



**T.C.
OSMANIYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ
ANA BİLİM DALI**

**PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU VE GENETİK
ALGORİTMA KULLANARAK TÜRKİYE’NİN 2050 YILINA
KADAR ENERJİ TÜKETİM TAHMİNİNİN YAPILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ezel ÖZKAN

OSMANIYE / 2018

T.C.
OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANA BİLİM DALI

**PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU VE GENETİK ALGORİTMA
KULLANARAK TÜRKİYE’NİN 2050 YILINA KADAR ENERJİ TÜKETİM
TAHMİNİNİN YAPILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

EZEL ÖZKAN

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Emre YAKUT

Jüri Üyesi: Dr. Öğr. Üyesi Nazan ŞAK

Jüri Üyesi: Dr. Öğr. Üyesi Eray GEMİCİ

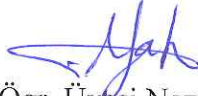
OSMANİYE / 2018

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğüne;

Bu çalışma, jürimiz tarafından Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.



Başkan: Dr. Öğr. Üyesi Emre YAKUT
(Danışman)



Üye: Dr.Öğr. Üyesi Nazan ŞAK



Üye: Dr.Öğr. Üyesi Eray GEMİCİ

ONAY

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim elemanlarına ait olduklarını onaylarım.

16/07/2018

Doç.Dr. Müjdat AVCI

Enstitü Müdürü

NOT: Bu tezde kullanılan ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu'ndaki hükümlere tabidir.

ETİK BEYANI

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
 - Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
 - Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
 - Kullanılan verilerde ve ortaya çıkan sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
 - Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,
- bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim. / / 20...

Ezel ÖZKAN

ÖZET

PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU VE GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK TÜRKİYE’NİN 2050 YILINA KADAR ENERJİ TÜKETİM TAHMİNİNİN YAPILMASI

EZEL ÖZKAN

Yüksek Lisans Tezi, Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Emre YAKUT

Temmuz 2018, 94 sayfa

Parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ve genetik algoritma (GA) modern sezgisel optimizasyon teknikleri arasında en önemli optimizasyon teknikleridir. Çalışmada, PSO ve GA modellerini kullanarak 2050 yılına kadar Türkiye'nin enerji talebini tahmin etmek amaçlanmıştır. Çalışmada, Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, IEA (Uluslararası Enerji Ajansı), OECD ve TÜİK (Türkiye İstatistik Kurumu) tarafından verilen yıllık veriler kullanılmıştır. PSO ve GA enerji talep modelleri, nüfus, ihracat, ithalat, gayri safi yurtiçi hâsıla (GSYH) kullanılarak geliştirilmiştir. Tüm modeller lineer ve karesel formda düzenlenmiştir. Türkiye'nin enerji talebi dört farklı senaryoya göre öngörülmüştür. Analiz sonuçlarına göre PSO analizi için R^2 değeri lineer modelde % 91,71, karesel modelde % 93,07 bununla birlikte GA analizi için R^2 değeri lineer modelde % 91,71, karesel modelde % 94,06'lık bir açıklama gücü tespit edilmiştir. Ayrıca karesel modelde ortalama mutlak yüzde hata oranları, PSO için %22,52, GA için %22,74 değerini almıştır. Lewis'e göre bu değerler modellerin kabul edilebilir olduğunu göstermiştir. PSO model değerlerinin GA'ya göre daha iyi tahmin sonuçları verdiği gözlenmiştir.

Anahtar kelimeler: Parçacık sürü optimizasyonu, genetik algoritma, tahmin yapma, enerji talebi, Türkiye

ABSTRACT**THE FORECASTING ENERGY DEMAND OF TURKEY BY PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND GENETIC ALGORITHM UNTIL 2050****EZEL ÖZKAN****Master Thesis, Department of Management Information Systems****Supervisor: Asst. Prof. Dr. Emre YAKUT****July 2018, 94 pages**

Particle swarm optimization (PSO) and Genetic algorithm (GA) are the most important optimization techniques among various modern heuristic optimization techniques. The study purpose forecast the energy demand in Turkey until the year 2050 using PSO and GA models. The annual data provided by the Ministry of Energy and Natural Resources, IEA (International Energy Agency), OECD, Turkish Statistical Institute were used in the study. PSO and GA energy demand forecasting models are developed using population, import, export and gross domestic product (GDP). All models are proposed in linear and quadratic form Turkey's energy demand is projected according to four different scenarios. According the results, we found to for the PSO analysis the R^2 values in the linear model was % 91,71, in the quadratic model was % 93,07 at the same time for the GA analysis R^2 values in the linear model was % 91,71, in the quadratic model was % 94,06. Also, in the quadratic model, the mean absolute percent errors were 22.52% for PSO and 22.74% for GA. According to Lewis, these values show that the models are acceptable. It was observed that PSO model values gave better estimation results than GA.

Keywords: Particle swarm optimization, genetic algorithm, energy demand, estimation, Turkey.

ÖN SÖZ

Tez çalışmam süresince bilgi ve deneyimlerini esirgemeyen değerli hocam ve danışmanım Sayın Dr. Öğr. Üyesi Emre YAKUT'a, tez çalışmama olan katkılarından dolayı Sayın Öğr. Gör. Ahmet ÇANKAL' a teşekkürü bir borç bilirim.

Son olarak eğitim hayatım süresince desteğini hiçbir zaman esirgemeyen ve bugünlere gelmemde en büyük payı olan kıymetli aileme sonsuz teşekkürler...

Ezel ÖZKAN



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET	v
ABSTRACT	vi
ÖN SÖZ	vii
KISALTMALAR	xi
TABLolar LİSTESİ	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiii

BÖLÜM I

GİRİŞ

1.1. Araştırmanın Amacı.....	1
1.2. Tezin Bölümleri	2

BÖLÜM II

PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU

2.1. Sürü Zekası	3
2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu.....	5
2.2.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu Kavramları.....	7
2.2.1.1. Atalet Ağırlığı (Dinginlik katsayısı) Olan PSO.....	8
2.2.1.2. Dinginlik Katsayısının Belirlenmesi	9
2.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Parametreleri	10
2.2.3. Modern Standart PSO	13
2.2.4. İkili Parçacık Sürü Optimizasyonu	14
2.2.5. Parçacık Etkileşimleri	15
2.2.6. Komşuluk Topolojileri	16
2.2.7. Algoritma	18
2.2.8. Darwin PSO Algoritması	19
2.2.9. Parçacık Sürü Optimizasyonu Akış Şeması.....	20

BÖLÜM III

GENETİK ALGORİTMA

3.1. Evrim Stratejisi	22
3.2. Genetik Algoritmalar	23
3.2.1. Genetik Algoritmalarla İlgili Temel Kavramlar	25
3.2.2. Basit Genetik Algoritma	27

3.2.2.1. Genetik Algoritma Parametreleri	30
3.2.3. Kodlama ve Gösterim	31
3.2.3.1. İkili Kodlama.....	31
3.2.3.2. Tam Sayı veya Permütasyon (Sıralı) Kodlama	31
3.2.3.3. Gerçel Sayı Kodlama.....	32
3.2.4. Uyum Değeri ve Uyum Fonksiyonu	32
3.2.5. Başlangıç Popülasyonu	33
3.2.6. Genetik Algoritmalarda Temel Operatörler	33
3.2.6.1. Mutasyon Operatörü	34
3.2.6.2. Çaprazlama Operatörü.....	35
3.2.6.3. Yeniden Üretim Operatörü	38
3.2.7. Seçim Metotları	38
3.2.7.1. Turnuva Seçimi	39
3.2.7.2. Oransal Seçim.....	39
3.2.7.3. Sıralama Seçimi.....	40
3.2.8. Yerdeğiştirme	41
3.2.9. Genetik Algoritma Sonlandırma Koşulları	41
3.3. GA ve PSO Karşılaştırılması	42

BÖLÜM IV

ENERJİ

4.1. Enerji ve Enerji Türleri	45
4.2. Enerji Kaynakları	46
4.2.1. Birincil Enerji Kaynakları	46
4.2.1.1. Yenilenemeyen (Fosil) Enerji Kaynakları	47
4.2.1.2. Yenilenebilen Enerji Kaynakları	48
4.2.2. İkincil Enerji Kaynakları.....	49
4.3. Enerji Talebi	50
4.4. Enerji Tüketim Tahminine Yönelik Literatür Taraması	52

BÖLÜM V

TARTIŞMA VE YORUM

5.1. Uygulama.....	57
5.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu İle Enerji Talep Tahmini	61
5.3. Genetik Algoritma İle Enerji Talep Tahmini.....	68
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	78
KAYNAKÇA.....	80
ÖZGEÇMİŞ	94



KISALTMALAR

DPSO: Darwinian PSO

ES: Evrim stratejileri

ETBK : T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlıđı

GA: Genetik algoritma

GSYH: Gayri safi yurtiçi hasıla

IEA: Uluslar arası enerji ajansı

PSO: Parçacık sürü optimizasyonu

SI: Swarm intelligence (Sürü zekası)

TÜİK: Türkiye istatistik kurumu

TABLOLAR LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 1. Doğal ve genetik algoritma kavramlarının karşılaştırılması.....	26
Tablo 2. Rastgele oluşturulmuş popülasyon tablosu.....	33
Tablo 3. Türkiye'nin kaynaklara göre elektrik enerjisi üretimi	50
Tablo 4. 2000-2015 yılları arasında birincil enerji üretimi ve tüketimi.....	51
Tablo 5. Enerji tüketim tahmini literatür özeti.....	56
Tablo 6. 1979-2015 yılları arasında enerji tahmini	58
Tablo 7. 2006-2015 yılları arasında PSO ile oluşturulan modellerin tahmin hataları ..	62
Tablo 8. PSO ile birinci senaryoya göre enerji talep tahmini	63
Tablo 9. PSO ile ikinci senaryoya göre enerji talep tahmini.....	64
Tablo 10. PSO ile üçüncü senaryoya göre enerji talep tahmini	65
Tablo 11. PSO ile dördüncü senaryoya göre enerji talep tahmini	66
Tablo 12. 2006-2015 yılları arasında GA ile oluşturulan modellerin tahmin hataları ...	69
Tablo 13. GA ile birinci senaryoya göre enerji talep tahmini.....	70
Tablo 14. GA ile ikinci senaryoya göre enerji talep tahmini	71
Tablo 15. GA ile üçüncü senaryoya göre enerji talep tahmini.....	72
Tablo 16. GA ile dördüncü senaryoya göre enerji talep tahmini	73
Tablo 17. Doğruluk ölçütleri ve formülleri.....	77
Tablo 18. PSO ve GA belirlilik ölçütleri ve yüzde doğruluk ölçüt değerleri	77

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 1. Hız ve konum vektörüne göre parçacığın hareketi.....	16
Şekil 2. Farklı komşuluk topolojilerinin şematik gösterimi	18
Şekil 3. Darwin PSO algoritması özeti	20
Şekil 4. PSO akış diyagramı	21
Şekil 5. Evrim stratejisi	23
Şekil 6. Genetik algoritmaların temel döngüsü	26
Şekil 7. GA akış diyagramı.....	29
Şekil 8. Genetik algoritmalar	30
Şekil 9. İkili kodlama örneği	31
Şekil 10. Sıralı kodlama örneği	32
Şekil 11. Tam sayılı kromozomda rastgele seçilen iki gen mutasyonu.....	34
Şekil 12. Sıra değiştirme mutasyon örneği	35
Şekil 13. Dönüşüm mutasyonu örneği.....	35
Şekil 14. Tek noktalı çaprazlama örneği	36
Şekil 15. İki noktalı çaprazlama örneği	37
Şekil 16. Uniform çaprazlama örneği	37
Şekil 17. Rulet tekniği seçim stratejisi	40
Şekil 18. Enerji kaynakları	46
Şekil 19. Fosil yakıtların kalan ömürleri	47
Şekil 20. 2015 yılı birincil enerji arzının payı	49
Şekil 21. Analizler için kullanılan modelin kavramsal yapısı	60
Şekil 22. PSO ile 1979-2015 yılları arasında enerji tahmini	62
Şekil 23. PSO lineer forma göre senaryoların karşılaştırılması.....	67
Şekil 24. PSO karesel forma göre senaryoların karşılaştırılması	67
Şekil 25. GA ile 1979-2015 yılları arasında enerji talep tahmini	69
Şekil 26. GA lineer forma göre senaryoların karşılaştırılması	74
Şekil 27. GA karesel forma göre senaryoların karşılaştırılması	74
Şekil 28. Birinci senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması.....	75
Şekil 29. İkinci senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması	75
Şekil 30. Üçüncü senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması	76
Şekil 31. Dördüncü senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması.....	76

BÖLÜM I

GİRİŞ

Bir ülkenin ekonomik ve sosyal gelişiminde enerjinin önemi büyüktür. Bu nedenle enerji konularının belirlenmesi, analizi ve enerji politikası seçeneklerinin geliştirilmesi birinci derecede önemlidir. Enerji talep tahmini, gelişmekte olan bir ülke için karar vericiler tarafından kullanılan en önemli politika araçlarından biridir. Ekonomik büyüme ve insan yaşam kalitesini artırmak için oluşturulacak herhangi bir stratejide enerji çok önemlidir (Toksarı, 2007, s. 3984).

Türkiye, genç ve artan nüfusu, hızlı kentleşme ve ekonomik büyüme ile dünyanın hızla büyüyen enerji pazarlarından biri olmuştur. Buna paralel olarak, Türkiye'nin enerji talebi hızla artmaktadır (Kıran vd., 2012, s. 93).

Enerji talep tahmin çalışmaları, ülkemizde 1990'lı yılların sonunda artmıştır. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı 1984 yılından sonra MAED (Models for Analysis of Energy Demand) modelini kullanarak enerji talep tahminini belirlemişlerdir (Yiğit, 2011, s. 37). Türkiye'nin enerji tüketim tahmini ile ilgili son yıllarda yapılan çalışmalara bakıldığında Ceylan ve arkadaşları (2004) genetik algoritma yöntemi, Sözen ve Arcaklıoğlu (2007) yapay sinir ağları yöntemi, Toksarı (2007) karınca koloni optimizasyonu yöntemi, Kıran ve arkadaşları (2012) elektrik enerjisi talep tahmini için yapay arı koloni algoritması ve karınca koloni optimizasyonu ve Ünler (2008) parçacık sürü optimizasyonu yöntemini kullanmışlardır. Bu metasezgisel yöntemlerin parametrelerinin az olması nedeniyle MAED modeline göre daha başarılıdır. Çünkü parametrelerin fazla olması tahminlerin hata aralığının geniş olmasına sebep olur (Elmacı, 2014, s. 1).

1.1. Araştırmanın Amacı

Bu tezin amacı, parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma tekniklerini kullanarak 2050 yılına kadar Türkiye'nin enerji talep tahmininin belirlenmesidir. Bulunan

tahmin sonuçlarını karşılaştırarak hangi yöntemle daha doğru tahmin sonucu elde edilebileceğinin belirlenmesi amaçlanmaktadır.

1.2. Tezin Bölümleri

Bu çalışma beş bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde çalışmanın amaçları, ikinci bölümde parçacık sürü optimizasyonu, üçüncü bölümde genetik algoritma, dördüncü bölümde enerji ve çeşitleri, beşinci bölümde uygulama kısmı, son kısımda ise sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

İkinci bölümde, sürü zekası, parçacık sürü optimizasyonu tanımı, kavramı, parametreleri, parçacık etkileşimleri, komşuluk topolojileri, modern standart PSO, ikili parçacık sürü optimizasyonu ve Darwin'in parçacık sürü optimizasyonu anlatılmıştır.

Üçüncü bölümde, evrimsel strateji, genetik algoritma tanımı, kavramı, popülasyon, kromozom, gen, basit genetik algoritma, kodlamalar, uyum fonksiyonları, başlangıç popülasyonu ve genetik algoritmalarda temel operatörlere, GA ve PSO tekniklerinin benzerlik ve karşılaştırılmasına değinilmiştir.

Dördüncü bölümde, enerji kavramı, enerji kaynakları, birincil enerji kaynakları, ikincil enerji kaynakları, enerji talebi ve enerji tüketim tahminine yönelik yapılmış literatür çalışmalarına değinilmiştir.

Çalışmanın beşinci bölümünde, enerji talep tahminini gerçekleştirmek için parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma yöntemleri kullanılmıştır. Yöntemlerin sonuçlarının değerlendirilmesi ve karşılaştırılması yapılmıştır. Son kısımda ise sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

BÖLÜM II

PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU

2.1. Sürü Zekası

Sürü (swarm), birbirleriyle etkileşim içinde bulunan dağınık yapılu bireylerin oluşturduğu topluluğa denir. Bu sürülere balıklar, kuşlar, arılar, koyunlar, kurtlar, karıncalar vb. örnek olarak verilebilir. Zeka, insanların öğrenme, anlama, sorun çözme, soyut düşünme gibi zihinsel becerileri olarak tanımlanmaktadır (Eldem, 2014, s. 20).

Sürü zekası, kolektif davranışı karmaşık ve kendi kendini organize eden, merkezi olmayan sosyal sistemlerin özelliklerinin ortaya çıkışını araştıran yapay bir zekanın dalıdır. Bu tür sistemler küçük topluluklarda (sürüler) organize edilen basit etkileşimli ajanlardan oluşur. Her bir ajanın çok sınırlı bir hareket alanına sahip olmasına ve merkezi kontrolün olmamasına rağmen, bütün sürüdeki davranışlar bir takım zeka özellikleri göstermektedir. Sürü zekasının gelişmesindeki başlıca sebep doğadır. Şaşırtıcı örgütlenme yetenekleri ve reaksiyonları ile kuş ve balık sürüleri, karınca kolonilerinin davranışlarını birleştirerek (etkileşimle) açıklanamayan kolektif davranışlar üretmesinin bilim dünyasında uyandırdığı merak sonucu sürü zekası ortaya çıkmıştır (Parsopoulos, 2010, s. 16 -17).

Sürü zekası (SI), bireysel bileşenlerin birbiriyle ve çevreleriyle olan yerel etkileşimlerinden kaynaklanan toplu davranışları ele almaktadır. Diğer yandan doğadaki toplu davranış çalışmalarını da içerir. Böceklerde yuva yapımı, yiyecek arama, madde ayırıştırma ve omurgalılarda sürü ve öğrenme davranışları örnek olarak gösterilebilir (Sun vd., 2011, s. 15). Mühendislik açısından bakıldığında, kullanışlı görüntü formları veya bir dizi birimin eylemlerinin sonucu olarak küresel düzeyde birbirleriyle ve çevreleriyle olan etkileşimlerinden kaynaklanan ilginç davranışları içermektedir (Ducatelle vd., 2010, s. 173-174).

Genel olarak sürü zekası sistemi bazı özelliklere sahiptir. Bunlar (Sumathi ve Paneerselvam, 2010, s. 655-656; Kutlu, 2012, s. 48);

- **Birleşim:** Bir parçacık birkaç bireyin birleşiminden oluşur.

- **Hata Toleransı:** Parçacık zekası birden çok merkezi kontrol mekanizmasına sahip olduğu için düğüm ya da bağlantı kaybı ciddi sorunlara sebep olmaz.
- **Kurala Dayalı Davranış:** Bireyler doğrudan veya çevre yoluyla değişirler ve bu bireyler zorunlu kurallara uyar.
- **Özerklik:** Sistem tüm davranışlarını kendi düzenler. Kendilerine ait olmayan hiçbir düzene güvenmezler.
- **Ölçeklenebilirlik:** Yerel ve dağılık etkileşim temsilcilerini daha iyi bir düzende olmasını sağlar.
- **Uyarılma:** Bireylerin devam eden sistem değişiklikleri, ölüm veya üreme tüm sistem değişikliklerine bağlıdır.
- **Hız:** Sürü içindeki bireylerin davranışları çok hızlı değişir.
- **Birimsellik:** Sürüdeki her bireyin davranışı bağımsızdır.
- **Paralellik:** Bireylerin davranışları paraleldir.

Son yıllarda, sürü zekası (SI) tasarımı kombinasyonel (birleşimsel) ve sürekli optimizasyonda çok çeşitli problemlere uygulanmıştır. Örneğin, literatür incelemesine bakıldığında Bonabeau vd., 1999; Dorigo vd., 1999; Dorigo ve Stützle, 2004; Di Caro, 2004; Engelbrecht, 2006; Ducatelle, 2007. Sürü zekasının iki popüler ve başarılı yaklaşımı vardır. Bunlar; Karınca Koloni Optimizasyonu (Dorigo vd., 1996, 1999; Dorigo ve Stützle, 2004) ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (Kennedy 1995, 1999; Kennedy vd., 2001). Karınca Koloni Optimizasyonu, karınca kolonilerinin feromon kullanarak en kısa yol bulma, kendi aralarında yuva ve besin kaynakları bulmalarından ilham almaktadır. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), optimizasyon problemlerinde uç noktaları bulmak için parçacık benzeri maddelerin bilgi paylaşımlarına bağlı olarak kuşların toplanma davranışlarını bir çerçeveye (yapıya) dönüştürmektedir (Ducatelle vd., 2010, s. 174).

Araştırmacıların önerdiği bazı sürü zekası optimizasyon algoritmaları aşağıda verilmiştir (Akyol ve Alataş, 2012, s. 39-41) :

- Ateş Böceği Algoritması
- Ateş Böceği Optimizasyonu
- Karınca Koloni Optimizasyonu
- Parçacık Sürü Optimizasyonu
- Yapay Balık Sürüsü Algoritması
- Bakteriyel Besin Arama Optimizasyon Algoritması

- Kurt Kolonisi Optimizasyonu
- Kedi Sürüsü Optimizasyonu
- Yapay Arı Koloni Optimizasyonu

2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu

Parçacık sürü optimizasyonu (PSO), Elektrik Mühendisi Dr. Russell C. Eberhart ve Sosyal Psikolog Dr. James Kennedy tarafından 1995 yılında, böceklerin, kuş ve balık sürülerinin yiyecek arama, barınak bulma ve tehlikeden kaçma hareketlerinden esinlenerek geliştirdiği, popülasyon tabanlı sezgisel optimizasyon metodudur (Özdemir ve Öztürk, 2016, s. 60; Parsopoulos, 2010, s. 18; Omran, 2006, s. 23; Sun vd., 2011, s. 17; Couceiro ve Ghamisi, 2016, s. 1). Parçacık sürü optimizasyonunun temeli sürülerin davranışlarını inceleyen teori (yapay yaşam) ve evrimsel programlama olarak iki ayrı yöntemle dayanmaktadır (Akbulut, 2016, s. 5; Eberhart, 2004, s. 90; Lazinica, 2009, s. 52).

PSO'nun felsefesi, sosyal çevrede bireylerin bireysel öğrenme ve kültürel iletişimden oluşan iki öğrenme kaynağına sahip olduğu evrimsel kültürel modele dayanmaktadır. Bireysel öğrenme, statik ve homojen ortamlarda önemli bir özelliktir. Çünkü birey çevre ile ilgili tek bir etkileşimden çevreyle ilgili çok şey öğrenebilir. Bununla birlikte eğer çevre dinamik ya da heterojen olursa, bireyin çevreyi tanımadan önce çevreyle ilgili birçok etkileşime ihtiyacı olur. Böyle bir ortamda tek bir bireyle etkileşim kurulamayabilir bu yüzden kültürel iletişim yani diğerlerinin deneyimlerinden öğrenmeye de ihtiyaç olur. Amaçları ise hem öğrenme kaynaklarını birleştirmek hem de bilgilerini artırmaktır (Lazinica, 2009, s. 78).

