,00	140,35
2014	196,53	275,06	922,06	74,33	274,84	143,16
2015	201,42	290,20	977,38	74,45	287,21	146,02
2016	206,54	307,05	1036,03	74,58	300,13	148,94
2017	211,90	325,83	1098,19	74,71	313,64	151,92
2018	217,51	346,74	1164,08	74,83	327,75	154,96
2019	223,38	370,02	1233,93	74,96	342,50	158,06
2020	229,52	395,93	1307,96	75,09	357,91	161,22
2021	235,95	424,77	1386,44	75,22	374,02	164,44
2022	242,69	456,87	1469,62	75,34	390,85	167,73
2023	249,75	492,57	1557,80	75,47	408,44	171,09
2024	257,13	532,28	1651,27	75,60	426,82	174,51
2025	264,87	576,43	1750,35	75,73	446,02	178,00
2026	272,98	625,50	1855,37	75,86	466,09	181,56
2027	281,48	680,05	1966,69	75,99	487,07	185,19
2028	290,38	740,65	2084,69	76,12	508,99	188,89
2029	299,71	807,97	2209,77	76,25	531,89	192,67
2030	309,48	882,72	2342,36	76,38	555,83	196,52

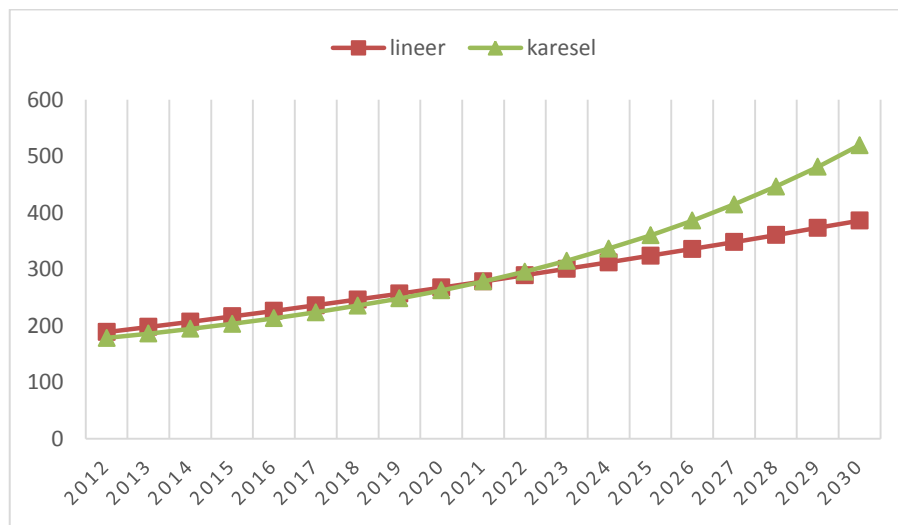


Şekil 9.2.1 GA II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

9.3. GA Algoritması III. Senaryo ile Gelecek Yıllara Dair Yapılan Enerji Talep Tahmini

Çizelge 9.3.1 GA Üçüncü senaryo göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahmini

Yıllar	Enerji talebi lineer (TWh)	Enerji talebi karesel (TWh)	GSYH (\$10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$10 ⁹)	İhracat (\$10 ⁹)
2012	188,74	178,22	820,63	74,08	251,68	137,60
2013	197,80	186,02	869,87	74,20	263,00	140,35
2014	207,08	194,36	922,06	74,33	274,84	143,16
2015	216,58	203,35	977,38	74,45	287,21	146,02
2016	226,31	213,12	1036,03	74,58	300,13	148,94
2017	236,26	223,78	1098,19	74,71	313,64	151,92
2018	246,44	235,48	1164,08	74,83	327,75	154,96
2019	256,85	248,37	1233,93	74,96	342,50	158,06
2020	267,47	262,59	1307,96	75,09	357,91	161,22
2021	278,33	278,32	1386,44	75,22	374,02	164,44
2022	289,40	295,73	1469,62	75,34	390,85	167,73
2023	300,70	315,00	1557,80	75,47	408,44	171,09
2024	312,23	336,33	1651,27	75,60	426,82	174,51
2025	323,98	359,92	1750,35	75,73	446,02	178,00
2026	335,96	385,98	1855,37	75,86	466,09	181,56
2027	348,16	414,73	1966,69	75,99	487,07	185,19
2028	360,58	446,40	2084,69	76,12	508,99	188,89
2029	373,23	481,23	2209,77	76,25	531,89	192,67
2030	386,10	519,47	2342,36	76,38	555,83	196,52



Şekil 9.3.1 GA III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

10. SONUÇ

Enerji dünya yakın tarihi boyunca ülkelerin vazgeçilmez ve alternatifi olmayan bir ihtiyacı olarak önemini günümüze kadar korumuştur ve gelecekte de korumaya devam edecektir. Geçmiş yıllardan günümüze kadar olan elektrik enerji tüketimini gösteren çizelge 6.1'e baktığımızda 2011 yılında tüketilen enerjinin 1981 yılında tüketilen enerjiye göre yaklaşık 9 kat arttığı ve aradaki yıllarda da dalgalanmalar olsa dahi sürekli artan bir trend gözlenmektedir. Ülkelerin enerji talebi tahmin projeksiyonları kararlı bir enerji politikası yürütebilmek için önem arz etmektedir.

Ülkelerin gelecekte ihtiyaç duyacağı enerji miktarını doğru bir şekilde tahmin etmeleri, mevcut enerji kaynaklarına ek olarak ne kadar daha enerji kaynağına ihtiyaç duyacağı problemine çözüm olacaktır. Ayrıca gelecekte enerji sıkıntısı çekmemeleri ve büyümelerini devam ettirmeleri için yapacakları enerji planlamalarına da ışık tutacaktır. Gelecek yıllar için gerçeğe en yakın enerji talep tahmininde bulunmak, hedef belirlenen tarihe gelmeden, ülkenin enerji ihtiyacına cevap verebilecek önlemler alma konusunda fikir verecektir. Ayrıca gerçeğe en yakın değerleri bulmak, gelecek yıllar için gereğinden fazla enerji talebinde bulunulmasının önüne geçmek için de önemlidir. Bu durum enerji sektörüne gereğinden fazla yatırım yapılmamasına ve ulusal servetin içinde bulunulan zamanda daha doğru yerlerde harcanmasına da katkıda bulunacaktır.

Bu çalışmada parçacık sürü optimizasyon algoritması, yapay arı koloni algoritması ve genetik algoritma ile ülkemizin 2030 yılına kadar ihtiyaç duyacağı enerji miktarının tahmininde bulunulmuştur. Bunun için adı geçen algoritmaların her biri ile lineer ve karesel olmak üzere iki regresyon modeli programlanmış olup bu modeller ile üretilen üç farklı senaryoya göre tahminlerde bulunulmuştur.

Yapay arı koloni algoritması ile %99.43 kararlılık ile lineer ve %99.67 kararlılık ile karesel model oluşturulmuştur. Lineer model üretilen her üç senaryo için de gelecek yıllarda ihtiyaç duyulacağı öngörülen enerji için sürekli artan bir trend izlenmiştir. Karesel model ile ise birinci senaryo için nonlineer ve hızla artan, ikinci ve üçüncü senaryolar için önce artan sonra azalan bir trend yakalanmıştır.

Parçacık sürü optimizasyon algoritması ile oluşturulan karesel modele göre 2030 yılında:

I. Senaryo için : 1140.33 TWh

II. Senaryo için: 727,08 TWh

III. Senaryo için: 411.47 TWh

Lineer model için:

I. Senaryo için : 309.52 TWh

II. Senaryo için: 309.58 TWh

III. Senaryo için: 385.67 TWh

enerji talebi olacağı tahmin edilmiştir.

Genetik algoritma ile bulunan sonuçlara bakıldığında da her üç senaryo için de lineer model ile yapılan tahminler karesel model ile yapılan tahminlerden daha düşük değerlerde seyretmiştir.

1981-2011 yılları arasındaki nüfus ve ekonomik veriler kullanılarak lineer ve karesel modeller oluşturulduktan sonra oluşturulan bu modeller 2003-2011 yılları arasındaki veriler üzerinde doğrulanmıştır. Aşağıda her üç algoritma ile bulunan değerler verilmiştir:

Çizelge 10.1 I. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

YILLAR	PSO		YAK		GA	
	LİNEER	KARESEL	LİNEER	KARESEL	LİNEER	KARESEL
2012	190,07	197,52	190,13	189,15	190,16	200,02
2013	194,43	210,55	194,43	194,61	194,50	215,24
2014	198,98	225,65	198,92	200,66	199,04	232,64
2015	203,74	243,11	203,62	207,40	203,79	252,49
2016	208,72	263,23	208,53	214,94	208,76	275,09
2017	213,93	286,39	213,67	223,38	213,96	300,78
2018	219,39	312,99	219,05	232,86	219,41	329,95
2019	225,11	343,49	224,68	243,53	225,11	363,03
2020	231,10	378,39	230,58	255,58	231,08	400,48
2021	237,37	418,28	236,75	269,20	237,34	442,85
2022	243,94	463,81	243,22	284,63	243,90	490,73
2023	250,84	515,70	250,00	302,12	250,77	544,80
2024	258,06	574,78	257,10	321,98	257,98	605,79
2025	265,64	641,96	264,55	344,55	265,53	674,55
2026	273,59	718,27	272,36	370,22	273,46	752,01
2027	281,93	804,88	280,55	399,44	281,78	839,23
2028	290,69	903,09	289,14	432,70	290,51	937,38
2029	299,88	1014,36	298,15	470,60	299,67	1047,77
2030	309,52	1140,33	307,61	513,78	309,29	1171,89

Çizelge 10.2 II. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

YILLAR	PSO		YAK		GA	
	LİNEER	KARESEL	LİNEER	KARESEL	LİNEER	KARESEL
2012	187,37	250,91	186,10	204,87	187,38	249,28
2013	191,85	260,96	187,21	208,53	191,85	261,48
2014	196,53	272,03	191,68	212,13	196,53	275,06
2015	201,43	284,22	196,36	215,64	201,42	290,20
2016	206,55	297,67	201,25	219,04	206,54	307,05
2017	211,91	312,49	206,37	222,29	211,90	325,83
2018	217,52	328,85	211,73	225,36	217,51	346,74
2019	223,40	346,91	217,34	228,19	223,38	370,02
2020	229,55	366,86	223,20	230,74	229,52	395,93
2021	235,99	388,88	229,35	232,96	235,95	424,77
2022	242,73	413,22	235,78	234,77	242,69	456,87
2023	249,79	440,12	242,52	236,11	249,75	492,57
2024	257,18	469,85	249,57	236,90	257,13	532,28
2025	264,93	502,71	256,96	237,04	264,87	576,43
2026	273,05	539,04	264,70	236,44	272,98	625,50
2027	281,55	579,21	272,81	234,98	281,48	680,05
2028	290,46	623,63	281,30	232,54	290,38	740,65
2029	299,79	672,76	290,20	228,97	299,71	807,97
2030	309,58	727,08	299,53	224,11	309,48	882,72

Çizelge 10.3 III. Senaryoya göre lineer ve karesel enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması

YILLAR	PSO		YAK		GA	
	LİNEER	KARESEL	LİNEER	KARESEL	LİNEER	KARESEL
2012	188,59	179,43	188,64	182,25	188,59	178,22
2013	197,63	186,55	197,70	186,81	197,63	186,02
2014	206,90	193,90	206,98	190,55	206,90	194,36
2015	216,38	201,55	216,49	193,36	216,38	203,35
2016	226,10	209,56	226,22	195,12	226,10	213,12
2017	236,04	218,01	236,18	195,69	236,04	223,78
2018	246,20	226,96	246,37	194,96	246,20	235,48
2019	256,58	236,51	256,79	192,78	256,58	248,37
2020	267,20	246,75	267,43	189,01	267,20	262,59
2021	278,03	257,78	278,29	183,52	278,03	278,32
2022	289,09	269,69	289,38	176,14	289,09	295,73
2023	300,38	282,61	300,70	166,72	300,38	315,00
2024	311,89	296,63	312,24	155,11	311,89	336,33
2025	323,62	311,90	324,01	141,13	323,62	359,92
2026	335,58	328,53	336,01	124,62	335,58	385,98
2027	347,77	346,65	348,23	105,40	347,77	414,73
2028	360,17	366,42	360,68	83,29	360,17	446,40
2029	372,81	387,98	373,36	58,10	372,81	481,23
2030	385,67	411,47	386,26	29,65	385,67	519,47

Bulunan sonuçlar incelendiğinde geliřmekte olan ÷lkelerin ekonomileri ile elektrik enerjisi talepleri arasında güçlü bir iliřki olduđu gör÷lmektedir. Ayrıca bu çalıřmada geliřtirilen modeller daha önceki çalıřmalarda oluşturulan diđer modeller ile karşılařtırıldıđında elektrik enerjisi talep tahmininde bulunmak için oldukça uygun olduđu gör÷lmektedir.