PSO'da her bireye parçacık ve bu parçacıkların oluşturduğu topluluğa da sürü (swarm) denmektedir (Mamedsaıdov, 2009, s. 5). Sürü parçacıkları arama alanına rastgele yayılmaktadır. Sürüdeki her parçacığın amacı optimum çözüme ulaşmaktır. Sürüdeki her parçacık bir sonraki hareketine karar verirken üç unsuru kullanmaktadır. Bunlar; şu andaki hızı, o ana kadarki en iyi konumu ve bilgi verenlerin en iyi konumu (Clerc, 2010, s. 36). Her iterasyonda, parçacığın hız ve konumu kişisel ve sosyal deneyimlere bağlı olarak güncellenmektedir. Güncelleme, sürü içinde bulunan parçacıklar en iyi konumuna ve hedefe ulaşmaya kadar devam etmektedir (Asta, 2012,

s. 5; Özsağlam vd., 2008, s. 300; Wang vd., 2007, s. 1; Özyön vd., 2012, s. 176; Eberhart vd., 2004, s. 90).

PSO yöntemleri, hem parçacıkların global yönelimli hareketlerini hem de komşuların yerel etkilerini içermektedir (Eberhart ve Kennedy, 1995, s. 39; Sun vd., 2011, s. 75). Sınırlandırılmamış optimizasyon problemlerinin çözümü için PSO algoritmasının modifikasyonu gereklidir (Asta, 2012, s. 5; Van den Bergh ve Engelbrecht, 2006, s. 940; Sun vd., 2011, s. 36).

$$\min f(x), \quad x \in \mathbb{R}^n \longrightarrow f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \quad (2.1)$$

Bu durumda, $f(x)$ 'in doğrusal ve konveks olmayan sürekli bir fonksiyon olduğu varsayılır. PSO algoritması denklem 2.1'de global minimum noktasını bulmaya çalışır. Mesela, denkleme göre $x^* \in \mathbb{R}^n$ noktası $f(x^*) \leq f(x)$ olmalıdır (Chowdhury vd., 2013, s. 371).

Sürüdeki her parçacığın en iyi konumlarına ulaşabilmesi için aşağıdaki adımlar izlenir (Lazinica, 2009, s. 366) :

- 1.adım:** Rastgele seçilen ve N tane parçacık içeren başlangıç sürüsü oluşturulur.
- 2.adım:** Her parçacığın özelliklerine bağlı olarak yeni hız vektörü hesaplanır.
- 3.adım:** Her parçacık için, eski ve yeni konumları karşılaştırılır ve yeni konumu oluştur.
- 4.adım:** Sonlandırma koşulu yerine getirilirse durdurulur, koşulu sağlamıyorsa 2. adıma dönlür.

PSO'nun çok geniş bir uygulama alanı vardır. Multimodal (çok modlu) problemlerde, özel bir yöntemin bulunmadığı veya yöntemlerin yetersiz kaldığı problemlerde kullanılır (Poli vd., 2007, s. 18). PSO fonksiyon optimizasyonu, bulanık sistem kontrolü, yapay sinir ağı eğitimi, sipariş miktarı belirleme, çizelgeleme problemleri, tedarik seçimi ve sıralama problemleri, portföy optimizasyonu gibi bir çok optimizasyon problemlerinde kullanılmıştır (Wilke, 2005, s. 6; Tamer vd., 2006, s. 1; Şişman vd., 2011, s. 521; Eldem, 2014, s. 36).

2.2.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu Kavramları

PSO algoritmasının iki değişkeni geliştirilmiştir. Bunlar yerel komşuluk ve global komşuluktur. Global komşuluğa göre her parçacık en iyi konuma göre hareket eder ve bütün sürüdeki en iyi parçacık geniyi modeli olarak adlandırılır. Peniyi diye adlandırılan yerel değişkende ise her parçacık önceki en iyi konuma ve kısıtlanmış komşuluğunda en iyi parçacığa doğru hareket eder (Kennedy ve Eberhart, 2001). Eberhart ve arkadaşlarının (1996) yaptığı çalışmada bazı değişkenlerin gereksiz olduğunu fark etmiştir ve denklemi güncellemişlerdir. PSO'nun orjinal matematiksel denklemi aşağıdaki gibidir (Şevkli vd., 2008, s. 13; Parsopoulos, 2010, s. 27; Sun vd., 2011, s. 77) :

$$h_{nd}^{t+1} = h'_{nd} + c_1 \times r_1 \times (\text{peniyi}_{nd}^t - \text{mevcut}_{nd}^t) + c_2 \times r_2 \times (\text{geniyi}_d^t - \text{mevcut}_{nd}^t)$$

(2.2)

$$\text{mevcut}_{nd}^{t+1} = \text{mevcut}_{nd}^t + h_{nd}^{t+1}$$

(2.3)

PSO terminolojisi aşağıdaki gibidir:

h_{nd}^t : t. çevrimde n. Parçacığın d değişkeni için hızı

w : Dingenlik katsayısı

mevcut_{nd}^t : t. çevrimde n. Parçacığın d değişkeninin değeri

c_1 : Bilişsel öğrenme oranı(Ağırlıklandırma sabiti genellikle 2 olarak kullanılır)

c_2 : Sosyal öğrenme oranı (Ağırlıklandırma sabiti genellikle 2 olarak kullanılır)

r_1, r_2 : 0-1 aralığında rastlantı değerler

peniyi_{nd}^t : t. çevrime kadar n. Parçacığın en iyi d değişken değeri

geniyi_d^t : t. çevrime kadar tercih edilmiş olan komşuluk topolojisine göre komşu parçacıklar içinde en iyi d değişken değeri

Denklem 2.2'ye göre her parçacığın güncelleme hızı aşağıda belirlenen 3 bölümden oluşur (Sun vd., 201, s. 77-78).

1. Atalet kısmı olarak da bilinen önceki hız parçacıkların arama alanında hareketi için gerekli momentumu sağlar.
2. Bilişsel kısım, parçacıkların kendi deneyimlerinden oluşur.
3. Sosyal kısım, parçacıklar arasında bilgi paylaşımından oluşur.

Bu üç bölümün, parçacığın arama sürecinde farklı rolleri vardır. Shi ve Eberhart bu 3 bölümü aşağıdaki gibi analiz etmiştir.

$c_1, c_2 = 0$ olduğu zaman, hız güncellemesinde sosyal ve bilişsel kısımlar yoktur. Parçacık arama alanına ulaşıncaya kadar düz bir çizgi ile düzgün bir şekilde ulaşır. Çözüm bölgesinde olmadıkça uygun çözüm bulunamaz.

$c_1=0$ olduğu zaman, denklem 2.2' de bilişsel kısmı yoktur. Ortaya çıkan hız denklemini “yalnızca sosyal “ model olarak bilinir. Parçacıklar arasındaki etkileşim ile PSO algoritması yeni bir arama alanına ulaşabilir. Parçacık sürüsü daha hızlı bir hızda birleşir. Algoritma bazı özel problemlerin çözümünde iyi performans gösterebilir.

$c_2= 0$ olduğu zaman, hız güncellemesinde sosyal kısım yoktur. Bu durum parçacıklar arasında bilgi paylaşımı olmadığı anlamına gelir. PSO algoritması “ yalnızca bilişsel“ model olarak bilinir. Parçacıklar arasında iletişim olmadığı için sürü boyutu M olan bir popülasyonda M tane bağımsız parçacık olacaktır. Bu nedenle PSO algoritması rastgele çok başlatmalı arama algoritması haline gelir ve yalnızca sosyal modele göre daha yavaş sonuca ulaşır.

Atalet kısmı ya da bir önceki hız olmadığında, parçacık hızı kişisel en iyi konum ve global en iyi konum ile belirlenir. Bu modelde parçacığın daha iyi yerel arama özelliği taşıdığı söylenebilir. Dolayısıyla, algoritma orjinal PSO'ya göre daha hızlı sonuca ulaşabilir. Fakat önceki hız olmadığı zaman, parçacıklar pozisyonlarını yalnızca kişisel en iyi ve global en iyi pozisyonları etrafında örnekleyebilir ve diğer alanlarda arama olasılığı daha düşük olur.

2.2.1.1. Atalet Ağırlığı (Dinginlik katsayısı) Olan PSO

PSO'nun temelini hız ve konum vektör denklemleri oluşturur. Parçacığın hareketi o andaki hızlarına bağlıdır ve n.parçacığın yeni hız vektörü, denklem 2.4'e göre

hesaplanır. Shi ve Eberhart (1998) yaptıkları çalışmada dinginlik katsayısı (w , inertia weight) kullanarak PSO'nun aşağıdaki matematiksel denklemini oluşturmuştur (Shi ve Eberhart, 1998, s. 70; Alireza, 2011, s. 542; Lazinica, 2009, s. 52; Sun vd., 2011, s. 78).

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{ccc}
 & \text{Bilişsel bileşen} & \\
 & \leftarrow \text{—————} \rightarrow & \leftarrow \text{—————} \rightarrow \\
 & & \text{Sosyal bileşen}
 \end{array} \\
 h_{nd}^{t+1} = w \times h'_{nd} + c_1 \times r_1 \times (\text{peniyi}_{nd}^{-t} - \text{mevcut}_{nd}^t) + c_2 \times r_2 \times (\text{geniyi}_d^t - \text{mevcut}_{nd}^t) \\
 n = 1,2,\dots,N \qquad d = 1,2,\dots,D \qquad (2.4)
 \end{array}$$

Yaşantısal bilgi yani bilişsel bileşen, parçacıkların geçmiş performanslarına göre en iyi pozisyona gelmelerini sağlar. Sosyal bileşen (sosyal olarak değiştirilmiş bilgi) ise parçacığın komşuluğunda en iyi pozisyona gelmesini sağlar (Olsson, 2010, s. 34; Kiranyaz vd., 2014, s. 45). Yeni konum vektörünü hesaplamak için denklem 2.5' de görüldüğü gibi eski konum vektörüne parçacığın hızı eklenir.

$$\begin{array}{c}
 \text{mevcut}_{nd}^{t+1} = \text{mevcut}_{nd}^t + h_{nd}^{t+1} \\
 n = 1,2,\dots,N \qquad d = 1,2,\dots,D \qquad (2.5)
 \end{array}$$

Yeni hız vektörü denklemi (2.4) ve yeni konum vektörü denklemi (2.5), güncellenen pozisyon mevcut_{nd}^t birleşimsel arama alanında olmayabilir. Bu özellik nedeniyle, temel PSO algoritması diğer sezgisel birleşimsel optimizasyon problemlerine göre daha az etkilidir (Olsson, 2010, s. 121).

2.2.1.2. Dinginlik Katsayısının Belirlenmesi

Dinginlik katsayısı (w) belirlemek için birçok çalışma yapılmıştır. Aşağıda yöntemlerden birkaçı bulunmaktadır (Lazinica, 2009, s. 136; Sun vd., 2011, s. 79).

$$w_1 = (w_1 - w_2) * \left[\frac{\text{toplam tur sayısı} - \text{o anki tur}}{\text{tur sayısı}} \right] + w_2 \qquad (2.6)$$

Denklem 2.6'da yer alan w_1 ve w_2 katsayıları, sabit başlangıç ve bitiş değerleridir. Toplam tur sayısı maximum iterasyon sayısını ve o anki tur ' da geçerli iterasyon sayısını göstermektedir. Optimizasyonda en iyi sonuçları elde edebilmek için w değerinin 0.9 'dan

başlayıp 0.4 ile sonlanmasını gerektiği ortaya konmuştur (Shi & Eberhart, 1999). Optimal çözümler için w katsayısı yüksek değerler alırsa evrensel aramaya, küçük değerler alırsa yerel aramaya ağırlık verilmektedir (Tripathi vd., 2007, s. 51; Sun vd., 2011, s. 79).

$$w_i = w_0 * \exp(\text{0 anki tur} / \text{toplam tur sayısı})^n \quad (2.7)$$

$$w = \frac{0.5 + rand}{2} \quad (2.8)$$

2.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Parametreleri

PSO algoritmasında kullanılan parametreler (Bozkurt, 2010, s. 31-34) :

- Sürü sayısı
- Sürü boyutu
- Parçacık aralığı
- En yüksek hız
- İterasyon sayısı
- Öğrenme faktörleri (c_1, c_2)
- Yerel en iyi değer (peniyi)
- Global en iyi değer (geniyi)
- Dinginlik katsayısı (w)
- Durma koşuludur.

İterasyon sayısı: Optimal çözüme ulaşmak için yapılacak olan tekrar sayısını gösterir. İterasyon sayısı sürünün büyüklüğüne göre değişir ve ne kadar yüksekse optimal çözüme o kadar yaklaşılr.

Öğrenme faktörleri: Bilişsel ve sosyal öğrenme oranları (c_1, c_2), PSO'nun daha iyi bir şekilde çalışmasını sağlar.

c_1 = Bilişsel öğrenme oranı ya da kavramsal katsayı olarak tanımlanır. Parçacığı deneyimlerine göre en iyi aday çözüme götüren adım büyüklüğüdür (Omran, 2006, s.24; Sönmez vd., 2013, s. 108).

c_2 = Sosyal öğrenme oranı ya da sosyal katsayı olarak adlandırılır. Tüm sürüleri çözüme götüren adım büyüklüğüdür (Omran, 2006, s.24; Sönmez vd., 2013, s. 108).

c_1 ve c_2 değerleri bazen 2 olarak alınabilir. Bunun nedeni, aramayı peniyi ve geniye 'yi merkez alan tüm bölgeleri kapsayacak hale getirecek olmasıdır. Clerc'in yaptığı çalışmaya göre 1,49445 alınması, PSO yakınsamasını sağlamak için bir daralma faktörünün gerekli olabileceğini gösterir.

Çoğu durumda öğrenme faktörleri aynıdır. Kennedy iki farklı durumu araştırmıştır. Bunlar; sadece sosyal model ve sadece bilişsel model. Araştırmaya göre, her iki modelin de parçacık sürüsü arama başarısı için gerekli olduğu sonucuna ulaşmıştır (Eberhart vd., 2004, s. 91).

Sürü sayısı: Oluşturulacak olan sürüde bulunan parçacık sayısını gösterir. Parçacık sayısı genellikle 20-40 arasında alınır. Ancak zor problemler için 100 ya da 200 parçacıktan oluşması gerekebilir (Eldem, 2014, s.39).

Sürü boyutu: Kabul edilebilir bir sürede genel iyi çözümler bulabilmek için optimize edilmesi çok önemlidir (Couceiro ve Ghamisi, 2016, s. 3). Kullanılacak olan probleme bağlıdır ve uygunluğu araştırılan parametreler sürü boyutunu oluşturur. Bazı durumlarda, büyük sürü boyutu farklı gereksinimlere uyum sağlamak için kullanılabilir (Eberhart vd., 2004, s.92).

Parçacık aralığı (Range): Fonksiyonda kullanılan değişkenlerin aralığına bağlıdır. Değişik boyutlarda ve aralıklarda parçacıklardan oluşabilir (Eldem, 2014, s.39).

En yüksek hız: Parçacıkların arama alanının dışına çıkmamasını sağlar. En yüksek hız parçacık aralığına göre belirlenir.

Sistem parametresi V_{max} patlamayı önlemeyi sağlar ve parçacığın araştırmasının ölçeklendirilmesini inceler. V_{max} için bir değer seçimi problemin bazı bilgilerine bağlıdır. Örneğin, yerel optimumdan kaçmak için V_{max} ' dan daha büyük bir basamak gerekirse, parçacık sıkışacaktır. Ayrıca optimuma yaklaşırken daha küçük adımlar atmak daha iyi olacaktır (Eberhart vd., 2001, s. 331).

Eğer gerekli olursa, her yön için farklı hız sınırı bileşeni kullanılabilir. V_{max} değeri genelde her yön için arama alanının boyutunun bir kısmı olarak alınır. Böylece, arama alanı denklemde olduğu gibi tanımlanırsa, tüm yön bileşenleri için ortak bir maksimum hız aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Parsopoulos, 2010, s. 31) :

$$V_{max} = \frac{\min_i \{b_i - a_i\}}{k} \quad a, b \in \mathbb{R} \quad (2.9)$$

Alternatif olarak, her parçacık için maksimum hız şu şekilde tanımlanabilir:

$$V_{max} = \frac{b_i - a_i}{k} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.10)$$

Yerel en iyi değer: Sürü içerisindeki parçacıkların ulaştığı en iyi değerdir. Parçacık hafızası olarak görülebilir. Her parçacığa bir hafıza tahsis edilmiştir.

En iyi konum her zaman uygun fonksiyonun değerine bağlı değildir. Farklı problemlere uyum sağlamak için en iyi konum tanımlasına birçok kısıt uygulanabilir. Örneğin doğrusal olmayan kısıtlı optimizasyon problemlerinde, parçacıklar uygun olan alanda sadece bu pozisyonları hatırlarlar ve gerçekleştirilemeyen çözümleri görmezden gelirler. Bu basit değişiklik, bir dizi ölçüt sorununun optimumunu başarıyla bulmaktadır (Eberhart vd., 2004, s. 91).

Global en iyi değer: Tüm sürüler içerisinde parçacıklardan elde edilen uygunluk fonksiyonunun en iyi değeridir.

Global en iyi değer, şimdiye kadar parçacık komşusunun elde ettiği en iyi konumdur. Parçacık komşuluğu parçacığın karşılaştığı sosyal çevredir. Geniyi seçimi iki adımdan oluşur. Birinci adım komşuları belirlemek ikinci adım ise komşular arasında geniyi'yi seçmektir.

Komşuların sayısı veya komşu büyüklüğü, algoritmanın yakınsama hızını etkileyecektir. Genellikle daha büyük komşu büyüklüğünün parçacıkları daha hızlı birleştirirken, küçük bir komşu parçacığın erken veya önceden birleşmesini önlemeye yardımcı olur (Eberhart vd., 2004, s. 91).

Dinginlik katsayısı: Dinginlik katsayısı en yüksek hızın araştırma ve faydalanma gibi etkilerini kontrol etmek için geliştirilmiştir.

Eberhart ve Shi tarafından ilk defa kullanılmıştır. Dinginlik katsayısının büyük olması araştırma (keşif) açısından iyidir (Omran, 2006, s.25). Sıklıkla 0.9 ile 0.4 arasındadır. Bu aralıkta PSO algoritması verimli bir şekilde bir noktada birleşir ve performansı, sürü boyutu maksimum iterasyon sayısı gibi diğer parametrelere karşı hassas değildir (Sun vd., 2011, s. 79). V_{max} değişkenlerin dinamik aralığının bir fonksiyonu olarak ayarlanır (Eberhart vd., 2001, s. 342).

Ne uygunluk ağırlık değerleri ile atalet katsayısı ne de daraltılmış modeller herhangi bir V_{max} parametresi gerektirmez. Yakınsaklık algoritmanın matematiksel özelliklerinin doğuştan gelen bir sonucudur. PSO deneyimi ile bir kısıtlama faktörü kullanıldığında, bir V_{max} ' in dahil edilmesinin iyi bir fikir olabileceğini ve çok az hesaplamayla maliyeti düşürülebileceğini gösterir (Eberhart vd., 2001, s. 342).

Dinginlik katsayısı ile ivme sabitleri arasındaki ilişki yakınsaklığı garantilenmek için aşağıdaki denklem 2.11'i sağlamalıdır (Omran, 2006, s.25) :

$$\frac{c_1+c_2}{2} - 1 < w \quad (2.11)$$

Durma koşulu: İstenilen iterasyon sayısına ulaşıldığında ve bulunan sonucun arama alanında olmasıyla durdurulur.

Pozisyon değerleri: Eğer parçacıkların alabileceği değerler belirli bir aralıktaysa ve bu aralığın dışında yeni bir pozisyon hesaplanacaksa bazı kısaltmalar vardır. Bunlar (Clerc, 2010, s. 154; Eldem, 2014, s. 40) :

$$\text{eğer } x_i > x_{max} \text{ ise } x_i = x_{max}$$

$$\text{eğer } x_i < x_{min} \text{ ise } x_i = x_{min} \quad (2.12)$$

Hız değerleri: Pozitif ya da negatif değerler alabildiği için çok yönlü hareketlilik olabilmektedir. Parçacıkların belirlenen çözüm aralığının dışına çıkmamasını sağlamak için hız değerlerinin kontrolü yapılmalıdır. Hız değerleri sınırlarının kısaltmaları (Eberhart vd., 2001, s. 329; Eldem, 2014, s. 40) :

$$V_{min} = -V_{max}$$

$$\text{eğer } V_i > V_{max} \text{ ise } V_i = V_{max}$$

$$\text{eğer } V_i < V_{min} \text{ ise } V_i = V_{min} \quad (2.13)$$

2.2.3. Modern Standart PSO

Bilim insanlarının ve mühendislerin çoğunluğu, PSO'yu kurulan evrimsel algoritmalara karşı çeşitli uygulamalarda test ederek çok iyi sonuçlar elde etmiştir. PSO'nun basitliği, bilgisayar bilimleri ve programlama becerileri konusunda sınırlı birikime sahip çeşitli disiplinlerden bilim insanlarına PSO'yu, klasik optimizasyon yöntemlerinin verimsiz olduğu uygulamalarda verimli bir uygulama aracı olarak kullanmalarına izin vermiştir.

Özcan ve Mohan (1999), çok boyutlu uzaylarda ilk teorik araştırmayı yayınlamışlar ve parçacık yörüngeleri için kapalı form denklemleri oluşturmuşlardır.

Birkaç yıl sonra yakınsaklıkların dinamik sistem analizini gerçekleştiren Clerc ve Kennedy (2002) tarafından geliştirilmiş PSO modellerini oluşturmuşlardır. Clerc ve Kennedy'nin analizi, algoritmaya iyi bir teorik arka plan sunarken araştırılan modellerden birini modern PSO değişkeni olarak belirlemiştir. Bu model aşağıdaki gibidir (Lazinica, 2009, s. 320) :

$$v_{ij}(t+1) = \chi \left[v_{ij}(t) + c_1 R_1 (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 R_2 (p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \right] \quad (2.14)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (2.15)$$

$$i= 1,2,\dots,N \quad j= 1,2,\dots,n$$

v_{ij}^{t+1} : t+1. çevrimde i. Parçacığın j değişkeni için hızı

R_1, R_2 : Rastlantı değerler

$p_{ij}(t)$: t . çevrime kadar i. Parçacığın en iyi j değişken değeri

$p_{gj}(t)$: t .çevrime kadar tercih edilmiş olan komşu parçacıklar içinde en iyi j değişken değeri

χ parametresi, kısıtlama fiktörü ya da kısıtlama katsayısı olarak tanımlanır, diğer parametreler ise daha önce açıklanan PSO modelleriyle aynıdır. Açıkçası, bu parametre denklemler 2.4 ve 2.5' te tanımlanan dinginlik katsayısı ile cebirsel olarak eşdeğerdir (Parsopoulos, 2010, s. 37-38; Omran, 2006, s.35).

$$\chi = \frac{2}{|2-\varphi-\sqrt{(\varphi^2-4\varphi)}|} \quad (2.16)$$

$\varphi = c_1+c_2$ ve $\varphi > 4$. Bu versiyon genellikle kısıtlanmış parçacık sürü optimizasyonu (PSO- Co) olarak bilinir (Sun vd., 2011, s. 37).

2.2.4. İkili Parçacık Sürü Optimizasyonu

Birçok optimizasyon problemi ayrık veya ikili değişkenler içerir. Genel kullanımdaki örnekler zamanlama problemi veya yönlendirme problemleridir. PSO ve prosedürlerin güncellenen formülü, sürekli alana yöneliktir ve sürekli alan için tasarlanmıştır. Ayrık alanlara uyum sağlamak için bazı değişiklikler yapılmalıdır. Kodlama değişiklikleri kolay olabilir ancak hızların anlamlarını tanımlamak ve yörüngelerin değişimlerini belirlemek zordur (Eberhart vd., 2004, s. 92).

Başlangıçta PSO sürekli problemler için kullanılmıştır. Kennedy ve Eberhart 1997 yılında algoritma değişikliği yaparak konum vektörünün 0 ya da 1 değerleri alabildiğini ileri sürmüşlerdir (Mamedsardov, 2009, s. 6). Optimizasyonun bu şekline ikili ya da bir-sıfır parçacık sürü optimizasyonu denmektedir (Tunç, 2008, s. 140). Denklem 2.4 modifikasyonla aşağıdaki gibi olur (Lazinica, 2009, s. 3).

$$mevcut_{nd}^{t+1} = \begin{cases} 1 & \text{eğer } \phi_3 < 1 / (1 + e^{-h_{nd}^{t+1}}) \\ 0 & \text{değilse} \end{cases} \quad (2.17)$$

$\phi_3 = [0,1]$ aralığında rastlantı değeri

veya

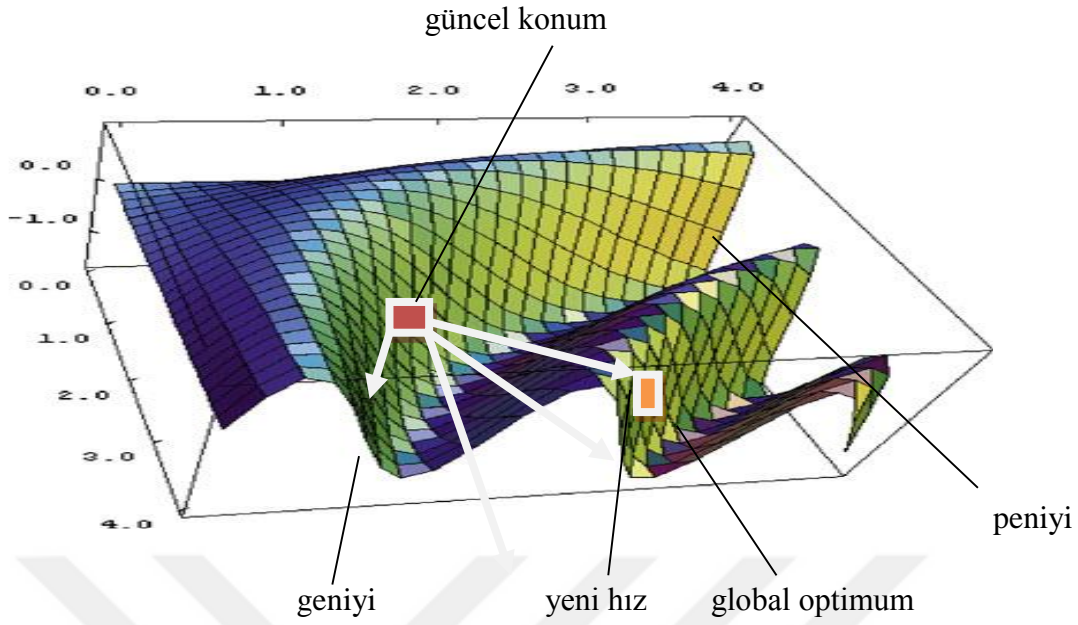
$$mevcut_{nd}^{t+1} = \text{yuvarla} \left\{ \frac{1}{1 + e^{-(mevcut_{nd}^t + h_{nd}^{t+1})}} - 0.06 \right\} \quad (2.18)$$

Denklem 2.18'de 0.06 sabitinin kullanılmasının sebebi hızın sıfır olduğu zamanlarda hareketin olmamasını sağlamak içindir.

2.2.5. Parçacık Etkileşimleri

Parçacık sürü algoritmasının etkinliği, parçacıkların komşularıyla olan etkileşimlerinden kaynaklanmaktadır. Bir parçacık yerel optimumu keşfettiğinde, komşularının çevresinde en iyisi olur ve onlar da en uygun bölgeye çekilirler. Yeni en iyi duruma doğru hareket ettikçe, arama daha iyi olan yeni bölgelerin ortaya çıkmasına neden olabilir ve ilk parçacığı en iyi konumlarına doğru çekmeyi bırakabilirler (Eberhart vd., 2001, s. 342).

Aşağıdaki şekilde hız ve konum vektörüne göre parçacığın hareketi görülmektedir (Kiranyaz vd., 2014, s. 47).



Şekil 1. Hız ve konum vektörüne göre parçacığın hareketi

Eğer f amaç fonksiyonu en küçük olursa, t . adımda kişisel en iyi pozisyon güncellenir. Denklem 2.19'da güncelleme fonksiyonu verilmiştir (Brits vd., 2002, s. 1; Omran, 2006, s. 24; Brits vd., 2007, s. 1861; Kiranyaz vd., 2014, s. 47) :

x_i = Parçacığın mevcut pozisyonu;

v_i = Parçacığın mevcut hızı;

y_i = Parçacığın kişisel en iyi pozisyonu.

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t), & f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1), & f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (2.19)$$

2.2.6. Komşuluk Topolojileri

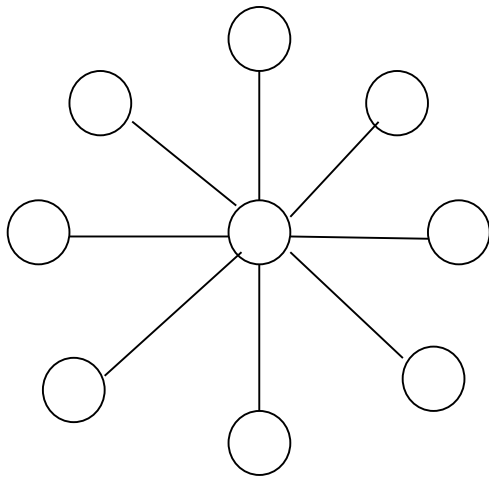
İnsanın sosyal etkileşimi, çoğu sosyal bilimciler tarafından çift bireyler arasındaki iletişim ağı olarak tasvir edilen, bir grup ya da sosyal yapı olarak ortaya çıktığı söylenmektedir. 1940'lı yıllardan bu yana yapılan araştırmalar, bir grup içindeki iletişimin ve grubun performansının sonucunun sosyal ağın yapısından etkilenebildiğini göstermiştir. Parçacık sürü araştırması birkaç basit toplumsal yapıya, özellikle bireylerin komşularıyla etkileşime girmesine ve diğer sosyal yapıların mümkün olmasına rağmen

populasyonda tüm bireylerin en iyi performans gösteren bireyle etkileşime girmesine dayanır (Eberhart vd., 2001, s. 343).

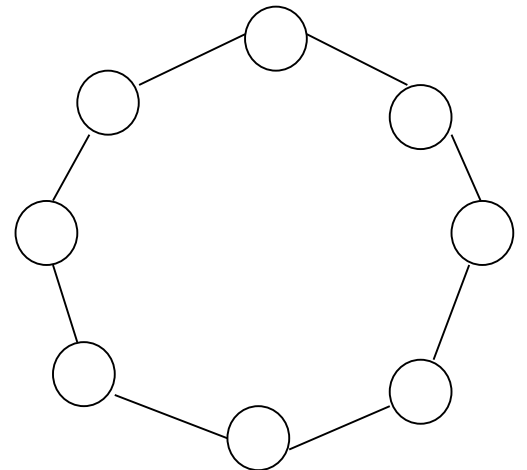
Parçacık sürü optimizasyonunda iki komşuluk türü vardır. Bunlar geni (gbest) ve leniyi (lbest) olarak adlandırılır (Cura, 2008, s. 136).

- geni (gbest): Sürüde bulunan parçacıkların hepsi birbirine komşudur. Bu sebeple en iyi komşuluk değerine sahip olan komşuya göre parçacıkların hızları güncellenir. Sürüde bulunan parçacıklar arama uzayında en iyi kısma aynı zamanda yönlendirildiği için sonuca hızla ulaşılabilir. Fakat global en iyi nokta en iyi parçacığın uzağında ise, diğer parçacıklar optimum olan parçacığın yakınında ve sürü yerel optimum noktasında takılacaktır.
- leniyi (lbest): Sürüde bir parçacığın komşuları belirli sayıda parçacıktır. Bu yüzden hız güncellenmesi sürüde bulunan en iyi parçacığa göre değil, her parçacığın bir alt grubunun en iyisine göre yapılır.

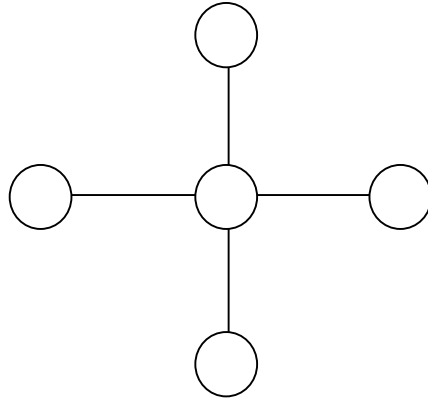
İki yaygın komşuluk topolojisi yıldız (tekerlek) ve halka (daire) topolojileridir. Yıldız topolojisi için bir parçacık merkez olarak seçilir. Diğer tüm parçacıklar sadece bu merkeze bağlıdır. Halka topolojisi için parçacıklar bir daire şeklinde düzenlenir. Her parçacığın sağında ve solunda parçacık vardır ve komşuları soldadır (Sun vd., 2011, s. 95). Son zamanlarda Kennedy ve Mendes (2002) yeni PSO modeli olan Von Neumann topolojisini kullanmışlardır. Von Neumann topolojisi için parçacıklar, her parçacığın dört komşu parçacığı (aşağı, yukarı, sağ, sol) kullanarak şebeke ağı oluşturarak bağlanır. Aşağıdaki şekil 2'de farklı komşuluk topolojilerinin şematik gösterimi verilmiştir (Omran, 2006, s. 28-29; Sun vd., 2011, s. 97).



a) Yıldız Topolojisi



b) Halka Topolojisi



c) Von Neumann Topolojisi

Şekil 2. Farklı komşuluk topolojilerinin şematik gösterimi

2.2.7. Algoritma

PSO' da her parçacığın kendine özgü bir hızı olduğu için bu parçacığın hızı diğer parçacıklardan edindiği bilgilerle optimuma ulaşır. Her döngüde bu hız daha önceki en iyi sonuçlara göre tekrar hesaplanır. Her döngüde sürü daha iyi konuma gelir (Özsağlam, 2009, s. 14).

PSO algoritması için gerekli olan prosedür aşağıdaki gibidir (Tamer vd., 2006, s. 2; Eldem, 2014, s. 42) ;

BEGIN

Başlangıç parametrelerini ayarla

For tüm parçacıklar için başlangıç koşullamalarına getir.

End

Do

For her parçacık için uygunluk değerini hesapla

Eğer uygunluk değeri, peniyi den daha iyi ise;

Şimdi ki değeri yeni peniyi olarak ayarla

End

Tüm parçacıkların bulduğu peniyi değerlerinin en iyisini, tüm parçacıkların geniyi olarak ayarla

For bütün parçacıklar için

(2.4) denklemine göre parçacık hızını hesapla

(2.5) denklemine göre parçacık konumunu güncelle

End

While maksimum iterasyon sayısına veya minimum hata koşulu sağlanana kadar devam et

END

2.2.8. Darwin PSO Algoritması

Darwin PSO (Darwinian PSO, DPSO) algoritması bir sürü ve benzer sürü kümesinin aynı problemdeki performansının karşılaştırılmasıyla edindiği tecrübelerle dayanarak yerel optimumdan kaçınma yeteneğinin geliştiği gözlemlenmiştir. Yani arama yerel optimuma yöneldiğinde doğal seleksiyondan edindiği stratejiyle arama yaptığı bölgeden vazgeçilir ve başka bir bölgede arama yapılır (Cura, 2008, s. 141-144).

PSO doğal seleksiyonunun varsayımları vardır. Bunlar;

- Sürünün hayatta kalma süresi ne kadar uzun olursa yeni bireyler oluşturma olasılığı da o kadar artar.
- Bir sürünün hayatta kalma süresi daha uygun nokta bulamadıkça kısaltılır.
- Sürünün hayatta kalma süresi daha uygun noktaları bulduğu sürece uzatılır.

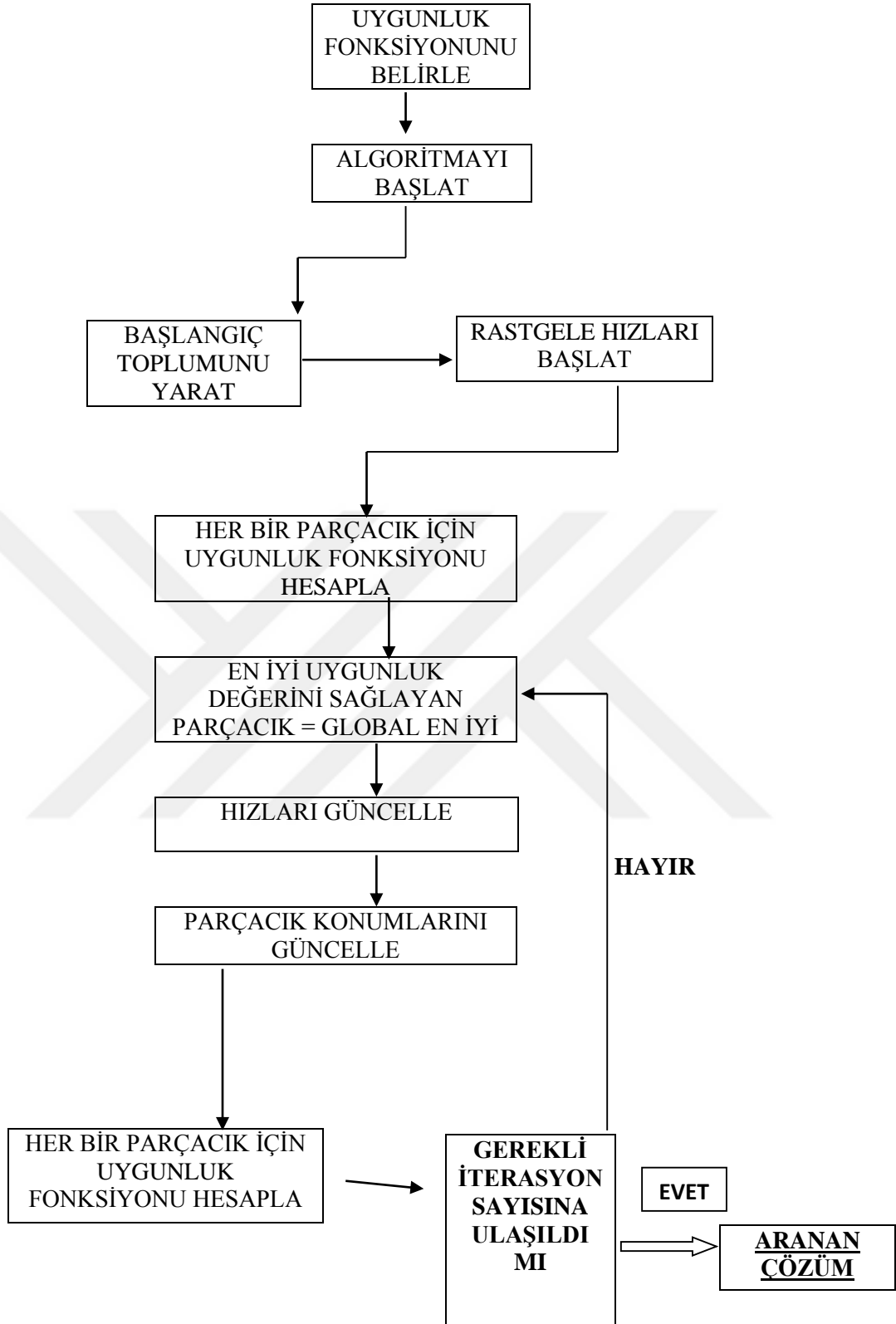
DPSO'da her grup doğal seçimi simüle etmek için tasarlanan grupları bazı kurullarla düzenleyen sıradan bir PSO gibi tek tek performans gösterir. Bu doğal seçim mekanizması ya da Darwin'in en uygun hayatta kalma ilkesi PSO'nun alt optimaliteden kurtulma olasılığını artırır (Couceiro ve Ghamisi, 2016, s. 5). Şekil 3'te Darwin PSO algoritması özeti verilmiştir (Cura, 2008, s. 142)

<p>Ana Döngü Her bir sürü için sürüyü evrimleştir.</p> <p>Her sürü için Sürünün yeni sürü oluşturmaya izin ver Başarısız sürüleri sil</p>	<p>“ Sürü evrimleştir “ Algoritması Sürüdeki her parçacık için parçacık uygunluk değerini güncelle Sürüdeki her parçacık için Parçacık <i>uygunluk</i>değerini güncelle Sürüdeki her parçacık için Parçacığı hareket ettir (Denklem 2.4 teki gibi evrimleştir.) Eğer sürü daha iyiye gittiyse, sürü ömrünü uzat ve yeni parçacıklar oluştur. Eğer sürüde bir gelişme olmazsa sürü ömrünü kısalt ve buna sebep olan Parçacığı sil.</p>
--	--

Şekil 3. Darwin PSO algoritması özeti

2.2.9. Parçacık Sürü Optimizasyonu Akış Şeması

Aşağıda şekil 4’te PSO akış diagramı verilmiştir (Özsağlam, 2009, s. 16; Akbulut, 2016, s. 9).



Şekil 4. PSO akış diyagramı

BÖLÜM III

GENETİK ALGORİTMA

3.1. Evrim Stratejisi

İlk olarak yirminci yüzyılda ABD ve Almanya'da, evrimsel hesaplama ile ilgili çalışmalar yapılmaya başlanmıştır. Bilgisayar biliminde evrim mekanizmalarını kopyalayan iki yaklaşım vardır: evrim stratejileri (ES) ve genetik algoritma (GA). Evrim stratejilerinin teorik temellerini Rechenberg ve Schwefel tarafından oluşturulmuştur (Devillers, 1996, s. 59; Affenzeller vd., 2009, s. 1). 1960'lı yıllarda, Rechenberg (1965, 1973) tarafından uçak kanadı gibi cihazlar için gerçek değerli parametreleri optimize etmek için "evrim stratejileri" ni kullanmıştır. Bu yöntem 1975-1977 yılları arasında Schwefel tarafından daha çok geliştirilmiştir. Evrim stratejileri, çoğunlukla genetik algoritmalar alanından bağımsız olarak gelişen aktif bir araştırma alanı olarak kalmıştır (Mitchell, 1998, s. 2).

1950'lerde ve 1960'larda çalışan birçok kişi, optimizasyon ve makine öğrenimi için evrimden ilham almış algoritmalar geliştirmiştir. Box (1957), Friedman (1959), Bledsoe (1961), Bremermann (1962) ve Reed, Toombs ve Baricelli (1967) bu alanda çalışmışlardır. Evrimci biyologlar kontrollü deneylerle evrimi simüle etmek amacıyla bilgisayarı kullanmışlardır (Mitchell, 1998, s. 3).

Her iki yaklaşım da bir popülasyon modeli ile çalışır ve popülasyonda bulunan her bireyin genetik bilgileri genel olarak farklıdır. Bu genotip, belirli bir bireyin özellikleri hakkında gerekli tüm bilgileri içeren bir parametre vektörünü oluşturur. Esas evrim süreci başlamadan önce, popülasyon keyfi olarak başlatılır; evrim, yani eski neslin yeni nesil tarafından değiştirilmesi belirli bir sonlandırma kriterinin yerine getirilmesine kadar devam eder (Affenzeller, 2009, s. 1).

Gerçek kodlanmış GA'larda olduğu gibi, evrim stratejileri de gerçek değerli optimizasyon problemlerini çözmeyi amaçlamaktadır. ES'lerde, bir birey, eşitlik 3.1'de görüldüğü gibi iki vektörden oluşan $2N$ boyutlu bir vektörü temsil eder:

$$b = \{x_1, \dots, x_N; \sigma_1, \dots, \sigma_N\} \quad (3.1)$$

Gerçek kodlanmış GA'da olduğu gibi ilk bölüm(x_1, \dots, x_N), optimizasyonun olası çözümüne karşılık gelir. İkinci bölüm ise mutasyon için standart sapmaların vektörünü oluşturur (Bodenhofer, 2003, s. 62).

En çok bilinen evrim stratejisi şekil 5'de görüldüğü gibidir (Cura, 2008, s. 90) :

```

t = 0
σ popülasyon büyüklüğündeki başlangıç çözümler belirlenir ve Ct vektörüne atanır.
bitme_koşulu = yanlış
do
uygunluk = f(xi), i = 1,2,..., σ
Ct vektöründen μ ≤ σ adet birey seçilir ve p vektörüne atanır
for j = 1 to σ {
pj'nin σ/μ adet varyasyonundan yeni bireyler oluşturulur ve Ct+1 vektörüne atanır
}
t = t + 1
until bitme_koşulu = doğru

```

Şekil 5. Evrim stratejisi

3.2. Genetik Algoritmalar

Genetik algoritma (GA), genetik ve doğal seçim ilkelerine bağlı bir optimizasyon ve arama yöntemidir (Baluja, 1994, s. 4; Değertekin vd., 2006, s. 3921; Özçakar vd., 2012, s. 128). GA, birçok kişiden oluşan bir popülasyonun, belirtilen seçim kuralları altında "uyum başarısını" en üst düzeye çıkaran (yani, maliyet fonksiyonunu en aza indiren) bir hale getirmesini sağlar. Yöntem, Michigan Üniversitesinde psikoloji, bilgisayar bilimi ve elektrik mühendisi profesörü olan John H. Holland (1975) tarafından 1960'lı ve 70'li yıllar süresince geliştirilmiştir (Bodenhofer, 2003, s. 1; Çolak, 2010, s. 426). Tezi için gaz boru hattı iletiminin kontrolünü içeren zor bir sorunu çözebilen

öğrencisi David Goldberg tarafından popülerleştirilmiştir (Mitchell, 1998, s. 3; Carr, 2014, s. 17). Holland, şema teoremi aracılığıyla GA için teorik bir temel geliştirmeye çalışan ilk kişi olmuştur. Aynı yıl Holland'ın doktora öğrencilerinden biri olan Kenneth De Jong (1975), optimizasyon problemlerini çözmek için genetik algoritmaların kullanımıyla ilgili ilk geniş kapsamlı çalışmayı doktora tezi olarak sunmuştur (Haupt vd., 2004, s. 22-23; Carr, 2014, s. 18).

Holland'ın amacı, belirli problemleri çözmek için algoritmalar tasarlamak değil, doğada olduğu gibi uyum fenomenini incelemek ve doğal adaptasyon mekanizmalarının bilgisayar sistemlerine uyarlanabileceği yollar geliştirmektir (Mitchell, 1998, s. 3).

Genetik algoritmalarının bazı avantajları vardır. Bunlar:

- Sürekli veya ayrık değişkenleri optimize eder.
- Türev bilgileri gerektirmez.
- Maliyet alanının geniş bir örneklemeinden aynı anda arama yapar.
- Çok fazla değişkeni vardır.
- Paralel bilgisayarlar için çok uygundur.
- Son derece karmaşık maliyeti olan değişkenleri optimize eder.
- Sadece bir çözümü yoktur, optimizasyon değişkenlerinin listesini oluşturur.
- Optimizasyonun kodlanmış değişkenlerle yapılması için değişkenleri kodlayabilir
- Sayısal olarak oluşturulan veriler, deneysel veriler veya analitik işlemlerle çalışır.

GA her problemin çözümü için en iyi yöntem değildir. Örneğin, geleneksel yöntemler, sadece birkaç değişkenli iyi oluşturulmuş dışbükey analitik bir fonksiyonun çözümünü hızla bulacak şekilde ayarlanmıştır. Böyle sorularda hesaplama tabanlı yöntemler GA'ya göre daha iyi performans gösterir (Haupt vd., 2004, s. 23).

Genetik algoritma (GA) optimizasyon problemlerini çözmek için stokastik arama algoritmaları olarak bilim ve mühendislikte uygulanan evrimsel algoritmaların en yaygın olarak bilinen türüdür (Yakut vd., 2016, s. 49).

Diğer optimizasyon tekniklerinden farklı olarak genetik algoritma, parametrelerle değil parametrelerin kodlanması ile çalışır. Biyolojik organizmaların genetik süreci üzerine kuruludur. Nesiller ve doğal popülasyonlar, doğal seleksiyon ve en iyi canlılığın sağlanması ilkesine göre gelişirler (Alma, 2009, s. 6).

Genetik algoritmalar için ortak olan temel bileşenler şunlardır (Carr, 2014, s. 2):

- Optimizasyon için uygun fonksiyon

- Bir kromozom popülasyonu
- Hangi kromozomların üretileceği
- Yeni nesil kromozom üretmek için çaprazlama
- Yeni nesil kromozomların rastgele mutasyonu

Genetik algoritmaların normal optimizasyon ve arama tekniklerinden farkları aşağıda verilmiştir (Goldberg, 1989, s. 7; Öznur vd., 2013, s. 193).

1. Genetik algoritmalar, parametrelerin kendileriyle değil parametre setinin kodlanması ile çalışır.
2. Genetik algoritmalar birçok noktada arama yapar.
3. Genetik algoritmalar türev veya yardımcı bilgileri kullanmaz, amaç fonksiyonunu kullanır.
4. Genetik algoritmalar olasılık geçiş kurallarını kullanır, deterministik kuralları kullanmaz.

3.2.1. Genetik Algoritmalarla İlgili Temel Kavramlar

Genetik algoritmalar (GA) hem doğal seleksiyon hem de doğal genetikten esinlenen sayısal optimizasyon algoritmalarıdır. Problemlerin çoğuna uygulanabilen genel bir yöntemdir (Bodenhofer, 2003, s. 1).

GA'nın temel terimleri aşağıda açıklanmıştır:

- **Kromozom:** Biyolojik bir organizmada organizmanın nasıl yapılacağını belirten yapıya kromozom adı verilir. Organizmanın oluşması için bir veya daha fazla kromozom gerekebilir. Kromozomların tamamına genotip, oluşan organizmaya da fenotip denir (Coley, 1999, s. 17).

Kromozomların her biri potansiyel çözümdür. Çözümün standart bir temsili, bir bit dizisi gibidir. Kromozomlar, genetik algoritmanın çözmeye çalıştığı sorunun aday bir çözümünü temsil eden sayısal bir değere veya değerlere denir. Kolay bir örnek aşağıda verilmiştir (Carr, 2014, s. 2).

Kromozom 1: 1101100100110110

- **Gen:** Kromozomlar, gen olarak adlandırılan ayrı birimlerden oluşur. Anlamlı bilgi taşıyan en küçük yapılara gen denilmektedir (Emel vd., 2002, s. 26). "Genler", aday çözümün belirli bir elemanını kodlayan bitişik bitlerin kısa bit blokları ya da tek bitleridir (Mitchell, 1998, s. 5).

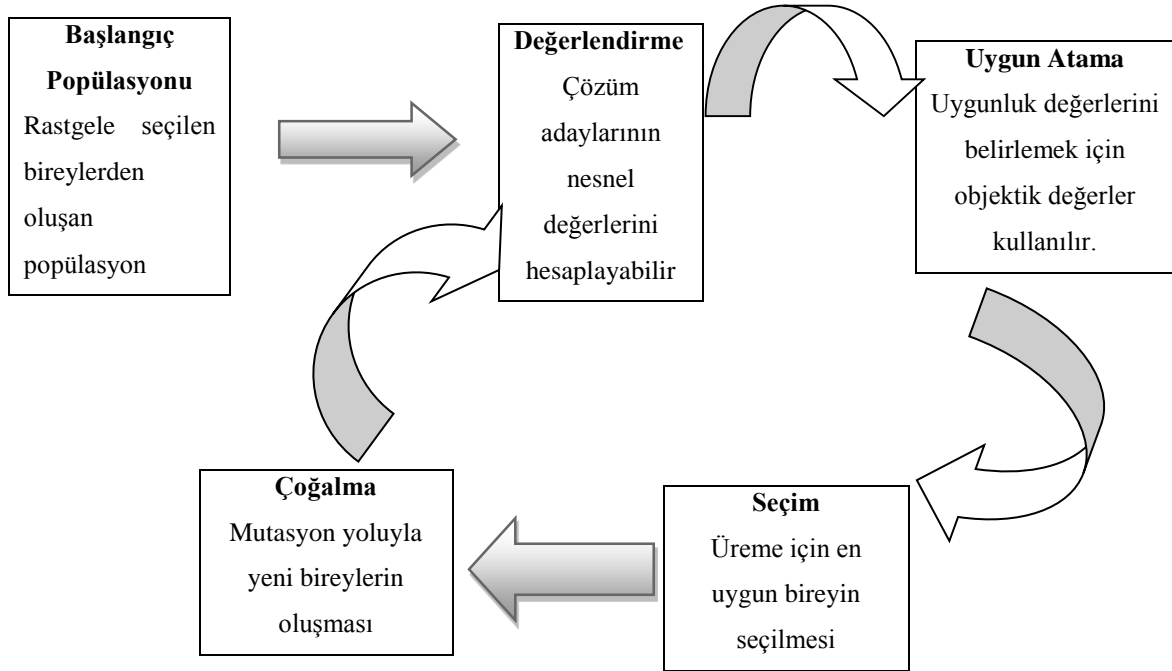
- **Popülasyon:** Kromozomların toplamıdır. Populasyon normal olarak rastgele başlatılır. Olası çözümlerin tüm aralığını kapsar.
- **Kodlama:** Çözüm alanı ile kromozom arasındaki eşleme mekanizmasıdır.

Tablo 1*Doğal ve Genetik Algoritma Kavramlarının Karşılaştırılması*

Doğal	Genetik Algoritma
Kromozom	Dizi
Gen	Özellik
Allel	Özellik değeri
Lokus	Genin dizideki konumu
Genotip	Yapı
Fenotip	Parametre kümesi, alternatif çözüm
Epistasis	Doğrusal olmama

Kaynak: Goldberg, 1989, s. 22

Aşağıda şekil 6'da genetik algoritmaların temel döngüsü gösterilmiştir (Weise, 2009, s. 142).



Şekil 6. Genetik algoritmaların temel döngüsü

3.2.2. Basit Genetik Algoritma

Basit genetik algoritma mekaniği dizeleri kopyalayabilir ve dizelerin bir kısmını değiştirebilir. İşlem kolaylığı ve etki gücü, genetik algoritmaların başlıca dikkat çeken özelliklerindedir (Goldberg, 1989, s. 10).

Belirli bir problemi çözmek için bir genetik algoritma tasarlanırken, kodlama mekanizması birinci derecede önemlidir. Temel olarak, sorun değişkenlerinin niteliğine bağlıdır (Devillers, 1996, s. 5).

Basit genetik algoritma üç tür operatör içerir. Bunlar (Goldberg, 1989, s. 10; Mitchell, 1998, s. 8);

- Seçme
- Çaprazlama
- Mutasyon

Temel genetik algoritma çalışma adımları aşağıdaki gibidir (Mitchell, 1998, s. 8; Emel vd., 2002, s. 132; Gerşil vd., 2013, s. 246):

1. Rastgele seçilen N tane kromozomdan oluşan bir popülasyon oluşturulur (problemin aday çözümleri).
2. Popülasyondaki her kromozom için uygunluk değeri hesaplanır.
3. Belirlenmiş olasılık değerlerine göre kromozomlar rastgele seçilir.
4. Çaprazlama ve mutasyon yoluyla yeni bireyler oluşturulur.
5. Mevcut popülasyon yeni popülasyonla yer değiştirir.
6. 2. adıma dönülür.
7. İterasyon sonlandırma kriteri sağlanınca sona erer. Amaç fonksiyonuna göre en iyi çözüm seçilir.

Tipik genetik algoritma, optimal çözüm bulma yolunda bir dizi adımdan oluşur. Bu adımlar aşağıdaki gibidir (Chen, 2012, s. 34-39).

1. Başlangıç popülasyonu: İlk adım, başlangıçtaki çözümler veya kromozom popülasyonunun oluşturulmasıdır. Kromozomların popülasyonu genellikle rastgele seçilir örneğin bir bilgisayarın rastgele sayılar üretmesine izin verilmesi (Yiğit, 2011, s. 38). Popülasyon büyüklüğünü belirlemek için zor kurallar bulunmamaktadır. Genel olarak popülasyon büyüklüğü 100 ile 200 arasında seçilir. Fakat popülasyon

büyükliğünün yüksek olması problemi çözme süresinin uzamasına sebep olur. Başlangıç popülasyonu, daha sonraki adımların etkili bir şekilde çalışması için çözümler arasında çeşitliliği yüksek geniş kapsamlı bir değişken aralığında olmalıdır.

2. Uyum değeri ve uygunluk fonksiyonu: Bir sonraki adımda, popülasyon bireylerinin uygunluğu değerlendirilir. Genetik algoritmanın amacı, amaç fonksiyonunu en üst düzeye çıkaran problemin özel bir çözümünü oluşturan bireyi bulmaktır, bu nedenle onun uygunluğu bir kromozom için amaç fonksiyonunun değeridir. Genetik algoritmalar en küçükleme problemlerini de çözebilir.

3. Seçim: Üçüncü adımda genetik algoritma tekrar üretmeye başlar. Bir sonraki neslin ebeveyni olacak bireyler ilk kromozom popülasyonundan seçilir. Seçim, popülasyondaki hangi bireylerin genetik materyallerin hepsini veya bir kısmını gelecek kuşaklara aktaracaklarını belirler. Seçim yönteminin amacı, en yüksek uygunluğa sahip daha yüksek üreme olasılığına sahip kromozomlar atamaktır.

Seçim, düşük uyumlulardan yüksek olan kişileri tercih ederek algoritmayı çözüme yönlendiren bileşendir. Deterministik bir işlem olabilir, ancak çoğu uygulamada rastgele bileşenlere sahiptir (Bodenhofer, 2003, s. 18).

4. Çaprazlama: Seçilen iki ebeveynden farklı genlerin yeni bireylere aktarılması işlemidir (Cura, 2008, s. 89; Moallem vd., 2015, s. 77).

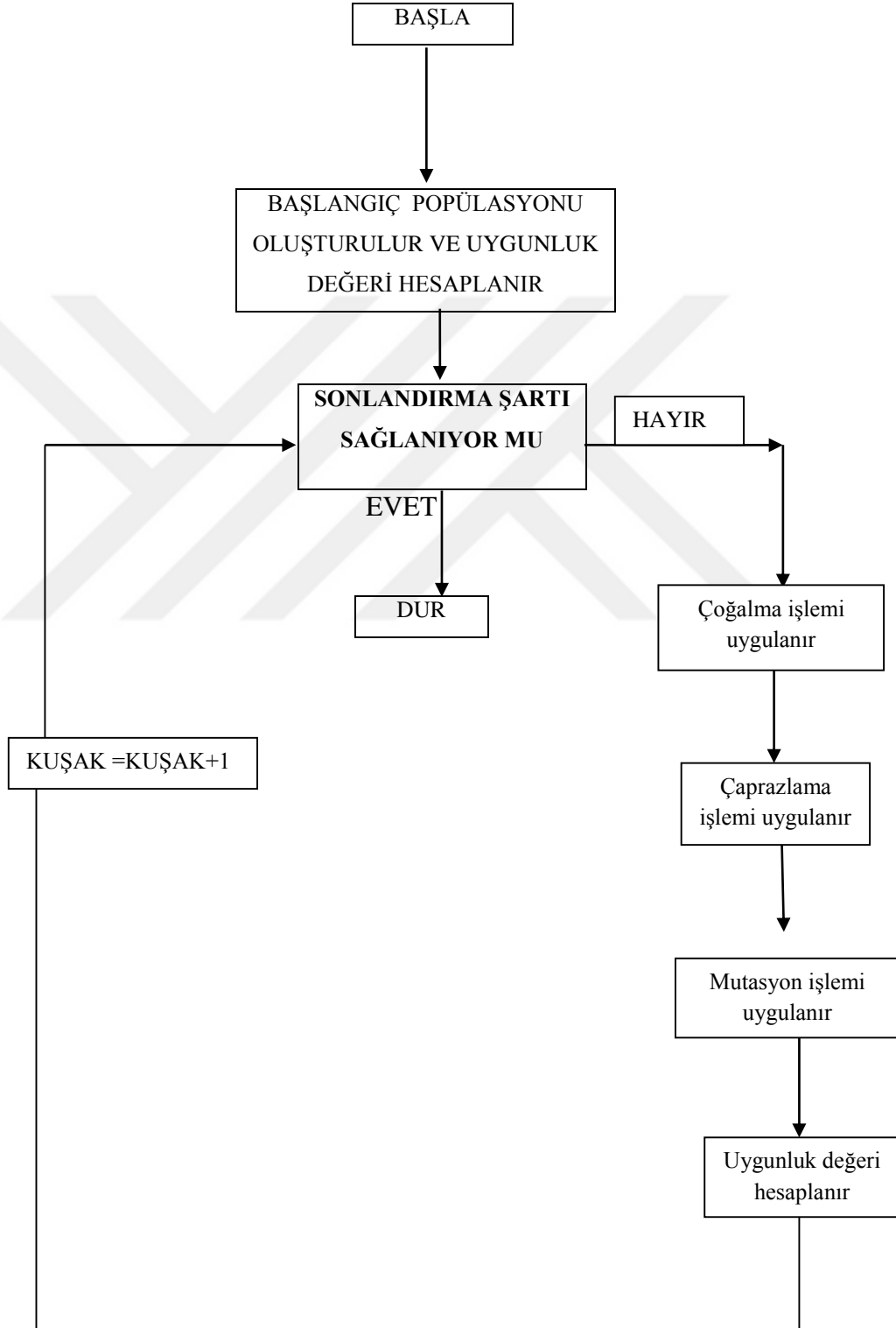
5. Mutasyon: Mutasyon düşük ihtimalle yapılır. Seçim ve çaprazlama ile bağlantılı olarak uygulanan mutasyon, çözüm alanının verimli bir şekilde araştırılmasının yanı sıra, çeşitlilik kaybına uğramasını engeller.

6. Yer değiştirme: Bir kromozomdaki bir veya daha fazla genin yerini bir noktadan başka bir noktaya değiştiren bir işlemdir. Bu durum genotipin anlamını değiştirmez. Bu, doğal genetikte olduğu gibi, bir genin işlevinin kromozomdaki konumundan bağımsız olduğu durumuyla aynıdır.

7. Sonlandırma kriteri: Son adım, sonlandırma kriterinin doğrulanmasıdır. Eğer sonlandırma kriterleri yerine getirilmezse 2. adıma dönülür. Sonlandırma kriteri, azami nesiller sayısına ulaşıldığında ya da bireylerin popülasyonunun genotipleri (yapıları) birbirine yaklaştığı zaman durdurulur. Üretimin maksimum sayısı genetik algoritma çalıştırılmadan önce belirlenir ve bu da genetik algoritmanın süresiz olarak devam etmemesini sağlar. Yakınsama bu şekilde olabilir: Tüm dizelerdeki tüm bit pozisyonları

özdeş olduğunda genotip yapısının yakınsaması gerçekleşir. Bu durumda çaprazlama fazla etkiye sahip olmayacaktır.

Aşağıda şekilde genetik algoritmanın akış diyagramı verilmiştir (Emel vd., 2002, s. 149).



Şekil 7. GA akış diyagramı

Genetik algoritmaların genel yapısı aşağıdaki gibidir (Gen ve Cheng, 2000, s. 2):

```

begin
  t = 0 ;
  P ( t ) başlangıç popülasyonunu oluştur ;
  P ( t ) kromozomların uyum değerlerini hesapla ;
  while ( durdurma kriteri sağlanmıyorsa ) do
  begin
    P ( t ) = C ( t ) yi operatörler ile değiştir.
    C ( t ) kromozomlarının uyum değerlerini hesapla ;
    P ( t+1 ) ( yeni popülasyon ) = C ( t ) ve P ( t ) uygun olanları seç
    t = t + 1;
  end
end
end

```

Şekil 8. Genetik algoritmalar

$P (t) = t$. nesildeki popülasyon

$C (t) = t$. nesildeki kromozomlar

3.2.2.1. Genetik Algoritma Parametreleri

Genetik algoritma bileşenlerinin her birinin parametreleri vardır. Bu parametreler;

1. Popülasyon büyüklüğü
2. Çaprazlama olasılığı
3. Mutasyon olasılığı
4. Seçim stratejisi
5. Kuşak aralığı
6. Fonksiyon ölçeklemesi

Bu parametrelerin deęerleri GA performansını yani GA 'nın optimal ya da en yakın optimal çözümleri bulmasını etkiler. Bu nedenle GA uygulamalarında en önemli karar GA kontrol parametrelerini belirlemektir (Emel vd., 2002, s. 135; Yeniay, 2001, s. 40).

3.2.3. Kodlama ve Gösterim

Genetik algoritmalar, parametreler yerine kromozomları kullanır. Genetik algoritma uygulamalarında ilk olarak bütün algoritmayı temsil edecek kodlamanın oluşturulması gereklidir (Altıparmak, 1996, s. 40). Problemlerin türüne göre kodlamalar; ikili kodlama, tam sayılı veya sıralı permütasyon kodlama ve gerçel sayı kodlamadır.

3.2.3.1. İkili Kodlama

GA 'nın ilk arařtırmalarında kullanılması ve basitlięi nedeniyle çok yaygındır. Her kromozom dizisinde 0 ve 1 sayısı alan bitler vardır. Şekil 9' da ikili kodlama örneęi verilmiřtir (Yalçınkaya, 2010, s. 36).

KromozomA	1	0	1	1	0	0	1	1	0
Kromozom B	1	1	1	1	1	0	0	0	1

Şekil 9. İkili kodlama örneęi

3.2.3.2. Tam Sayı veya Permütasyon (Sıralı) Kodlama

Sıralı kodlama işlemi, gezgin satıcı problemleri ve araç rotalama problemlerinde kullanılabilir. Permütasyon kodlamasında, her kromozom, bir dizideki bir konumu oluşturan bir dizi sayıdır. Şekil 10' da sıralı kodlama örneęi verilmiřtir (Yalçınkaya, 2010, s. 36).

Kromozom X	1	5	3	2	6	4	7	9	8
Kromozom Y	8	5	6	7	2	3	1	4	9

Şekil 10. Sıralı kodlama örneği

3.2.3.3. Gerçel Sayı Kodlama

Gerçel sayı kodlama, optimizasyon problemleri için en iyi kodlama metodudur. Bu metod ile tüm arama alanını temsil edecek kromozomlar oluşturulabilir. Genetik operatörler, bu metoda göre düzenlenmiştir (Gen ve Cheng, 2000, s. 3).

3.2.4. Uyum Değeri ve Uyum Fonksiyonu

Uyum fonksiyonu, algoritmanın optimize etmeye çalıştığı bir fonksiyondur. Uyumluluk sözcüğü evrim teorisinden alınmıştır. Bu fonksiyon, organizmaların (aday çözümlerin) uyum sağladığı yaşam alanı gibidir. Algoritmadaki kromozomların zaman içinde nasıl değişeceğini belirleyen tek adımdır ve en iyi çözümü bulma ile hiç çözüm bulamama arasındaki fark anlamına gelmektedir (Carr, 2014, s. 5).

Uyum fonksiyonu, GA' nın kara kutusudur. İterasyonların başında, popülasyondaki bireyler için uygunluk fonksiyonu değerleri genellikle rastgele dağılır. Arama ilerledikçe, her gen için değerler bulunur. Evrim süreci boyunca, uygunluk aralığındaki çeşitlilik aramanın uzun sürmesine sebep olur (Alma, 2009, s. 20).

Bireyin bit dizesi olan genotip, çözüm alternatifi olan fenotipe dönüştürülmelidir. Genotip kodu çözüldükten sonra, uygunluğun hesaplanması basittir. Uygunluk fonksiyonu, doğal çevrenin rolünü yerine getirir ve uygunluk derecesine göre çözümleri derecelendirir (Coley, 1999, s. 35).

Optimizasyon problemlerinde f fonksiyonu minimize etmek istenirse, g fonksiyonunu maksimize etmek için $g = -f$ olur (Michalewicz, 1996, s. 33).

$$\min f(x) = \max g(x) = \max(-f(x)) \quad (3.2)$$

Fonksiyon sonucunun pozitif olması için C sabiti eklenir.

$$\max g(x) = (\max g(x) + C) \quad (3.3)$$

3.2.5. Başlangıç Popülasyonu

Genetik algoritma, optimum çözümü bulmak için birden fazla noktadan arama yapmaya başlar. Bu noktaların başlangıç değerlerini oluşturmak önemlidir. Genellikle ilk popülasyon rastsal olarak bütün arama alanını temsil edecek şekilde oluşturulur. Ancak bazı çalışmalar; özellikle sınırlı optimizasyon problemlerinde, başlangıç popülasyonunun oluşturulması (çözüm adayları veya kromozomlar), önceki bilgilere veya sezgisel yöntemlere bağlı olarak oluşturulur (Affenzeller vd., 2009, s. 2; Ünal vd., 2012, s. 23).

İlk popülasyon oluşturulurken iki karar alınması gereklidir; popülasyon büyüklüğü ve çözümde ilk tahminlerin nereden geldiği. Büyük popülasyon büyüklüğünün seçilmesi, başlangıç çözümünün yüksek bir uygunluğa ve en uygun çözüme ulaşma şansını artıracaktır (Devillers, 1996, s. 44; Çetin, 2006, s. 37).

İlk (rastgele oluşturulmuş) popülasyon tablosu aşağıdaki gibidir.

Tablo 2

Rastgele Oluşturulmuş Popülasyon Tablosu

Kromozom	Kromozom dizisi	Uygunluk
A	00000110	2
B	11101110	6
C	00100000	1
D	00110100	3

Kaynak: Mitchell, 1998, s. 9

3.2.6. Genetik Algoritmalarda Temel Operatörler

Genetik algoritmalarda temel operatörler mutasyon operatörü, çaprazlama operatörü ve yeniden üretim operatörüdür.

3.2.6.1. Mutasyon Operatörü

Mutasyon operatörü, genetik algoritmada ikincil bir rol oynamaktadır. Deneysel GA çalışmalarında iyi sonuçlar elde etmek için mutasyon sıklığının bin bit (pozisyon) aktarımına bir mutasyon sırası verilir. Doğal popülasyonlarda mutasyon oranları benzer şekilde küçüktür bu sebeple mutasyonun genetik algoritma adaptasyonunun, ikincil bir mekanizması olarak uygun olduğu sonucuna ulaşmamızı sağlar (Goldberg, 1989, s. 14).

Mutasyon operatörü, yeni kromozomlardaki bitleri rastgele tek tek çevirir (0'ı 1'e çevirir veya tam tersi). Genel olarak mutasyon, 0.001 gibi çok düşük olasılıkla olur (Coley, 1999, s. 22). Bazı algoritmalar mutasyon operatörünü seçim ve çaprazlama operatörlerinden önce uygular. İlk bakışta mutasyon operatörü gereksiz görünebilir. Fakat mutasyonlar çok önemlidir (Carr, 2014, s. 4).

Mutasyonlar, bit dizelerinde dağınık ve rastgele değişikliklere yol açar. Goldberg'e göre (1989) mutasyon, genetik algoritmalarda kayıp genetik materyali geri yüklemeye ikincil bir rol oynamaktadır (Goldberg, 1989, s. 14). Sabit tutulabilir veya genetik algoritmanın çalışması boyunca değişkenlik gösterebilen mutasyon olasılığı (P_m) genellikle düşüktür. Bu olasılık kodlamanın seçimine bağlıdır (Devillers, 1996, s. 10).

Mutasyonlar, arama alanının farklı alanlarına yönlendirilmemiş atlamalara izin verir. Tamsayı numaralandırma formülasyonları gibi daha yüksek sıradaki alfabelerde, mutasyon, bir alelin rastgele seçilen bir değere, mutasyon olasılığı ile uygun aralıkta değiştirilmesiyle olur (Affenzeller vd., 2009, s. 9). Şekil 11'de tam sayılı kromozomda rastgele seçilen iki gen mutasyonu gösterilmiştir (Özçakar, 1998, s.73).

Kromozom A	7	9	3	4	5	6	2	1	8
			↓					↓	
Kromozom A'	7	9	1	4	5	6	2	3	8

Şekil 11. Tam sayılı kromozomda rastgele seçilen iki gen mutasyonu

Kromozomdan rastgele seçilen bir genin başka bir sıraya koyulması da bir diğer mutasyon yöntemidir (Özçakar, 1998, s.74).

Kromozom B	7	9	3	4	5	6	2	1	8
Kromozom B'	2	7	9	3	4	5	6	1	8

Şekil 12. Sıra deęiřtirme mutasyon örneęi

Dönüřüm mutasyonu, dizedeki iki konumu rastgele seçerek ve bu konular arasında deęerlerin görünme sırasını tersine çevirerek çalıřır (Alma, 2009, s. 33).

1	2	3	4	5	6	7	8	9
---	---	---	---	---	---	---	---	---

1	5	4	3	2	6	7	8	9
---	---	---	---	---	---	---	---	---

Şekil 13. Dönüřüm mutasyonu örneęi

3.2.6.2.Çaprazlama Operatörü

Standart GA'da ikili kodlama için önerilen en kolay formülasyonda, çaprazlama iki kiřiyi alır ve kromozom dizilerini rastgele seçilen bazı konumlarda keser. Üretilen alt dizinler daha sonra iki yeni tam uzunlukta kromozom üretmek için deęiřtirilir (Affenzeller vd., 2009, s. 7). Aslında, çaprazlama, iki ebeveynin kromozomları arasındaki genlerin deęiřimi anlamına gelir (Bodenhofer, 2003, s. 20).

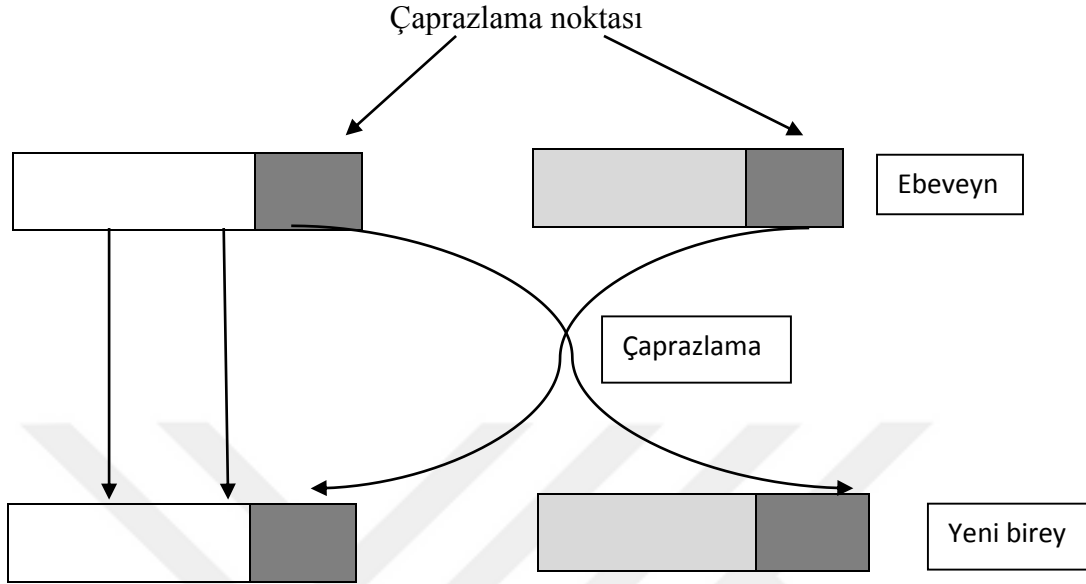
Çaprazlama, arama alanının yeni parçalarının keřfedilmesini saęlar ve farklı çözümler için bilginin bir araya getirilebileceęi bir yöntem saęlar (Coley, 1999, s. 25).

Tek noktalı çaprazlama

Genetik algoritmalarda genel olarak çaprazlama operatörü olarak tek noktalı çaprazlama kullanılır (Coley, 1999, s. 25). En basit durumda, iki dizeyi rastgele seçilmiş bir konumda kesip iki uç kısmı deęiřtirerek bu iřlemi gerçekleřtirebiliriz (Bodenhofer, 2003, s. 20).

Seçilen iki kromozomdan rastgele kesim yapılır ve iki bař ve iki uç bölüm oluřmuř olur. Daha sonra iki uç kısım yeni bir kromozom oluřturmak için deęiřtirilir.

Aşağıdaki şekilde tek noktali çaprazlama örneđi verilmiştir (Affenzeller vd., 2009, s. 8).

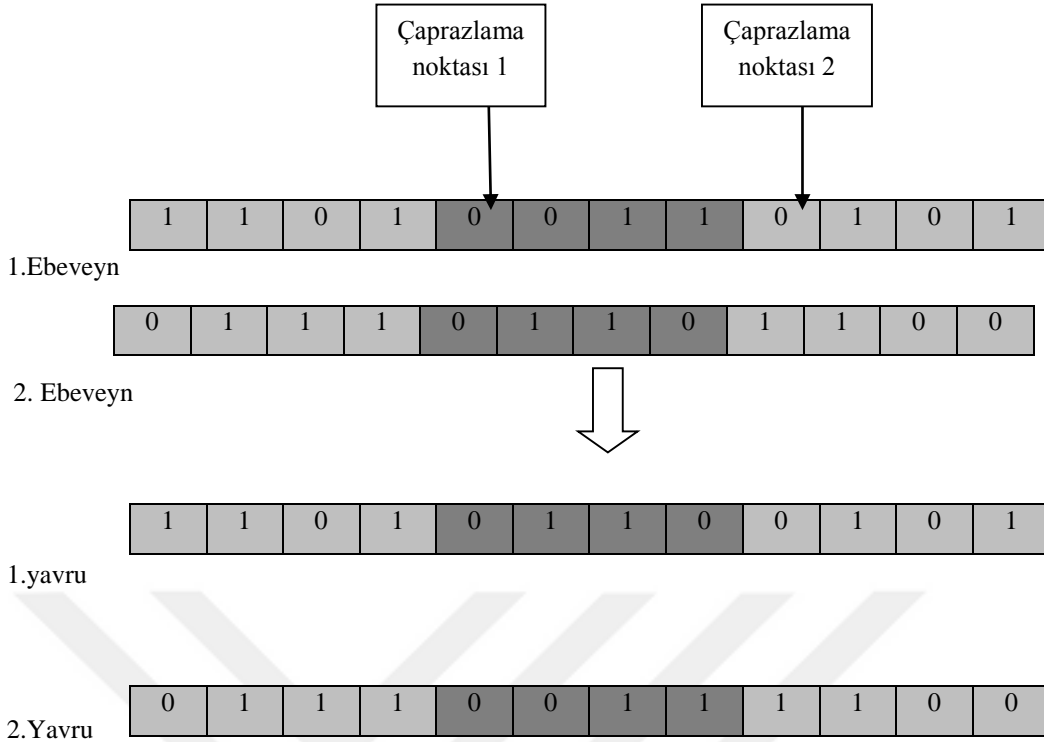


Şekil 14. Tek noktali çaprazlama örneđi

İki Noktali Çaprazlama

Belirli sayıda çaprazlama noktası seçilir ve gen değerleri bu iki noktanın her ikisi arasında değiştirilir (Bodenhofer, 2003, s. 20).

Bazı araştırmacılara göre, iki noktali çaprazlama, dizelerde bulunan iyi özellikleri birleştirmek için daha uygundur, çünkü bir kromozom tüm uzunluğu boyunca tekdüze örnekler verir. Aynı zamanda iki noktali çaprazlama, gittikçe artan sayıda çaprazlama noktaları ile daha da bozucu hale gelir, yani daha uzun yapı bloklarının gelişimi gittikçe zorlaşır (Affenzeller vd., 2009, s. 8). Şekil 15'te iki noktali çaprazlama örneđi verilmiştir (Kaya, 2014, s. 28).

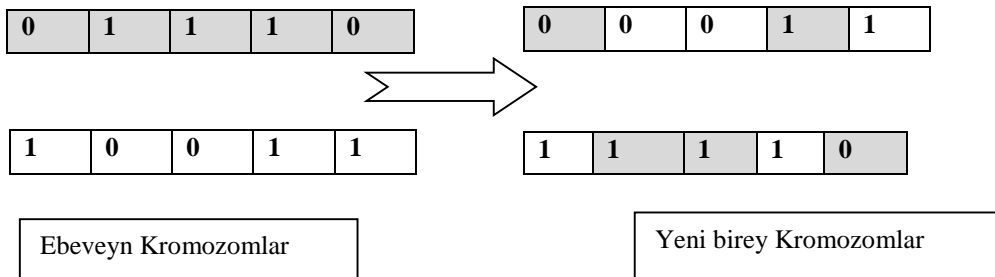


Şekil 15. İki noktalı çaprazlama örneği

Uniform Çaprazlama

İki ebeveyn verildiğinde, yeni bireylerdeki her gen, ilgili geni ebeveynlerinden birinden kopyalayarak oluşturulur. Birinci ebeveynin geni ilk yeni bireye, ikinci ebeveynin geni ikinci bireye aktarılır (Affenzeller vd., 2009, s. 8; Magalhaes ve Mendes, 2013, s. 168).

Uniform çaprazlama, takas olasılığı olarak bilinen p_e değerine göre olur. Bu değer genellikle 0.5 olarak alınır (Sastry vd., 2014, s. 97). Her pozisyonda, eğer değer bir parametrenin altında ise, gen ilk ebeveyninden aksi takdirde ikinci ebeveyninden alınır. (Alma, 2009, s. 26). Şekil 16'da uniform çaprazlama örneği verilmiştir (Dawid, 2011, s. 46).



Şekil 16. Uniform çaprazlama örneği

Bu çaprazlamaların dışında PMX (Partially Matched Crossover), OX (sıra tabanlı çaprazlama) ve CX (Cycle crossover) çaprazlama operatörleri de kullanılmaktadır (Sasstry vd., 2014, s. 99).

3.2.6.3. Yeniden Üretim Operatörü

Yeniden üretim, bireysel dizelerin amaç fonksiyonu değerine göre kopyalanması işlemine denir. Amaç fonksiyonu f , maksimize etmek istediğimiz kar, yarar veya iyilik ölçütü olarak düşünebiliriz. Dizeleri uygunluk değerlerine göre kopyalamak, daha yüksek değere sahip dizelerin sonraki nesile bir veya daha fazla yeni bireyle katkıda bulunma olasılığının yüksek olduğu anlamına gelir. Bu operatör doğal seleksiyonun yapay bir versiyonudur. Yeniden üretim operatörü, algoritmada çeşitli biçimlerde uygulanabilir (Goldberg, 1989, s. 10).

Maksimizasyon problemlerinde, yeni nesillerde uyum değeri yüksek daha çok kopya, minimizasyon problemlerinde ise uyum değeri düşük daha çok kopya bulunur (Adeli ve Sarma, 2006, s. 40).

n : Popülasyonun büyüklüğü

f_i : İterasyondaki dizinin uyum değeri

f_{sumi} : Mevcut iterasyondaki uyum değerlerinin toplamı

f_{ave} : Mevcut iterasyondaki uyum değerlerinin ortalaması

$$f_{ave} = f_{sumi}/n \quad (3.4)$$

$$i. \text{ dizinin seçilme ihtimali } , ps_i = f_i/f_{sumi} \quad (3.5)$$

$$i. \text{ dizinin kopya sayısı, } num_i = n \times ps_i = f_i/f_{ave} \quad (3.6)$$

3.2.7. Seçim Metotları

Seçim, kromozomların, uygunluk fonksiyon değerlerine göre kopyalanacağı bir süreçtir. İki amaç için kullanılır. Üretim için ebeveynlerin belirlenmesi ve gelecek nesillerde kullanılacak olan kromozomların belirlenmesi. Bu yöntemin sonuçlara etkisi çok büyüktür. Ebeveyn seçim tekniklerinden bazıları aşağıdaki gibi özetlenebilir (Alma, 2009, s. 20).

3.2.7.1. Turnuva Seçimi

Bu yöntemde, yeni bireyler rastgele gruplandırılmıştır. Her grupta yeni bireyler birbirleriyle rekabet eder. Operasyon toplam popülasyon oluşturulana kadar devam eder. Bu yöntemde grup boyutu önemlidir ve yöntemin performansını büyük ölçüde etkiler. Turnuva seçim yöntemi belirleyicidir (deterministik) ve daha büyük popülasyon büyüklükleri için en iyi sonucu verir (Sivanandam ve Deepa, 2008, s. 48). Çünkü sıralama büyük popülasyonlar için zaman alıcı olur (Haupt vd., 2004, s. 41; Ünal vd., 2012, s. 26).

Turnuva seçiminde, s kromozomları rastgele seçilir ve birbirlerine karşı bir turnuva başlar. S kromozomlar grubundaki en güçlü birey turnuvayı kazanır ve ebeveyn olarak seçilir. S'nin en çok kullanılan değeri 2'dir. Bu seçim şemasını kullanarak, n bireyi seçmek için n tane turnuva gereklidir (Affenzeller vd., 2009, s. 7; Sastry vd., 2014, s. 96). Bir yeni bireyin seçilme olasılığı eşitlik (3.7) 'de verilmiştir (Ünal vd., 2012, s. 26)

$$p_i = \frac{1}{\mu^q} ((\mu - i + 1)^q - (\mu - i)^q) \quad (3.7)$$

q : Turnuva boyutu

p_i : i ' nin seçilme olasılığı

3.2.7.2. Oransal Seçim

Popülasyonun her bireyi kendi uygunluğuyla orantılı bir alanla temsil edilir. Tekerleği döndürerek bireyler rastgele örnekleme yöntemiyle değiştirilerek seçilir. Orantılı seçimin diğer değişkenleri, tek veya bir grup yüksek derecede uygun bireylerin ("süper bireyler") stokastik örnekleme teknikleriyle baskınlığını azaltmayı amaçlamaktadır (Affenzeller vd., 2009, s. 7).

Rulet tekerleği seçimi uygulama adımları aşağıdaki gibidir (Sastry vd., 2005, s. 95):

1. Popülasyondaki tüm bireylerin uygunluk değeri f_i , hesaplanır.
2. Popülasyondaki tüm bireylerin seçilme ihtimali p_i hesaplanır.

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j} \quad n = \text{Popülasyon büyüklüğü}$$

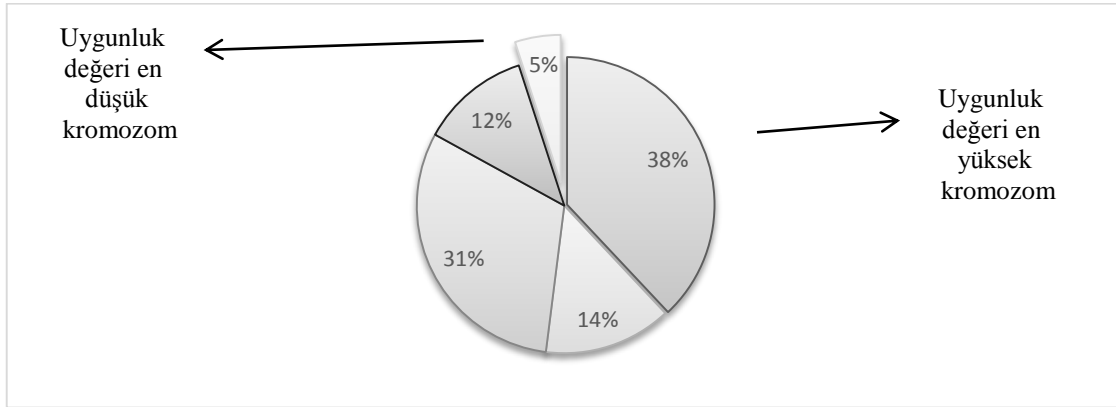
3. Popülasyondaki her bireyin toplam olasılığı q_i , hesaplanır.

$$q_i = \sum_{j=1}^n p_j$$

4. $r \in (0,1]$ aralığında bir sayı üretilir.

5. Eğer $r < q_1$ ise birinci kromozom X_1 seçilir, değilse $q_{i-1} < r \leq q_i$ olacak şekilde $x_i y_i$ seçilir.
6. Eşleme havuzunda n tane kromozom oluşturmak için n defa 4. ve 5. adımları tekrarlanır.

Şekil 17’de rulet tekniği seçim stratejisi gösterilmiştir (Kervan, 2009, s. 12).



Şekil 17. Rulet tekniği seçim stratejisi

3.2.7.3. Sıralama Seçimi

Sıra tabanlı seçim, uygunluk orantılı seçimin gözlemlenen dezavantajlarından esinlenilen bir başka yöntemdir. Popülasyondaki her kromozom uygunluk değerine göre sıralanır. Sıralama seçim olasılığı hesaplamak için kullanılan denklem aşağıda verilmiştir (Alma, 2009, s. 22):

$$P_{sıralama}(i) = \frac{(2-s)}{\mu} + \frac{2i(s-1)}{\mu(\mu-1)} \quad (3.8)$$

$$s : 1 < s \leq 2$$

μ : Toplam sıralama sayısı

Sıralama seçimi, bazı başarılarla kullanılmış olsa bile, farklı bireylerin uygunluk farklılıkları hakkındaki bilgileri yoksayar ve şema teorisini ihlal eder (Affenzeller vd., 2009, s. 7).

3.2.8. Yerdeğiştirme

Çaprazlama ve mutasyon yoluyla yeni nesil bireyler üretildikten sonra, yeni adaylardan hangisinin yeni neslin üyeleri olması gerektiği sorusu ortaya çıkar. Yer değiştirme, bireylerin ömürlerini belirler ve algoritmanın yakınsama davranışını büyük ölçüde etkiler (Affenzeller vd., 2009, s. 9).

En yaygın tekniklerden bazıları aşağıda özetlenmiştir (Sastry vd., 2014, s. 101):

Nesil değişimi: Tüm popülasyonun yerini yavruları alır. Bu nedenle, evrim stratejisine benzer şekilde, en iyi bireyin uygunluğu evrimin bir aşamasında azalabilir (Affenzeller vd., 2009, s. 9).

Tümünü sil: Bu teknik mevcut popülasyonun tüm kromozomlarını siler ve yeni oluşturulmuş olan aynı sayıda kromozom ile yer değiştirir. Diğer tekniklere göre uygulaması kolay olduğundan dolayı daha çok tercih edilen tekniktir.

Kararlı hal: Bu teknik n tane eski üyeyi n tane yeni üyeyle değiştirir. Herhangi bir zamanda n sayısının silinmesi veya yer değiştirilmesi silme tekniğinin bir parametresidir. Ayrıca, mevcut popülasyondan hangi üyelerin silineceğine karar vermek de önemlidir.

Kararlı hal kopyaları sil: Bu teknik, kararlı durum tekniği ile aynıdır, ancak algoritma, yinelenen kromozomların popülasyona eklenmesini kontrol eder. Hesaplama artar ve arama alanının daha fazla araştırmasına sebep olur (Affenzeller vd., 2009, s. 10).

3.2.9. Genetik Algoritma Sonlandırma Koşulları

Sonlandırma kriter fonksiyonu, sonlandırmakriter() $\in \{doğru, yanlış\}$, doğru olarak değerlendirildiğinde, optimizasyon işlemi durur ve sonuçları döndürür.

Bir optimizasyonun sonlandırılması ya da bitirilmemesine karar vermek için bazı ölçütler vardır. Bunlar (Weise, 2009, s. 4);

1. Kullanıcı optimizasyon algoritmasına maksimum hesaplama zamanı verebilir. Bu zaman aşıldığında optimizasyon durdurulmalıdır.
2. Zaman sınırı belirlemek yerine toplam iterasyon sayısı da belirlenebilir.

3. Belirli bir sayıda yineleme için çözüm kalitesinde herhangi bir iyileşme tespit edilemediğinde, optimizasyon durdurulmalıdır.
4. Örnek bir veri kümesi veya sınıflandırıcı optimize edersek, bu verileri eğitim ve set kümesine böleriz. Eğitim seti optimizasyon sürecini yönlendirirken, test seti sonuçları doğrulamak için kullanılır.
5. Eğer iyi bir çözüm bulunmuşsa, optimizasyon sonlandırılabilir.

3.3. GA ve PSO Karşılaştırılması

GA evrimsel en iyileştiricidir. Optimizasyon için olası çözümler (bireyler), mutasyon, çaprazlama ve seçim birincil operatörlerdir. Evrimsel tekniklerin adımları ile PSO adımlarının birçok ortak noktası vardır (Lazinica, 2009, s. 54). Bunlar (Lazinica, 2009, s. 405; Peyvandi vd., 2011, s. 182; Akbulut, 2016, s. 19);

1. Her iki teknik de başlangıçta rastgele üretilen arama alanından gelen bir popülasyonu PSO durumunda sürü (swarm) kullanır.
2. Aynı popülasyona ait çözümler, arama sırasında birbirleriyle etkileşime girer.
3. Çözümler, gerçek dünyadan esinlenen teknikler kullanılarak geliştirilir.
4. Her ikisinin popülasyonu değerlendirebilmek için uygunluk değerleri vardır.
5. PSO ve GA popülasyonu günceller ve rastgele yöntemlerle optimumu araştırır.
6. İki optimizasyon yönteminde de başarılı bir sonucuna ulaşılması kesin değildir.

PSO'nun çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörleri bulunmamaktadır. Parçacıklar sahip oldukları hızlarıyla güncellenir.

Parçacıklar, optimizasyon sırasında gerçek uzaydaki çok boyutlu noktalar. Parçacıklar, değişken sınırlar içinde rasgele başlatılır ve parçacıklar arasında bazı iletişim olanağı ile arama uzayında optimum (maksimum veya minimum) arar. Bir maksimizasyon (veya minimizasyon) problemi için, parçacıklar, stokastik olan bir konum güncelleme denklemi kullanılarak, en yüksek (veya en düşük) objektif fonksiyon değeri ile parçacığa doğru hareket edecektir. Bu konum güncelleme yöntemi, GA'da yeni nesillerde yeni bireyler üretmek için kullanılan çapraz ve mutasyon operasyonlarının kullanımına benzer. Bununla birlikte, PSO, parçacık konumunun güncellenmesi genellikle her parçacığın en iyi parçacıklarını (küresel veya komşulukta) içerdiğinden farklıdır. Konum güncelleme, her zaman şimdiye kadar bulunan en iyi çözümü kullanır (Lazinica, 2009, s. 54).

Parçacık sürü optimizasyonunda parçacıklar, Newton'un fizik prensiplerine göre hareket etmekte genetik algorithma ise Charles Darwin'in evrim teorisi prensipleriyle örtüşmektedir.

PSO'nun en önemli avantajı ve diğer algoritmalara göre kolay olmasının sebebi, yalnızca bir değişim faktörü olan hız vektörü, parçacıkların güncellenmesini sağladığından PSO algoritmasını çeşitli problemlere göre ayarlanabilir. Genetik algorithma ise kromozomların güncellenmesi için üç veya daha fazla operatöre ihtiyaç vardır: mutasyon, çaprazlama ve doğal seçim. Operatör sayısının fazla olması algoritmanın çözüme ulaşabilmesi için gerekli olan hesaplama süresini artırmaktadır (Eberhart ve Shi, 1998, s. 612-613).

Genetik algoritma, ayırık olduğu için kesikli değişkenlerle çalışmaya daha uygundur, PSO ise süreklidir. Parçacık sürü optimizasyonunda parçacıkların kendi hafızaları olduğu için diğer evrimsel algoritmalara göre farklıdır (Akbulut, 2016, s. 19).

PSO'daki bilgi paylaşım mekanizması önemli ölçüde farklıdır. GA'larda, kromozomlar birbirleriyle bilgi paylaşır. Tüm popülasyon, hareketleri yavaş olsa bile, bir grup gibi optimal bir alana doğru hareket ederler. PSO'da tek yönlü bir bilgi paylaşım mekanizması vardır. Parçacıkların, en uygun sonucu veren parçacık dışındaki parçacıklarla ilgili herhangi bir etkileşimi yoktur (Akbulut, 2016, s. 19). Evrim sadece en iyi çözümü arar. Eberhart ve Shi (1998) ve Hassan ve arkadaşları (2004) tarafından gösterildiği gibi, GA'yla karşılaştırıldığında, tüm parçacıklar çoğu durumda en iyi çözüme yakınsama eğilimi gösterirler (Lazinica, 2009, s. 54).

İki algoritmanın çalışma zamanı karmaşıklığını karşılaştırırken, karşılaştırmanın benzer işlemleri (başlatma, uygunluk değerlendirme ve sonlandırma) hariç tutulmalıdır. Optimizasyon probleminin karmaşıklığına ve sonlandırma kriterine bağlı olduğu için nesil sayısı da hariç tutulur. Karşılaştırma iki algoritmanın ana döngüsüne odaklanmalıdır. En çok zaman alan süreçlerin GA' da gen birleştirme ve PSO' da hız ve konum güncelleme olduğu düşünülmektedir (Lazinica, 2009, s. 54).

GA'ya kıyasla, PSO çok daha iyi bir zekaya sahiptir ve daha kolay gerçekleştirilir. Avantajlarından dolayı PSO sadece bilimsel araştırmalar için değil aynı zamanda mühendislik uygulamaları için de uygundur. Halen PSO evrimsel bilgi işlem alanında geniş ilgi görmüştür.

PSO, kesintisiz bir algoritma, GA ise kesikli (ayırık) bir algoritmadır. Veeramachaneni ve arkadaşları (2003) tarafından yürütülen çalışmalarda, bazı sürekli optimizasyon problemlerine uygulandığında PSO'nun GA'lardan daha iyi performans

gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca, Robinson ve arkadaşlarının (2002) yaptıkları çalışmada, PSO'nun zor bir mühendislik probleminin tasarımına uygulandığında GA'lardan daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır. Bunlara ek olarak, ikili bir PSO, Eberhart ve Shi ve Kennedy ve Spears tarafından yapılan bir genetik algoritma ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, ikili PSO'nun genellikle daha hızlı, daha sağlam olduğunu ve özellikle bir sorunun boyutunun arttığı durumlarda ikili GA'lardan daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır. Shi ve Eberhart (1998)'e göre, PSO performansı popülasyon büyüklüğüne duyarsızdır (ancak popülasyon büyüklüğü çok küçük olmamalıdır). Sonuç olarak, daha küçük sürü boyutlarına sahip PSO, daha büyük popülasyonlarla GA'lara kıyasla daha iyi performans gösterir (Omran, 2006, s. 31-32).



BÖLÜM IV

ENERJİ

4.1. Enerji ve Enerji Türleri

Enerji, yunanca “ en (iç) ve ergon (iş) “ kelimelerinden oluşur (Tugal, 2014, s. 4). Soyut bir kavram olan enerji, yapılan iş ile değerlendirilir. Bilimsel açıdan ise enerji, “ iş yapabilme kapasitesi ve kabiliyeti “ olarak açıklanabilir (Akkuş, 2010, s. 2).

İnsanlar hayatlarını kolaylaştırmak ve devam ettirebilmek için yüzyıllardır enerjiye gereksinim duymuşlardır (Yavuzaslan ve Çetin, 2017, s. 5). Ülkelerin toplumsal ve ekonomik kalkınmaları için enerji çok önemlidir.

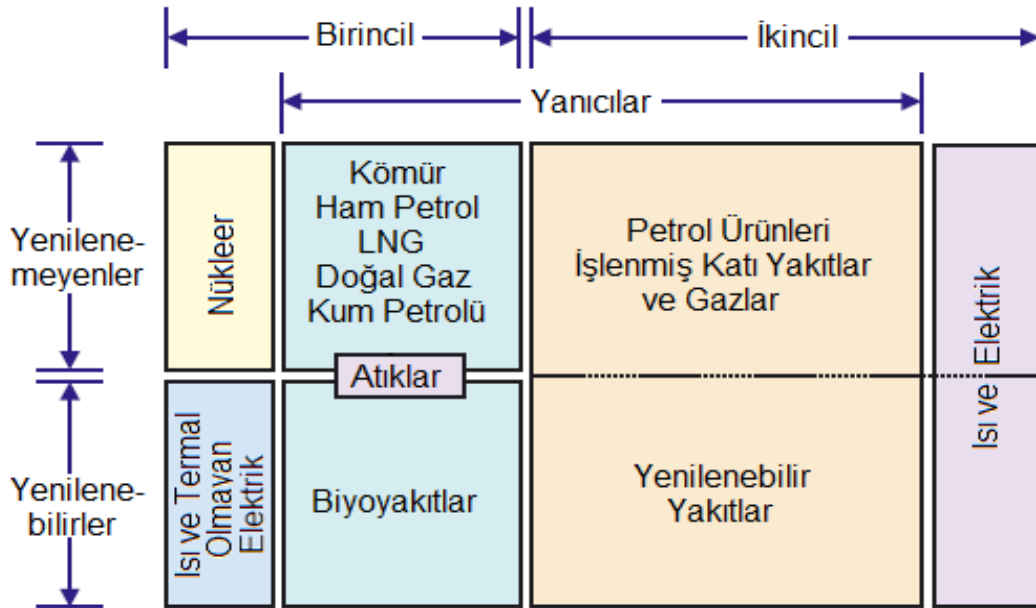
Enerji türleri; mekanik enerji, ısı enerjisi, kimyasal enerji, nükleer enerji, yerçekimi enerjisi ve elektrik enerjisidir (Kozak ve Kozak, 2012, s. 19; Tugal, 2014, s. 4-5).

- **Mekanik enerji:** Cismin hareketi ve konumuna göre oluşan potansiyel ve kinetik enerjilerin toplamına mekanik enerji denir.
- **Isı enerjisi:** Fosil kaynakların kullanılması ile elde edilen ısı enerjisidir. Günlük hayatta yaygın olarak kullanılan enerji türüdür.
- **Kimyasal enerji:** Molekülde bulunan atomların tepkimeye girmeleriyle ortaya çıkan enerjiye kimyasal enerji denir.
- **Nükleer enerji:** Atom çekirdeklerinin etkileşimleri sonucunda açığa çıkan enerjiye nükleer enerji denir.
- **Yerçekimi enerjisi:** İşin yapılmasını yerçekim kuvveti ile gerçekleştiren enerjiye yerçekim enerjisi denir.
- **Elektrik enerjisi:** Dünyada en çok kullanılan enerji türü olan elektrik enerjisi elektronların hareketleriyle oluşur.

Enerji açısından bakıldığında bir ülkenin gelişmişliğinin iki önemli unsuru vardır. Bunlar; kişi başına tüketilen enerji ve enerji yoğunluğudur (Birim üretim için tüketilen enerji miktarı). Gelişmiş ülkelerde enerji yoğunluğu düşük kişi başına enerji tüketimi ise yüksektir (Erdoğan, 2015, s.12).

4.2. Enerji Kaynakları

Enerji kaynakları birincil ve ikincil enerji kaynakları olarak ikiye ayrılmaktadır. Enerjinin doğada bulunan yani orjinal halinde olanına birincil enerji, birincil enerjinin işlemlerden geçmesiyle oluşan yeni enerjiye ikincil enerji denir (Haskök, 2005, s. 3; Tugal, 2014, s. 6; Erdoğan, 2015, s.12). Aşağıdaki şekilde enerji kaynakları gösterilmiştir (Erdal, 2011, s. 8).



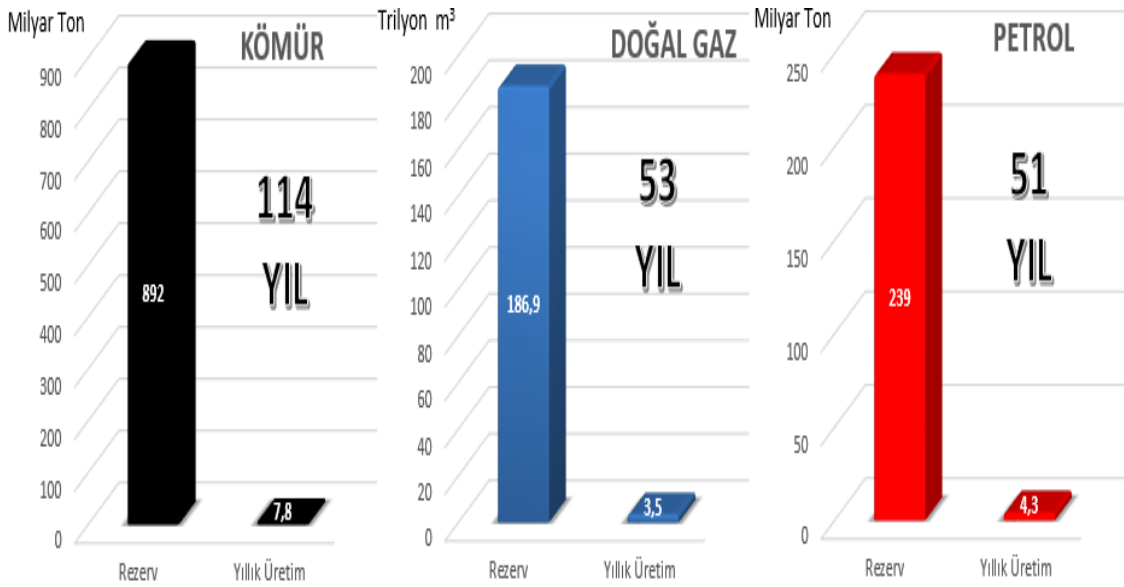
Şekil 18. Enerji kaynakları

4.2.1. Birincil Enerji Kaynakları

Birincil enerji kaynakları fosil (yenilenemeyen) ve yenilenebilen enerji kaynakları olarak iki gruba ayrılır. Yenilenemeyen (fosil) enerji kaynakları; petrol, kömür, doğal gaz ve nükleer enerjidir. Yenilenebilen enerji kaynakları ise güneş, rüzgar, hidrolik, jeotermal ve biyokütledir (Kızılel, 2016, s. 2).

4.2.1.1. Yenilenemeyen (Fosil) Enerji Kaynakları

Fosil enerji kaynakları karbon bazlıdır. Karbon bazlı enerji kaynaklarının dünya genelinde tercih edilmesinden dolayı tükenme riski bulunmaktadır (Tugal, 2014, s. 7). Fosil kaynakların rezervleri giderek azalmaktadır. Aşağıdaki şekilde fosil yakıtların kalan ömürleri gösterilmiştir (ETKB, 2017, s. 4).



Şekil 19. Fosil yakıtların kalan ömürleri

- *Petrol*: Petrol milyonlarca yıl önce jeolojik süreçlerden sonra oluşmuştur. En büyük oil rezervleri Orta Doğu'da keşfedilmiştir. Bu rezervlere ulaşmak kolay ve uzun ömürlüdür (Hirsch vd., 2005, s. 11).
- *Doğal Gaz*: Doğal gaz temiz ve verimli bir fosil enerji kaynağı olduğu için çok tercih edilir. Birincil enerji arzının doğal gazdan kaynaklanan yüzdesi birçok ülkede yüksektir (Li vd., 2011, s. 2).
- *Kömür*: Karbon, hidrojen ve oksijen gibi elementlerden oluşan yanabilme özelliğine sahip organik bir kayadır (Tugal, 2014, s. 10).

4.2.1.2. Yenilenebilir Enerji Kaynakları

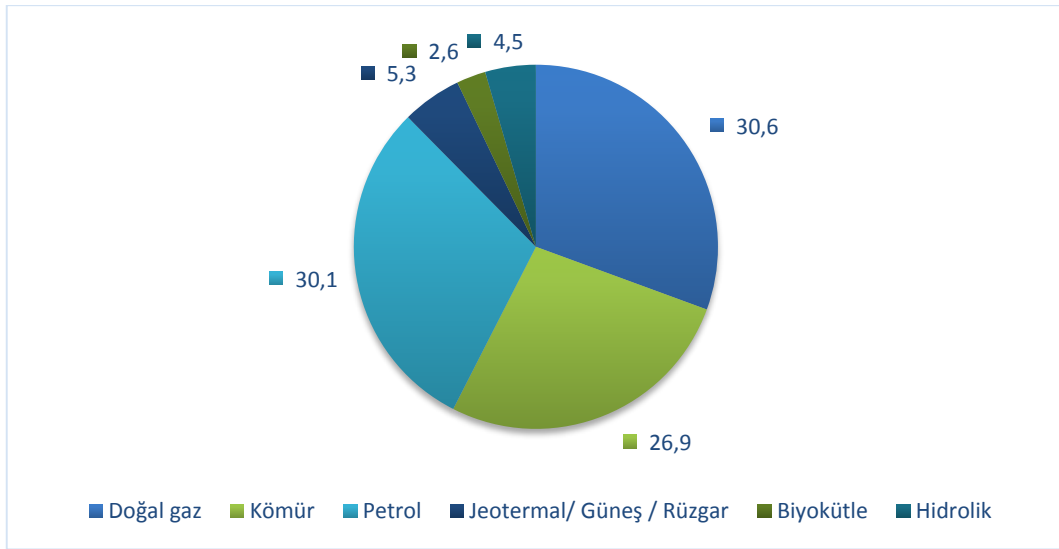
Dünya çapında birçok ülkede, yenilenebilir enerji kaynakları önemli bir kaynak olarak görülmektedir. Yenilenebilir enerji kaynakları toplam arzın küçük bir payını oluşturmaktadır. Bazı bölgelerde ve ülkelerde yenilenebilir enerji kaynaklarının payı büyük ölçüde artmaktadır (Lund, 2007, s. 912).

Yenilenebilir enerji kaynakları, karbondioksit salınımını azaltmaları, çevre dostu olmaları ve enerjide dışarıya olan bağımlılığın azaltılması ve ucuz olması açısından çok önemlidir (Çakır, 2008, s. 22).

Yenilenebilir enerji kaynakları; güneş, rüzgar, jeotermal, hidrolik (hidroelektrik) biyokütle enerjileridir.

- *Jeotermal*: Jeotermal enerji dünyanın iç kısmında ısı olarak bulunan enerjidir. Doğal buhar ve sıcak su olarak jeotermal enerji, hem yerden ısıtma hem de endüstriyel proseslerde elektrik üretmek için onlarca yıldır kullanılmaktadır (Barbier, 1997, s. 1).
- *Güneş enerjisi*: Güneş enerjisi üretimi güneş enerjisiyle çalışan termal sistemler vasıtasıyla sıcak su sağlama veya güneşle elektrik fotovoltaik (PV) ve konsantre güneş enerjisi (CSP) sistemlerini içerir (Ellabban vd., 2014, s. 752).
- *Rüzgar (Wind) enerjisi*: Rüzgar enerjisi rüzgar tribünleri ile yararlı bir forma dönüştürülür. Mesela rüzgar tribünleri kullanarak elektrik üretmek ve mekanik güç olarak rüzgar değirmenleri. İlk olarak elektrik üretimi için rüzgar tribünleri 20. yüzyılın başlangıcında geliştirilmiştir. Bu teknoloji 1970' lerin başından bu yana geliştirilmiş, 1990'ların sonunda rüzgar enerjisi en önemli sürdürülebilir enerji kaynağı olarak yeniden ortaya çıkmıştır (Ellabban vd., 2014, s. 754).
- *Hidrolik (Hidroelektrik) enerjisi*: Hidrolik yani hidroelektrik enerjisi, suların hareketi sonucu ortaya çıkan enerjidir (Arı, 2007, s. 38). Hidroelektrik enerjisi üreten 150'den fazla ülke ve dünyanın toplam elektrik ihtiyacının yaklaşık % 19'unu sağlayan hidroelektrik enerjisi, dünyada birçok bölgede önemli bir rol oynamaktadır. Hidrolik enerjinin faydaları; diğer yenilenebilir kaynakların kullanımına yardımcı olur, enerji ve fiyat istikrarlıdır, tatlı su depolanmasına katkı sağlar, elektrik şebekesinin istikrarını ve güvenilirliğini geliştirir, iklim değişikliğini önlemeye yardımcı olur, hava kalitesini geliştirir, bugün ve yarın için temiz ve ucuz bir enerji türüdür (Melikoğlu, 2013, s. 504 -505).

- *Biyokütle (Biomass) enerjisi:* Biyokütle tüm organik madde kaynaklı bitkilerin, ağaçların ve ekinlerin fotosentez yoluyla güneş enerjisini toplaması ve depolaması yoluyla ortaya çıkar (Ellabban vd., 2014, s. 749). Güneş olduğu sürece bitkiler var olacağı için biyokütle enerjisi tükenmez bir enerji kaynağı olacaktır. Otlar, ağaçlar, evlerin organik atıkları ve sanayi atıkları biyokütleyle örnek olarak verilebilir (Topal ve Arslan, 2008, s. 242). Şekil 20' de 2015 yılı birincil enerji arzının payı gösterilmiştir (IEA, 2017).



Şekil 20. 2015 yılı birincil enerji arzının payı

4.2.2. İkincil Enerji Kaynakları

Birincil enerji kaynaklarının bazı işlemlerden geçmesiyle oluşan enerjiye ikincil enerji kaynakları denir (Hepbaşlı ve Özgener, 2004, s. 963). İkincil enerji türleri; elektrik enerjisi, ısı enerjisi, hidrojen enerjisi ve bor enerjisi vb.

- *Elektrik enerjisi:* Dünyada neredeyse bütün ülkelerde, elektrik tüketimi birincil enerji üretiminden daha fazladır (Yavuzaslan ve Çetin, 2017, s. 13). Farklı enerji kaynaklarından elektrik üretimi ve elektrik kullanım alanının yaygınlaşmasıyla diğer enerji kaynaklarına göre daha önemli olmasını sağlamıştır (Tugal, 2014, s. 14).

- *Hidrojen enerjisi:* Kömür, petrol, doğal gaz gibi yenilenemeyen (fosil) yakıtların hızla tükenmesi ve çevre dostu olması nedeniyle geleceğin enerjisi olarak tanımlanmaktadır. Diğer yakıtlara göre pahalı olması, taşınmasının kolay ve güvenli olması, taşınırken enerji kaybının az olması özelliklerinden bazılarıdır (Tutar ve Eren, 2011, s. 6).
- *Bor enerjisi:* 1950'li yıllardan sonra bor'un enerji maddesi olarak kullanılabilmesine dair araştırmalar yapılmaya başlanmıştır. Bor tek başına bir enerji kaynağı değil, bazı kimyasal maddelerle birleştiğinde enerji kaynağı olarak kullanılabilir (Tugal, 2014, s. 16).

Aşağıda kaynak türlerine göre elektrik enerjisi üretimi gösterilmiştir.

Tablo 3

Türkiye'nin Kaynaklara Göre Elektrik Enerjisi Üretimi (Gwh)

YIL	TERMİK	HİDROLİK	RÜZGÂR GÜNEŞ JEOTERMAL	TOPLAM	ARTIŞ (%)
2002	95.563	33.684	153	129.400	5,4%
2003	105.101	35.330	150	140.581	8,6%
2004	104.464	46.084	151	150.698	7,2%
2005	122.242	39.561	153	161.956	7,5%
2006	131.835	44.244	221	176.300	8,9%
2007	155.196	35.851	511	191.558	8,7%
2008	164.139	33.270	1.009	198.418	3,6%
2009	156.923	35.958	1.931	194.813	-1,8%
2010	155.828	51.796	3.585	211.208	8,4%
2011	171.638	52.339	5.418	229.395	8,6%
2012	174.872	57.865	6.760	239.497	4,4%
2013	171.812	59.420	8.921	240.154	0,3%
2014	200.417	40.645	10.901	251.963	4,9%
2015	179.366	67.146	15.271	261.783	3,9%

Kaynak: ETKB, 2017

4.3. Enerji Talebi

Bireyler ve kurumların tüketim ve ekonomik faaliyetler için talep ettiği enerji miktarına enerji talebi denir (Yılmaz, 2010, s. 28). Enerji talebini belirleyen faktörler (Tugal, 2014, s. 18):

- Enerji talebi ve fiyat esnekliği
- Ekonomik büyüme
- Enerji talebi ve gelir esnekliği
- Teknoloji
- İstihdam
- Demografik etkiler

Enerji talep tahmini hükümetler, enerji sektörü yatırımcıları ve diğer ilgili şirketler için önemli bir konudur. Enerji talep tahmini için çeşitli teknikler olmasına rağmen en uygun yöntemin seçilmesi çok önemlidir (Hamzacebi ve Es, 2014, s.165). Türkiye'nin gelişen ekonomi sayesinde enerji talebi her yıl artmaktadır. Türkiye kömür, doğal gaz, petrol, hidrolik, rüzgar, güneş gibi enerji kaynaklarına sahip olmasına rağmen talebi karşılayamadığı petrol ve doğal gazı ithal etmektedir (Erdoğan, 2015, s.16). Tablo 4'de birincil enerji üretim ve tüketimini göstermektedir.

Tablo 4

2000-2015 Yılları Arasında Birincil Enerji Üretim ve Tüketimi

Yıllar	Doğal gaz (10^6 m ³)	Jeotermal (GWh)	Hidrolik (GWh)	Rüzgar (GWh)	Biyogaz (GWh)	Kömür (MTOE) ^a	Petrol (MTOE)	Linyit (MTOE)	Biyoyakıt (GWh)	Endüstriyel atık (GWh)
Energy production										
2000	639	76	30879	33	21	2392	2762	60854	166	54
2001	312	90	24010	62	24	2494	2520	59572	184	46
2002	378,4	105	33683	48	26	2319	2420	51660	130	44
2003	560,6	89	35330	61	31	2059	2351	46168	79	37
2004	707	93	46084	58	30	1946	2251	43709	76	28
2005	896,4	94	39561	59	29	2170	2258	55282	34	88
2006	906,6	94	44244	127	35	2319	2160	61484	57	96
2007	893,1	156	35851	355	70	2462	2134	72121	95	119
2008	1014,5	162	33270	847	118	2601	2160	76171	142	77
2009	729,4	436	35958	1495	222	2864	2402	75577	252	88
2010	726	668	51796	2916	296	2524	2508	69698	332	125
2011	793,4	694	52338	4723	327	2528	2370	72550	343	126
2012	664,4	899	57865	5860	559	2292	2338	68125	592	129
2013	561,5	1364	59420	7557	844	1968	2399	57526	879	102
2014	502,1	2364	40645	8520	1046	1833	2465	62573	1082	104
2015	398,7	3425	67146	11652	1208	1435	2516	56122	1240	109
Energy Consumption										
2000	15086	76	30879	33	21	15525	24072	64384	166	54
2001	16339	90	24010	62	24	11176	25637	61010	184	46
2002	17065	105	33683	48	26	18830	26080	52040	130	44
2003	21384	89	35330	61	31	17535	26486	46050	79	37

2004	22505	93	46084	58	30	18904	25985	44822	76	28
2005	27467	94	39561	59	29	19421	25858	56577	34	88
2006	31128	94	44244	127	35	22798	26479	60184	57	96
2007	34600	156	35851	355	70	25350	25646	72196	95	119
2008	36100	162	33270	847	118	22720	23742	75264	142	77
2009	34400	436	35958	1495	222	22043	16551	75641	252	88
2010	36900	668	51796	2916	296	25323	19619	69239	332	125
2011	43800	694	52338	4723	327	26232	20780	73933	343	126
2012	45242	899	57865	5860	559	31460	21549	68461	592	129
2013	45270	1364	59420	7557	844	28178	20871	55292	879	102
2014	48717	2364	40645	8520	1046	31164	19865	64656	1082	104
2015	47999	3425	67146	11652	1208	34818	26693	56661	1240	109

Kaynak: IEA, 2016; ETKB, 2017

4.4. Enerji Tüketim Tahminine Yönelik Literatür Taraması

Bu bölümde tez çalışmasında konusu olan enerji tüketim tahmini konusundaki literatüre yer verilmiştir.

Yuan vd. (2017), yapmış oldukları çalışmada, Çin'in 2030 yılına kadar enerji tüketim tahmini yapmak için Bayesyen yaklaşımını kullanmışlardır ve gelecek enerji tüketiminin düşük/ yüksek büyüme senaryosunda 4.97 / 5.25 milyar ton standart kömür eşdeğerinde olacağı sonucuna ulaşmışlardır.

Barak ve Sadegh (2016), yapmış oldukları çalışmada İran'ın enerji tüketim tahminini yapmak için ANFIS ve ARIMA modelleri kullanmışlardır. Analize göre modelin MSE kriterinin % 0,058 'den % 0,026' ya düştüğü sonucuna ulaşmışlardır.

Xie vd. (2015), Çin'in 2020 yılına kadar enerji tüketim tahmini için yapmış oldukları çalışmada gri tahmin modeli ve Markov modellerini kullanmışlardır. Tahmine göre, ham petrol 2015 yılında % 40,6 ya, 2020'de ise % 35,9, doğal gazın kendi kendine yetme oranı aynı döneme göre % 73,1 ve % 68,6 olacağı sonucuna ulaşmışlardır.

Haklı vd. (2015) yapmış oldukları çalışmada, Türkiye'nin enerji talebini tahmin etmek için yapay arı algoritması, parçacık sürü optimizasyonu ve karınca koloni algoritmasını karşılaştırmışlardır. Yapay arı algoritmasının diğer yöntemlere göre daha üstün olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Cao vd. (2014), yapmış oldukları çalışmada Çin'in enerji talebini tahmin etmek için destek makine regresyonu ile kuantum davranışlı parçacık sürü optimizasyonu

yöntelerini birleştirmişlerdir ve bu modelin diğer modellere göre daha üstün olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Assareh vd. (2012), yapmış oldukları çalışmada İran'ın enerji tüketim tahminini yapmak için parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma kullanmışlardır ve 2030 yılına kadar enerji tüketim tahmini yapılabileceği sonucuna ulaşmışlardır.

Feng vd. (2012), yapmış oldukları çalışmada Çin'in enerji tüketim tahmini için Gri tahmin modelini kullanmışlardır ve enerji tüketiminin özellikle temiz enerji tüketiminin artacağı sonucuna ulaşmışlardır.

Yu ve Zhu (2012), yapmış oldukları çalışmada Çin'in enerji tüketim tahminini yapabilmek için parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma yöntemlerini kullanmışlardır. Tahmine göre 2015 yılında enerji tüketiminin 4.70 milyar ton kömür eşdeğerinde olacağı sonucunu bulmuşlardır.

Kıran ve Gündüz (2012), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin enerji talep tahmini için yapay arı koloni algoritmasını genetik algoritma yöntemiyle geliştirmiştir. Geliştirilen yöntemin daha uygun çözümler verdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Özceylan vd. (2012), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin enerji tüketim tahminini yapmak için karınca koloni optimizasyonu ve parçacık sürü optimizasyonu yöntemlerini kullanmışlardır. Karınca koloni optimizasyon yönteminin tahmin hatalarının düşük olduğu ve karesel formun daha iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmışlardır.

Avamı ve Boroushaki (2011), yapmış oldukları çalışmada İran'ın enerji tüketim tahmini için yapay sinir ağları yöntemi kullanmışlardır ve modelin enerji tüketim tahmini için kabul edilebilir düzeyde olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Behrang vd., 2011 yılında yapmış oldukları çalışmada İran'ın enerji tüketim tahmini yapmak için sosyo-ekonomik faktörlerle arı algoritmasını kullanarak 2030 yılına kadar enerji talebini belirlemişlerdir.

Huang vd. (2011), yapmış oldukları çalışmada Tayvan'ın enerji talebini tahmin etmek için uzun dönem enerji alternatif sistem (LEAP) yöntemini kullanmışlardır. Tahmin sonuçlarına göre nükleer enerji santrallerinin önemli ve pozitif etkilerinin olduğunu ve en etkili enerji politikasının talep taraflı yöntemin olduğunu belirlemişlerdir.

Kumar ve Jain (2010), yapmış oldukları çalışmada Hindistan'da enerji tüketim tahmini yapmak için üç zaman serisi modeli (Grey- Markov model, tekli spektrum analizi (SSA) , dönen mekanizma ile gri model) kullanmışlardır. Çalışma sonucunda, tahminde

mutlak hata oranlarının (MAPE) düşük olduğunu bu yüzden enerji tahmin analizinde kullanılabileceği sonucuna ulaşmışlardır.

Kankal vd. (2010), yapmış oldukları çalışmada, Türkiye'nin 2014 yılına kadar enerji tüketim tahmini yapmak için yapay sinir ağları yöntemini kullanmışlardır ve gelecek enerji tüketiminin 117.0 ve 175.4 Mtoe arasında olacağı sonuca ulaşmışlardır.

Ekonomou (2010), Yunanistan'ın 2015 yılına kadar enerji tüketim tahmini için yapmış olduğu çalışmada, yapay sinir ağları yönteminin lineer regresyon modeline göre daha doğru sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmışlardır.

Lee ve Tong (2009), yapmış oldukları çalışmada enerji tüketim tahmini için Gri tahmin modelini önermişlerdir. Çin enerji tüketim oranlarını kullandıklarında hata oranlarının düşük olduğu için modelin kullanımının uygun olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Mucuk ve Uysal (2009), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin 2015 yılına kadar enerji tüketim tahmini yapmak için Box-Jeckins metodunu kullanmışlardır ve 2015 yılında birincil enerji talebinin 119.472 TOE olacağı sonucuna ulaşmışlardır.

Geem ve Roper (2009), yapmış oldukları çalışmada Güney Kore'nin enerji talebini tahmin etmek için yapay sinir ağları yöntemini kullanmışlardır ve bu yöntemin lineer modele göre daha iyi sonuçlar verdiğini bulmuşlardır.

Adams ve Shachmurove (2008), yapmış oldukları çalışmada, Çin'in 2020 yılına kadar enerji tüketim tahminini yapmak için ekonometrik modelleme kullanmışlardır. Modelin sonuçlarına göre ekonomik büyümeden dolayı petrol, kömür ve gaz ithalatına ihtiyaç duyacağı belirlenmiştir.

Ünler (2008), parçacık sürü optimizasyonu yaklaşımıyla Türkiye'nin 2025 yılına kadar enerji tüketim tahminini belirlemek için yapmış olduğu çalışmada enerji talebinin her yıl artacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Sözen ve Arcaklıoğlu (2007), yapmış oldukları çalışmada yapay sinir ağı yaklaşımını kullanarak Türkiye'nin gelecek enerji tüketim tahminini yapmaya çalışmışlardır. Bu yaklaşımla gerekli olan sürenin azaldığı ve hata oranlarının düşük olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Toksarı (2007), karınca koloni optimizasyonu yaklaşımıyla Türkiye'nin 2025 yılına kadar enerji tüketim tahmini faktörlerini belirlemek için yapmış olduğu çalışmada üç modelden karesel formun daha iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmışlardır.

Ediger ve Akar (2007), yapmış oldukları çalışmada ARIMA metodu ile Türkiye'nin 2020 yılına kadar enerji tüketim tahminini yapmışlardır. Ekonomik

büyümenin yavaşlamasından dolayı toplam birincil enerji talebinin düşeceği sonucuna ulaşmışlardır.

Ceylan vd. (2005), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin enerji tüketim tahminini yapabilmek için genetik algoritma (GA) yöntemiyle bir model geliştirilmişlerdir. Modele göre 2000-2020 dönemi için modelin geçerliliğini belirten iyi korelasyonlar bulunmuştur.

Haldenbilen ve Ceylan (2005), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin 2020 yılına kadar enerji talebini belirlemek için genetik algoritma yöntemiyle geliştirilen modellerde karesel formun daha iyi sonuçlar verdiği ve bu formun yüksek korelasyon katsayısı ile kullanılabilceği sonucuna ulaşılmıştır.

Sözen vd. (2005), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin gelecek enerji tüketim tahmini yapmak için yapay sinir ağları yöntemini kullanmışlardır. Bu yöntemin sonuçlarının daha kabul edilebilir düzeyde olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Canyurt vd. (2004), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin enerji talebini tahmin etmek için genetik algoritma yöntemini kullanmışlardır. Tahmine göre algoritmanın kuadratik (karesel) formunun daha iyi çözüm sağladığını ayrıca gelecekte enerji projelerinde yüksek korelasyon katsayısı ile kullanılabilceği sonucuna ulaşmışlardır.

Ceylan ve Öztürk (2004), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin enerji tüketim tahminini yapabilmek için genetik algoritma yöntemini kullanmışlardır. Tahmin sonucuna göre mevcut modellerde 2020 ve 2025 yıllarındaki enerji talebinin abartıldığı ve algoritmanın tahmin hatalarının Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (MENR) projesine göre düşük olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Öztürk vd. (2004), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin enerji talebini yapmak için genetik algoritma (GA) yöntemiyle üç model geliştirmişlerdir ve bu modellerin enerji tüketim tahmini için alternatif olabileceği sonucuna ulaşmışlardır.

Crompton ve Wu (2003), yapmış oldukları çalışmada, Çin'in 2010 yılına kadar enerji tüketim tahminini yapmak için Bayesçi Otoregresyon (BVAR) modeli kullanarak yıllık enerji talebinin % 3,8 oranında artacağı sonucuna ulaşmışlardır.

Tatlidil ve Ediger (2002), yapmış oldukları çalışmada Türkiye'nin enerji talebini tahmin etmek için Winter'ın üstel düzleştirme metodu ve döngü analizi yöntemini kullanmışlardır. Tahmin sonuçlarına göre 2010 yılında enerji tüketiminin 130 milyon ton olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Aşağıdaki tabloda enerji tüketim tahmini literatür özeti verilmiştir.

Tablo 5*Enerji Tüketim Tahmini Literatür Özeti*

Kullanılan yöntem	Yazar(lar)	Ülke
Genetik Algoritma (GA)	Canyurt, vd.	Türkiye (2004)
	Ceylan ve Öztürk	Türkiye (2004)
	Öztürk, vd.	Türkiye (2004)
	Ceylan, vd.	Türkiye (2005)
	Haldenbilen ve Ceylan	Türkiye (2005)
Yapay Sinir Ağları(YSA)	Sözen, vd.	Türkiye (2005)
	Sözen ve Arcaklıoğlu	Türkiye (2007)
	Kankal, vd.	Türkiye (2010)
	Ekonomou	Yunanistan (2010)
	Avami ve Boroushaki	İran (2011)
Geem ve Roper	Güney Kore (2009)	
Karınca Koloni Optimizasyonu	Toksarı	Türkiye (2007)
Karınca Koloni Optimizasyonu ve PSO	Özceylan, vd.	Türkiye (2012)
Otoregresif Hareketli Ortalamalar (ARIMA)	Ediger ve Akar	Türkiye (2007)
ANFIS ve ARIMA Modeli	Barak ve Sadegh	İran (2016)
Winter'ın Üstel Düzleştirme Metodu ve Döngü analizi	Ediger ve Tatlıdil	Türkiye (2002)
Parçacık Sürü Optimizasyonu(PSO)	Ünler	Türkiye (2008)
PSO ve GA	Cao, vd.	Çin (2014)
	Assareh, vd.	İran (2012)
	Yu ve Zhu	Çin (2012)
Karınca Koloni Optimizasyonu ve PSO Melezleme	Kıran ve Gündüz	Türkiye (2012)
Zaman Serileri Modeli	Kumar ve Jain	Hindistan (2010)
Bayesci Vektör Otoregresyon (BVAR)	Wu ve Crompton	Çin (2003)
Bayesyen Yaklaşımı	Xiao, vd.	Çin (2017)
Gri Tahmin Yöntemi ve Genetik Programlama	Lee ve Tong	Çin (2009)
Gri Tahmin Yöntemi	Xie, vd.	Çin (2015)
	Feng, vd.	Çin (2012)
Ekonometrik Modelleme	Adams ve Shachmurove	Çin (2008)
Arı Koloni Algoritması (BA)	Behrang, vd.	İran (2011)
Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC)	Haklı, vd.	Türkiye (2015)
Box Jenkins Modeli	Mucuk ve Uysal	Türkiye (2009)

BÖLÜM V

TARTIŞMA VE YORUM

5.1. Uygulama

Gelecekte, sınırlı kaynak olması nedeniyle elektrik, doğal gaz ve petrol gibi enerji türleri için Türkiye'nin enerji talebinde çok büyük bir artış beklenmektedir (Toksarı, 2007, s. 3985). Sanayi sektöründe yatırımın artmasıyla üretim de artar. Bu durum enerji talebinin artmasına neden olur. Eğer gayri safi yurtiçi hâsıla artarsa, yatırım ve üretim artar dolayısıyla enerji gereksinimi de artmış olur (Elmacı, 2014, s. 41).

Bu bölümde enerji talep tahmini belirlemek için iki yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemler parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma. Bu iki yöntem karşılaştırılarak hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiği belirlenmek istenmiştir.

Parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritmaya göre önerilen enerji talep tahmin modellerinde dört parametre kullanılmıştır. Bu parametreler: gayri safi yurtiçi hasıla (GSYH), ithalat, ihracat ve nüfustur. Bu parametreler literatürde (Toksarı, 2007; Ünler, 2008; Toksarı, 2009) yaygın olarak kullanılmaktadır. Aşağıdaki tablo 6 'da Türkiye'de, 1979-2015 yılları arasında dört parametreyi ve gözlemlenen enerji talebini göstermektedir.

Bu çalışmada, ekonomik göstergelere dayalı enerji talebinin tahmini lineer (denklem 5.1) ve karesel (denklem 5.2) formlar kullanılarak modellenmiştir.

Lineer model:

$$E_{lineer} = w_1 \cdot X_1 + w_2 \cdot X_2 + w_3 \cdot X_3 + w_4 \cdot X_4 + w_5 \quad (5.1)$$

denklemini ile ifade edilir.

Karesel (quadratic) model :

$$\begin{aligned} E_{karesel} = & w_1 \cdot X_1 + w_2 \cdot X_2 + w_3 \cdot X_3 + w_4 \cdot X_4 + w_5 \cdot X_1 \cdot X_2 + w_6 \cdot X_1 \cdot X_3 \\ & + w_7 \cdot X_1 \cdot X_4 + w_8 \cdot X_2 \cdot X_3 + w_9 \cdot X_2 \cdot X_4 + w_{10} \cdot X_3 \cdot X_4 + w_{11} \cdot X_1^2 \\ & + w_{12} \cdot X_2^2 + w_{13} \cdot X_3^2 + w_{14} \cdot X_4^2 + w_{15} \end{aligned} \quad (5.2)$$

Tablo 6*1979-2015 Yılları Arasında Enerji Talebi*

Yıllar	Enerji talebi(MTOE)	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)
1979	30.25	81	43.530	5,07	2,26
1980	31.45	68	44.438	7,91	2,91
1981	31.71	71	45.540	8,93	4,7
1982	33.70	64	46.688	8,84	5,75
1983	35.68	60	47.864	9,24	5,73
1984	37.11	59	49.070	10,76	7,13
1985	39.32	67	50.306	11,34	7,95
1986	42.36	75	51.433	11,10	7,46
1987	46.97	86	52.561	14,16	10,19
1988	47.29	90	53.715	14,34	11,66
1989	49.10	107	54.893	15,79	11,62
1990	52.70	150	56.203	22,30	12,96
1991	51.98	149	57.305	21,05	13,59
1992	53.63	157	58.401	22,87	14,72
1993	56.89	178	59.491	29,43	15,35
1994	56.21	132	60.576	23,27	18,11
1995	61.57	168	61.644	35,71	21,64
1996	66.92	181	62.697	43,63	23,22
1997	70.41	189	62.480	48,56	26,26
1998	71.74	207	63.459	45,92	26,97
1999	70.43	187	64.345	40,67	26,59
2000	75.92	200	67.461	54,50	27,78
2001	70.20	146	68.618	41,40	31,33
2002	74.21	181	69.626	51,55	36,06
2003	77.87	239	70.712	69,34	47,25
2004	80.72	299	71.789	97,54	63,17
2005	84.21	361	72.065	116,77	73,48
2006	93.15	400	72.974	139,58	85,53
2007	100.00	648	70.586	169,99	107,15
2008	98.70	742	71.517	201,96	132,02
2009	97.79	616	72.561	140,78	102,17
2010	106.65	731	73.723	185,49	113,93
2011	113.46	772	74.724	240,84	134,91
2012	118.14	786	75.627	236,55	152,46
2013	116.85	820	76.667	251,65	151,87
2014	121.50	780	77.695	242,18	157,61
2015	128.81	720	78.741	207,20	143,94

MTOE: milyon ton petrol

Kaynak: TÜİK, 2017

Önerilen modeller, modeller tarafından dahil edilen tasarım parametrelerinin (X_i) katsayılarını (w_i) optimize eder. Enerji talep tahmininde amaç verilere uygun modeli bulmaktır. Modelin uygun fonksiyonu (amaç fonksiyonu) denklem 5.3' de verilmiştir.

$$\min f(v) = \sum_{r=1}^R [E_r^{\text{gözlemlenen}} - E_r^{\text{tahmin edilen}}]^2 \quad (5.3)$$

m: gözlem sayısı

$E_r^{\text{gözlemlenen}}$ =1979 -2015 yılları arasında tüketilen enerji

$E_r^{\text{tahmin edilen}}$ = 2050 yılına kadar tahmin edilen enerji

Tablo 6' da gösterildiği gibi Türkiye'nin gelecekteki enerji talebini tahmin etmek için GSYH, nüfus, ithalat, ihracat verilerine dayanan doğrusal ve karesel biçimlerdeki dört farklı model geliştirilmiştir. Modellerin ağırlıklandırma parametrelerini belirlemek için 1979- 2015 yılları arasındaki veriler kullanılmıştır.

Parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma modelleri MATLAB 2017 programı kullanılarak analiz edilmiştir.

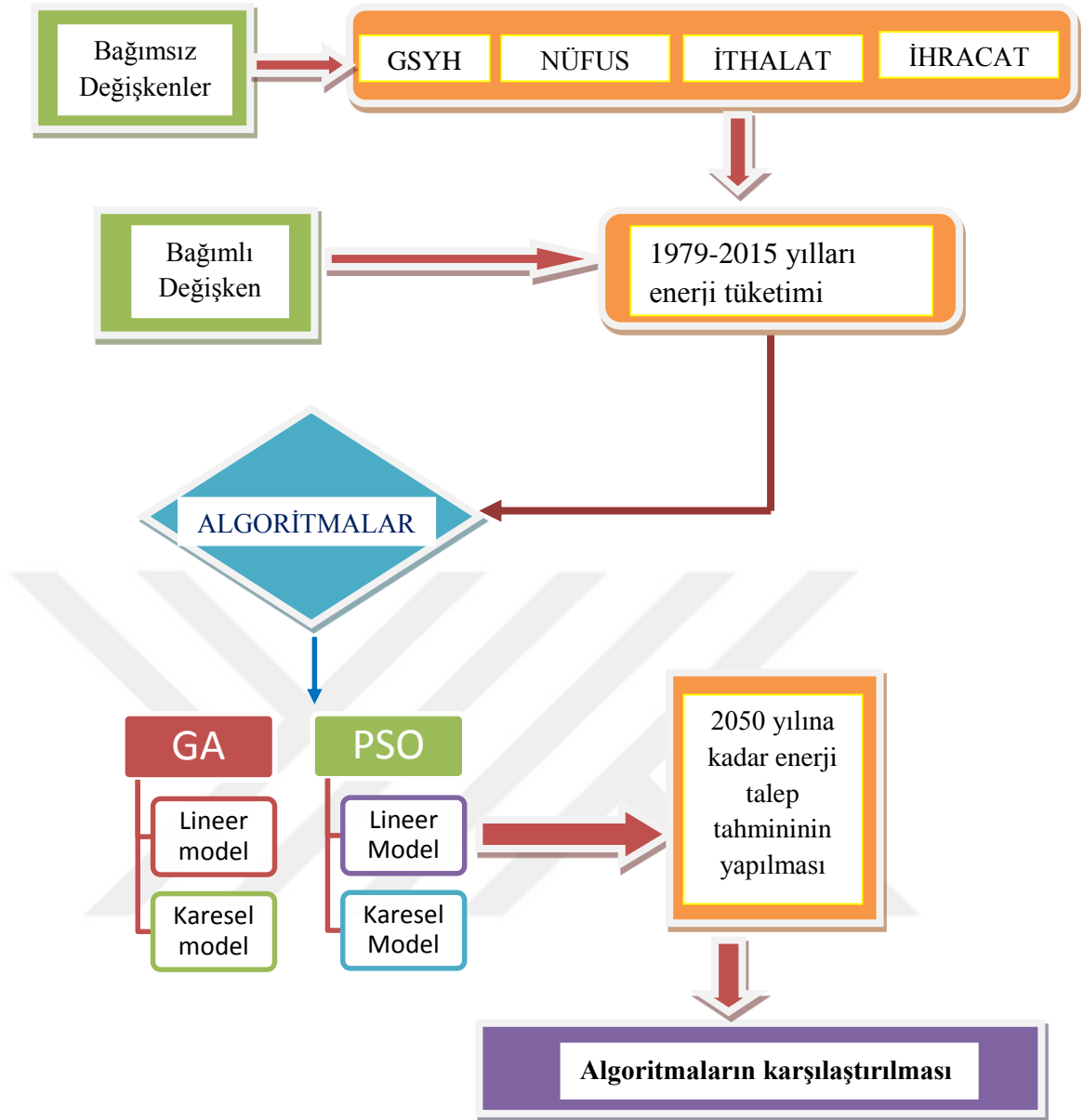
Türkiye'nin 2018-2050 yılları enerji talep tahmini için dört farklı senaryo kullanılmıştır. Senaryo 1-3 verileri Kıran ve arkadaşlarının 2012 yılında yapmış oldukları çalışmadan alınmıştır.

Birinci senaryo: Gayri Safi Yurtiçi ortalama büyüme oranının %3.5, nüfus artış oranının % 0.1, ithalat büyüme oranının % 7 ve ihracat büyüme oranının % 5 olduğu varsayılmaktadır.

İkinci senaryo: Gayri Safi Yurtiçi ortalama büyüme oranının %7, nüfus artış oranının % 0.12, ithalat büyüme oranının % 3.5 ve ihracat büyüme oranının % 2.5 olduğu varsayılmaktadır.

Üçüncü senaryo: Gayri Safi Yurtiçi ortalama büyüme oranının % 5, nüfus artış oranının % 0.8, ithalat büyüme oranının % 3.5 ve ihracat büyüme oranının % 4 olduğu varsayılmaktadır.

Dördüncü senaryo: 1979- 2015 yılları arasındaki verilere zaman serisi analizi uygulanmıştır.



Şekil 21. Analizler için kullanılan modelin kavramsal yapısı

Şekil 21'de analizlere göre modelin kavramsal yapısı verilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi 1979-2015 yılları arasında enerji tüketimi, nüfus, ithalat, ihracat ve GSYH verileri kullanılarak lineer ve karesel formda formüller oluşturulmuştur. Daha sonra bu formüller MATLAB 2017 programına girilmiştir. PSO ve GA'ya göre oluşturulan algoritmalar ile 2050 yılına kadar enerji talep tahmini yapılmıştır. Son olarak algoritma sonuçları karşılaştırılmıştır.

5.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu İle Enerji Talep Tahmini

Linear PSO modeli için algoritmanın parametreleri aşağıdaki şekilde belirlenmiştir.

Parçacık sayısı: 200

Çevrim sayısı: 10.000

Sosyal öğrenme: 0.6

Bilişsel öğrenme: 2.5

Yukarıda verilen parametreleri, denklem 5.1 ve denklem 5.3 kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler bulunmuştur.

$$Y_{linear} = 0.0323.X_1 + 1.6297.X_2 - 0.1793.X_3 + 0.4071.X_4 - 47.46$$

$$R_{linear}^2 = \% 91.7115$$

Karesel PSO modeli için algoritmanın parametreleri aşağıdaki şekilde belirlenmiştir.

Parçacık sayısı: 200

Çevrim sayısı: 12.000

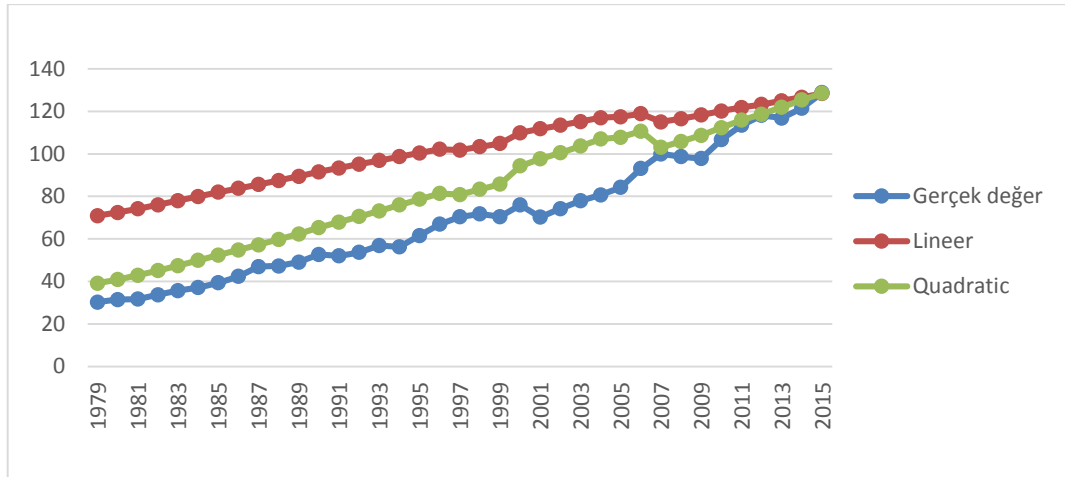
Sosyal öğrenme: 0.6

Bilişsel öğrenme: 2.5

Yukarıda verilen parametreleri, denklem 5.2 ve denklem 5.3 kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler bulunmuştur.

$$\begin{aligned} Y_{karesel} = & -0.7926.X_1 - 17.816.X_2 - 3.0509.X_3 - 0.1911.X_4 - 0.4725.X_1.X_2 \\ & + 0.0421.X_1.X_3 - 0.0089.X_1.X_4 + 1.3238.X_2.X_3 \\ & + 0.3791.X_2.X_4 - 1.1923.X_3.X_4 + 0.0468.X_1^2 + 0.2077.X_2^2 \\ & + 0.0428.X_3^2 + 0.2962.X_4^2 - 13.129 \end{aligned}$$

$$R_{karesel}^2 = \% 93.9729$$



Şekil 22. PSO ile 1979-2015 yılları arasında enerji tahmini

Şekil 22 ' de 1979-2015 yılları arasında, PSO ile oluşturulan karesel ve lineer modellere ilişkin tahmin değerleri ile gerçek değer karşılaştırılmıştır. Grafikte görüldüğü gibi karesel modelin tahmin değerleri gerçek değerlere daha yakın değerler almıştır.

Tablo 7' de 2006 - 2015 yılları arasındaki gözlemlenen enerji talebi ile PSO ile oluşturulan modellerin tahmin değerleri karşılaştırılmıştır.

Tablo 7

2006-2015 Yılları Arasında PSO ile Oluşturulan Modellerin Tahmin Hataları

Yıllar	Gözlemlenen enerji talebi (MTOE)	Tahmin edilen talep		Hata yüzdesi (%)	
		PSO- LR	PSO- KR	PSO- LR	PSO-KR
2006	93.15	118,90	110,67	27,64	18,80
2007	100	115,02	103,06	15,02	3,05
2008	98.7	116,55	105,85	18,08	7,24
2009	97.79	118,24	108,74	20,91	11,19
2010	106.65	120,14	112,32	12,64	5,32
2011	113.46	121,77	115,86	7,32	2,11
2012	118.14	123,25	118,64	4,32	0,42
2013	116.85	124,94	121,96	6,92	4,36
2014	121.5	126,62	125,32	4,21	3,14
2015	128.81	128,32	128,53	- 0,37	-0,21

Tablo 7' de görüldüğü gibi hata yüzdesi en yüksek 27,64, en düşük ise - 0, 37 'dir. Karesel modelin hata yüzdesi değerlerinin lineer modele göre daha düşük olduğu

gözenmiştir. Aşağıdaki tablolarda PSO algoritması ile senaryolara göre 2050 yılına kadar enerji talep tahmini yapılmıştır.

Tablo 8

PSO ile Birinci Senaryoya Göre Enerji Talep Tahmini

Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	798,27	80.891	253,83	169,81	131,83	135,9318
2019	826,21	80.972	271,60	187,22	131,9669	136,3408
2020	855,13	81.053	290,61	196,58	132,1002	136,7352
2021	885,06	81.134	310,95	206,41	132,2335	137,142
2022	916,03	81.215	332,72	216,73	132,3668	137,5621
2023	948,1	81.296	356,01	227,57	132,5001	137,9965
2024	981,28	81.377	380,93	238,95	132,6334	138,4463
2025	1015,62	81.458	407,60	250,9	132,7666	138,9129
2026	1051,16	81.539	436,13	263,45	132,8997	139,3973
2027	1087,95	81.621	466,66	276,62	133,0344	139,9044
2028	1126,02	81.703	499,33	290,45	133,1691	140,4324
2029	1165,43	81.785	534,28	304,97	133,3036	140,9827
2030	1206,22	81.867	571,68	320,22	133,4381	141,5571
2031	1248,44	81.949	611,70	336,23	133,5724	142,1574
2032	1292,14	82.031	654,52	353,04	133,7066	142,7857
2033	1337,37	82.113	700,34	370,69	133,8407	143,4439
2034	1384,18	82.195	749,36	389,22	133,9746	144,1344
2035	1432,63	82.277	801,82	408,68	134,1083	144,8596
2036	1482,77	82.359	857,95	429,12	134,2418	145,6221
2037	1534,67	82.441	918,01	450,58	134,3751	146,4248
2038	1588,38	82.523	982,27	473,11	134,5081	147,2704
2039	1643,97	82.606	1.051,03	496,77	134,6425	148,166
2040	1701,5	82.689	1.124,60	521,61	134,7765	149,1112
2041	1761,05	82.772	1.203,32	547,69	134,9102	150,1098
2042	1822,69	82.855	1.287,55	575,07	135,0435	151,1658
2043	1886,48	82.938	1.377,68	603,82	135,1764	152,2834
2044	1952,51	83.021	1.474,12	634,01	135,3088	153,4672
2045	2020,85	83.104	1.577,31	665,71	135,4407	154,722
2046	2091,58	83.187	1.687,72	698,99	135,572	156,0529
2047	2164,79	83.270	1.805,86	733,94	135,7026	157,4656
2048	2240,56	83.353	1.932,27	770,64	135,8326	158,9661
2049	2318,98	83.436	2.067,53	809,17	135,9619	160,5607
2050	2400,14	83.519	2.212,26	849,63	136,0903	162,2564

Tablo 8' de birinci senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Her iki modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Tahmine göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 136,09 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 162,25 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 9

PSO ile İkinci Senaryoya Göre Enerji Talep Tahmini

Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	882,03	80906	229,73	158,88	131,8571	135,3717
2019	943,77	81003	237,77	162,85	132,0173	135,5596
2020	1009,83	81100	246,09	166,92	132,1777	135,7345
2021	1080,52	81197	254,70	171,09	132,3382	135,8951
2022	1156,16	81294	263,61	175,37	132,4989	136,0404
2023	1237,09	81391	272,84	179,75	132,6597	136,1692
2024	1323,69	81488	282,39	184,24	132,8207	136,28
2025	1416,35	81585	292,27	188,85	132,9819	136,3713
2026	1515,5	81683	302,50	193,57	133,1449	136,4451
2027	1621,59	81781	313,08	198	133,3081	136,4963
2028	1735,1	81789	324,04	203,37	133,3249	136,2202
2029	1856,56	81887	335,38	208,45	133,4886	136,2207
2030	1986,52	81985	347,12	213,66	133,6525	136,1929
2031	2125,58	82083	359,27	219	133,8167	136,1346
2032	2274,37	82181	371,85	224,47	133,9812	136,0434
2033	2433,58	82279	384,86	230,08	134,146	135,9166
2034	2603,93	82377	398,33	235,83	134,3112	135,7518
2035	2786,21	82476	412,27	241,73	134,4783	135,5493
2036	2981,25	82575	426,70	247,77	134,6459	135,3025
2037	3189,94	82674	441,63	253,96	134,8138	135,0081
2038	3413,24	82774	457,09	260,31	134,9838	134,6661
2039	3652,17	82874	473,09	266,82	135,1543	134,2691
2040	3907,82	82974	489,65	273,49	135,3253	133,8129
2041	4181,37	83074	506,79	280,32	135,4968	133,2932
2042	4474,06	83174	524,53	287,32	135,6689	132,7053
2043	4787,24	83273	542,88	294,5	135,84	132,0407
2044	5122,35	83373	561,88	301,86	136,0134	131,3008
2045	5480,92	83473	581,55	309,41	136,1876	130,4765
2046	5864,58	83573	601,90	317,14	136,3625	129,5615
2047	6275,1	83674	622,97	325,07	136,5398	128,5525
2048	6714,36	83774	644,77	333,2	136,7164	127,4359
2049	7184,37	83875	667,34	341,53	136,8955	126,2107
2050	7687,28	83976	690,70	350,07	137,0757	124,8656

Tablo 9' da ikinci senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Lineer modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Fakat karesel modele göre 2039 yılından itibaren enerji talebinin azalmaya başlayacağı gözlemlenmiştir. Tahmine göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 137,07 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 124,86 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 10

PSO ile Üçüncü Senaryoya Göre Enerji Talep Tahmini

Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	833,49	80.646	229,73	161,92	131,433	134,695
2019	875,16	81.291	237,77	168,40	132,4867	136,8077
2020	918,92	81.941	246,09	175,14	133,5487	138,9496
2021	964,87	82.597	254,70	182,15	134,6206	141,1242
2022	1013,11	83.528	263,61	189,44	136,1408	144,2613
2023	1063,77	84.196	272,84	197,02	137,2325	146,5087
2024	1116,96	84.870	282,39	204,90	138,3341	148,7891
2025	1172,81	85.549	292,27	213,09	139,444	151,0988
2026	1231,45	86.233	302,50	221,61	140,5623	153,4379
2027	1292,97	86.923	313,08	230,47	141,6905	155,8098
2028	1357,62	87.618	324,04	239,69	142,827	158,2107
2029	1425,50	88.319	335,38	249,28	143,9735	160,6441
2030	1496,77	89.026	347,12	259,25	145,1299	163,1099
2031	1571,61	89.738	359,27	269,62	146,2948	165,6042
2032	1650,19	90.456	371,85	280,40	147,4696	168,1304
2033	1732,70	91.180	384,86	291,62	148,6544	170,6881
2034	1819,33	91.909	398,33	303,28	149,8476	173,2734
2035	1910,30	92.644	412,27	315,41	151,0508	175,8894
2036	2005,81	93.385	426,70	328,03	152,264	178,536
2037	2106,10	94.132	441,63	341,15	153,4873	181,2124
2038	2211,40	94.885	457,09	354,80	154,7207	183,9183
2039	2321,97	95.644	473,09	370,00	155,9645	186,6565
2040	2438,07	96.409	489,65	384,76	157,218	189,4191
2041	2559,97	97.180	506,79	400,15	158,4817	192,2092
2042	2687,97	97.957	524,53	416,16	159,7554	195,0258
2043	2822,37	98.741	542,88	432,81	161,0409	197,8717
2044	2963,49	99.531	561,88	450,12	162,3366	200,7422
2045	3111,66	100.327	581,55	468,12	163,6424	203,6363
2046	3267,24	101.130	601,90	486,84	164,9601	206,5565
2047	3430,60	101.939	622,97	506,31	166,288	209,4978
2048	3602,13	102.755	644,77	526,56	167,6277	212,4626
2049	3782,24	103.577	667,34	547,62	168,9777	215,4453
2050	3971,35	104.406	690,70	569,52	170,3395	218,4486

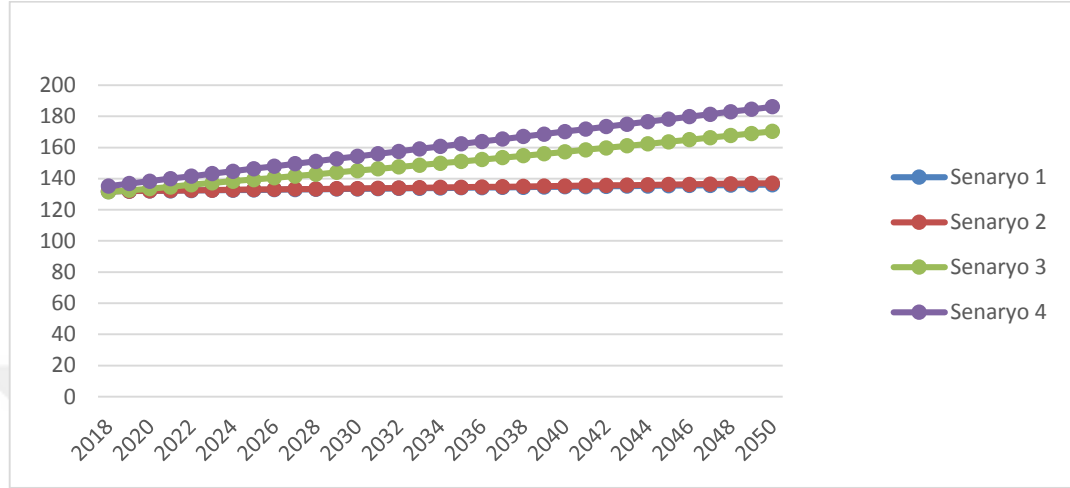
Tablo 10' da üçüncü senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Her iki modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Tahmine göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 170,33 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 218,44 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 11

Dördüncü Senaryoya Göre 2018-2050 Yılları Arasındaki Enerji Talep Tahmini

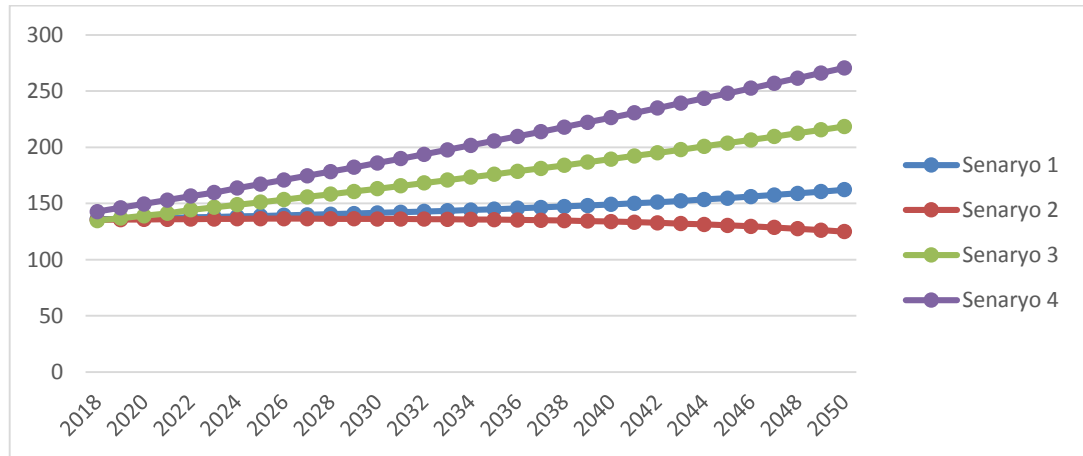
Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	751,1266	82970	221,00	141	135,2108	142,742
2019	772,78	83946	228,00	145	136,8025	146,1272
2020	794,4334	84922	235,00	150	138,3946	149,5553
2021	816,0868	85897	242,00	154	139,9846	153,0164
2022	837,7402	86873	248,00	158	141,5764	156,5092
2023	859,3936	87849	225,00	163	143,1739	159,7078
2024	881,0469	88825	262,00	167	144,7602	163,6399
2025	902,7003	89800	269,00	171	146,3502	167,2593
2026	924,3537	90776	276,00	176	147,9423	170,9256
2027	946,0071	91752	282,00	180	149,5341	174,616
2028	967,6605	92728	289,00	184	151,1258	178,3581
2029	989,3139	93703	296,00	189	152,7162	182,1395
2030	1010,967	94679	303,00	193	154,3079	185,9609
2031	1032,621	95655	310,00	197	155,8995	189,822
2032	1054,274	96631	316,00	202	157,4918	193,7136
2033	1075,927	97606	323,00	206	159,0818	197,6499
2034	1097,581	98582	330,00	210	160,6735	201,6299
2035	1119,234	99558	337,00	215	162,2655	205,6533
2036	1140,888	100534	344,00	219	163,8572	209,7127
2037	1162,541	101509	350,00	223	165,4474	213,7941
2038	1184,194	102485	357,00	228	167,0395	217,9365
2039	1205,848	103461	364,00	232	168,6311	222,1147
2040	1227,501	104437	371,00	237	170,2232	226,3366
2041	1249,155	105412	378,00	241	171,8132	230,5899
2042	1270,808	106388	384,00	245	173,4051	234,8731
2043	1292,461	107364	391,00	250	174,9971	239,2139
2044	1314,115	108340	398,00	254	176,5888	243,5904
2045	1335,768	109315	405,00	258	178,1788	248,0021
2046	1357,422	110291	412,00	263	179,7709	252,4621
2047	1379,075	111267	418,00	267	181,3627	256,9429
2048	1400,728	112243	425,00	271	182,9544	261,478
2049	1422,382	113219	432,00	276	184,5465	266,057
2050	1444,035	114194	439,00	280	186,1365	270,6667

Tablo 11' de dördüncü senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Her iki modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Tahmine göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 186,13 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 270,66 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.



Şekil 23. PSO lineer forma göre senaryoların karşılaştırılması

Şekil 23' de lineer modele göre senaryolar karşılaştırılmıştır. Grafikte görüldüğü gibi 2050 yılına kadar en yüksek tahmini değerler senaryo 4' de görülmüştür. Ayrıca, Senaryo 1 ve 2 birbirine çok yakındeğerler almıştır.



Şekil 24. PSO karesel forma göre senaryoların karşılaştırılması

Şekil 24 ' de karesel modele göre senaryolar karşılaştırılmıştır. Grafikte görüldüğü gibi 2050 yılına kadar en yüksek tahmini değerler senaryo 4' de görülmüştür. Ayrıca, 2050 yılına kadar senaryo 1, 3 ve 4' ün tahmin değerleri artarken ikinci senaryonun tahmin değerleri azalış göstermektedir.

5.3. Genetik Algoritma İle Enerji Talep Tahmini

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

Lineer model için;

- Başlangıç Topluluk Büyüklüğü: 200
- Çaprazlama İşleme Olasılığı: 0,8
- Çaprazlama Fonksiyonu: Two point
- Mutasyon Fonksiyonu: Constraint Dependent
- Seçim Fonksiyonu: Turnuva
- Sonlandırma Kriteri: Generations: 200*5(değişken sayısı)
- Nesil sayısı: 10.000

Yukarıda verilen parametreleri, denklem 5.1 ve denklem 5.3 kullanılarak aşağıdaki denklemler ve değerler bulunmuştur.

$$Y_{lineer} = 0.12128.X_1 + 1.6446.X_2 - 2.1644.X_3 + 3.0624.X_4 - 51.02$$

$$R_{lineer}^2 = \% 91.7118$$

Karesel PSO modeli için algoritmanın parametreleri aşağıdaki şekilde belirlenmiştir.

- Başlangıç Topluluk Büyüklüğü: 200
- Çaprazlama İşleme Olasılığı: 0,8
- Çaprazlama Fonksiyonu: Two point
- Mutasyon Fonksiyonu: Constraint Dependent
- Seçim Fonksiyonu: Turnuva
- Sonlandırma Kriteri: Generations: 200*15(değişken sayısı)
- Nesil sayısı: 10.000

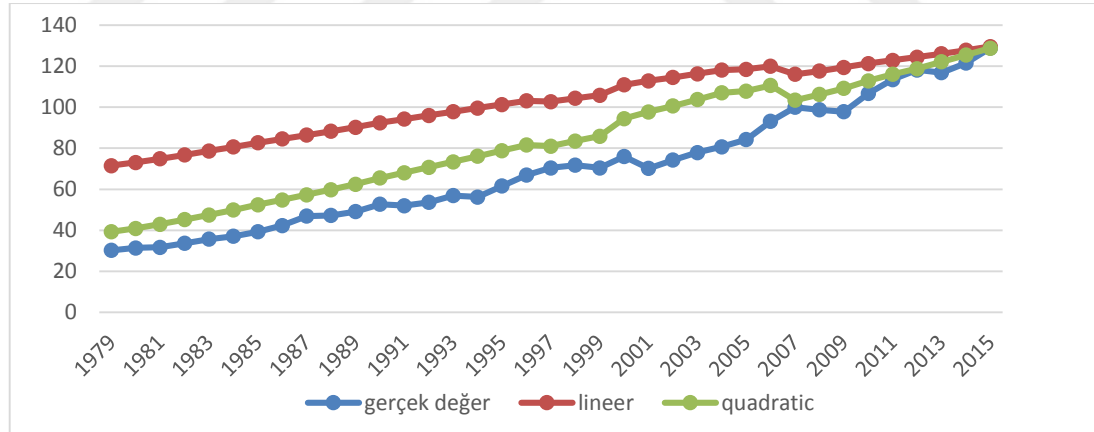
Yukarıda verilen parametreleri, denklem 5.2 ve denklem 5.3'de kullanarak aşağıdaki denklemler ve değerler bulunmuştur.

$$Y_{karesel} = 4.7569.X_1 - 64.6523.X_2 - 329.434.X_3 + 278.7034.X_4 \\ - 0.85063.X_1.X_2 + 1.5877.X_1.X_3 - 2.8625.X_1.X_4 \\ + 6.0128.X_2.X_3 - 3.4518.X_2.X_4 - 7.2502.X_3.X_4 - 0.4171.X_1^2 \\ + 2.0752X_2^2 - 1.0286.X_3^2 - 2.38074.X_4^2 + 860.3159 \\ R_{karesel}^2 = \% 94.0655$$

Tablo 12*2006-2015 Yılları Arasında GA ile Oluşturulan Modellerin Tahmin Hataları*

Yıllar	Gözlemlenen enerji talebi (MTOE)	Tahmin edilen talep		Hata yüzdesi (%)	
		GA- LR	GA- KR	GA- LR	GA-KR
2006	93.15	119,97	110,61	28,79	18,74
2007	100	116,08	103,42	16,07	3,42
2008	98.7	117,63	106,19	19,17	7,58
2009	97.79	119,37	109,19	22,06	11,66
2010	106.65	121,23	112,82	13,67	5,78
2011	113.46	122,83	116,07	8,25	2,29
2012	118.14	24,38	118,81	5,28	0,57
2013	116.85	126,06	122,15	7,88	4,53
2014	121.5	27,78	125,41	5,17	3,22
2015	128.81	129,53	128,72	0,55	-0,06

Tablo 12' de 2005 - 2015 yılları arasındaki gözlemlenen enerji talebi ile GA ile oluşturulan modellerin tahmin değerleri karşılaştırılmıştır. Tabloda görüldüğü gibi karesel modelin hata yüzdesi değerlerinin lineer modele göre daha düşük olduğu gözlenmiştir.



Şekil 25. GA ile 1979-2015 yılları arasında enerji talep tahmini

Şekil 25' de 1979-2015 yılları arasında, GA ile oluşturulan karesel (quadratic) ve lineer modellere ilişkin tahmin değerleri ile gerçek değerler karşılaştırılmıştır. Grafikte görüldüğü gibi karesel modelin tahmin değerleri gerçek değerlere daha yakın değerler almıştır.

Tablo 13' de birinci senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Her iki modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Tahmine

göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 135,41 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 