KAYNAKLAR

- Akay, D., and Atak, M., Grey Prediction with Rolling Mechanism for Electricity Demand Forecasting of Turkey, *Energy Policy*, Vol. 32, No. 9, pp. 1670-1675, 2007
- Akdeniz, F., Olasılık ve İstatistik, 2013, 18. Baskı, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara
- Akyol, S., Alataş, B., 2012, Güncel Sürü Zekası Optimizasyon Algoritmaları, *Nevşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi* 1, s.36-50
- Alataş, B., 2007, Kaotik Haritalı Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritmaları Geliştirme, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi, Elazığ
- Altınöz, Ö.T., Yılmaz, A.E., Parçacık Sürü Optimizasyonunda Yeni Bir Birey Davranış Biçimi Önerisi, EMO 13. Ulusal Kongre Bildiriler Kitabı, s. 45-50, 23-26 Aralık 2009, Ankara, Türkiye
- Arifoğlu, U., MATLAB7.14 SIMULINK ve Mühendislik Uygulamaları ,Alfa Yayınevi, 975-297-674-3, 2012
- Aslantaş, V., Doğan A., ve Kurban, R., Parçacık Sürü Optimizasyonu ile DWT-SVD Tabanlı Resim Damgalama, Bilgi Güvenliği ve Kriptoloji Konferansı, Ankara, 213-218, 2007
- Assareh E., Behrang, M.A., Assari M.R., Ghanbarzadeh A., 2010, Application of PSO (Particle Swarm Optimization) and GA (genetic algorithm) Techniques on Demand Estimation of Oil in Iran, *Elsevier*, 35, pp.5223-5229
- Birkes, D, Dodge, Y, 1993, Alternative Methods of Regression. John Wiley Sons, New York, pp.80–140
- Bozkurt, O., Günel, T., 2011, Sağ Tarafli ve Sol Tarafli Malzemeler Kullanılan Elektromagnetik Soğurucuların Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Tasarımı, *Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, Cilt 5, Sayı 1, s.53-60
- C. Hamzaçebi, “Forecasting of Turkey’s Net Electricity Energy Consumption on Sectoral Bases”, *Energy Policy*, Vol.35, No.3, 2009-2016, 2007.
- Canyurt, O.E., Öztürk, H.K., Hepbasli, A. and Utlu, Z., 2005. Estimating The Turkish Residential–Commercial Energy Output Based on Genetic Algorithm (GA) Approaches, *Energy Policy*, 33, 1011–1019.
- Ceylan, H., Ozturk H.K., Estimating Energy Demand of Turkey Based on Economic Indicators Using Genetic Algorithm , *Energy Conversion and Management* 45 (2004) 2525-2537
- D. Karaboga, B. Akay, A Modified Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm for Constrained Optimization Problems, *Applied Soft Computing* 11 (3) (2011) 3021-3031.
- Dal, D., Matlab ile Programlama (Çözümlü ve Açıklamalı Uygulamalarla), Ekin Basım Yayın Bilgisayar ve Teknik Dizisi, Bursa 2012, s.529
- Deb, K. & Kumar, A. (1995a). Real-Coded Genetic Algorithms with Simulated Binary Crossover: Studies on Multimodal and Multiobjective Problems, *Complex Systems* 9, 431–454
- Dorigo, M., Maniezzo, V., Colorni, A., The Ant System: An Autocatalytic Optimizing Process. Tech. Rep. No. 91-016, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, 1991
- DPT, 2000, Sekizinci 5 Yıllık Kalkınma Planı, Ankara
- Eberhart, R.C., Shi, Y., Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources, IEEE, 0-7803-6657-3/01, 2001

- Ediger, V.Ş. and Akar, S., 2007. ARIMA Forecasting of Primary Energy Demand by Fuel in Turkey, *Energy Policy*, 35, 1701-1708.
- Ermis, K., Midilli, A., Dincer, I. and Rosen, M.A., 2007. Artificial Neural Network Analysis of World Green Energy Use, *Energy Policy*, 35, 1731-1743.
- Gen, M., Cheng, R., 1997, Genetic Algorithms and Engineering Design, John Wiley & Sons, Inc. Publication, New York
- Goldberg, D.E., 1989, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Company, USA
- Gözde, H., Taplamacıoğlu, M.C., Enerji Kalitesi için Yük-Frekans Kontrolünde Yapay Arı Kolonisi Algoritması Uygulaması, EVK 2011, 4. Enerji Verimliliği ve Kalitesi Sempozyumu Bildiriler Kitabı, s.124-128, 2011
- H. K. Ozturk, H. Ceylan, O. E. Canyurt and A. Hepbasli, “Electricity Estimation Using Genetic Algorithm Approach: A Case Study of Turkey”, *Energy*, Vol. 30, No. 7, pp. 1003-1012, 2005.
- H. K. Ozturk and H. Ceylan, “ Forecasting Total and Industrial Sector Electricity Demand Based on Genetic Algorithm Approach: Turkey Case Study”, *International Journal of Energy Research*, Vol. 29, No. 9, pp. 829-840, 2005.
- Haldenbilen, S. and Ceylan, H., 2005. Genetic Algorithm Approach to Estimate Transport Energy Demand in Turkey, *Energy Policy*, 33, 89-98.
- Haupt, R.L., Haupt, S.E., 2004, Practical Genetic Algorithms, A John Wiley & Sons, Inc. Publication, USA
- Holland, J.H. 1975, Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, Algorithms: Principles and Perspectives: A Guide to GA Theory, Springer 2002
- Huang, D.W., Lin J., 2010, Scaling Populations of A Genetic Algorithm for Job Shop Scheduling Problems Using Map Reduce, *Cloud Computing Technology and Science* (CloudCom), pp.780-785
- K. Deb, An Efficient Constraint Handling Method for Genetic Algorithms, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* 186 (2-4) (2000) 311-338.
- Karaboğa, D., 2011, Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, Genişletilmiş 2. Basım, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara
- Karaboğa, D., An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, Technical Report TR06, Erciyes University, Turkey, 1-6 (2005)
- Karaboga, D., Akay, B., A Survey: Algorithms Simulating Bee Swarm Intelligence, *Artificial Intelligence Review*, vol. 31 no., 1-4, 61-85, 2009
- Karaboğa, D, Baştürk B., on The Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, *Applied Soft Computing*, 2008, 687-697
- Kennedy, J. and Eberhart, R. C., 1995. Particle Swarm Optimization, Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, USA, pp. 1942-1948
- Kıran M.S., Gunduz M., A Novel Artificial Bee Colony-Based Algorithm for Solving The Numerical Optimization Problems, *International Journal of Innovative Computing*, Information and Control 8 (9) (2012) 6107-6121.
- Kıran M.S., Özceylan E., Gündüz M., Paksoy T., Swarm Intelligence Approaches to Estimate Electricity Energy Demand in Turkey, *Knowledge-Based Systems*, (2012), 93-103.
- M. D. Toksarı, “Ant Colony Optimization Approach to Estimate Energy Demand of Turkey”, *Energy Policy*, Vol. 35, No. 8, pp. 3984-3990, 2007.
- Murat, Y.S. and Ceylan, H., 2006. Use of Artificial Neural Networks for Transport Energy Demand Modeling, *Energy Policy*, 34, 3165–3172.

- Ortakçı, Y., Gölođlu, C., 2012, Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Küme Sayısının Belirlenmesi, Akademik Bilişim'12 - XIV. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri, Uşak Üniversitesi
- Sastry K., Goldberg D. E., 2003, Scalability of Selector Combinative Genetic Algorithms for Problems with Tight Linkage, in:Proc. 2003 Genetic and Evolutionary Computation Conf.,pp. 1332–1344
- Shi, Y. and Eberhart, R. A Modified Particle Swarm Optimizer, IEEE Congress on Evolutionary Computation, p 69-73, 1998
- Sözen, A., Arcaklıođlu, E., and Ozkaymak, M., 2005-b, Turkey's Net Energy Consumption, *Applied Energy*, 81, 209-221.
- Unler, A., Improvement of Energy Demand Forecasts Using Swarm Intelligence: The Case of Turkey with Projections to 2025, *Energy Policy*, 36 (2008) 1937–1944
- Ünlü, A.R., 2006, Doğrusal Olmayan Regresyon Modelleri ve Bilgisayarlı Çözümleme, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 61s.
- Van der Merwe, D. W. and Engelbrecht, A. P., 2003. "Data Clustering Using Particle Swarm Optimization," Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation 2003,Canberra, Australia, pp. 215-220
- Yumurtacı, Z. and Asmaz, E., 2004. Electric Energy Demand of Turkey for the Year 2050, *Energy Sources*, 26, 1157-1164.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı, soyadı : EMRE ELMACI
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri : 17.11.1983 KADIKÖY
Medeni hali : Bekâr
Telefon : 0541 569 05 43
e-posta : emreelmaci@gumushane.edu.tr

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Yüksek Lisans	KSÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elk-Elkt Müh.	-
Lisans	KSÜ, Müh. Mim. Fak., Elk-Elkt Müh.	2007

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2007-2009	Panel elektro A.Ş	Proje Yönetimi
2009-2011	Star elektrik pano LTD. ŞTİ.	Satış Yönetimi
2011-Halen	Gümüşhane Üniversitesi	Öğretim Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce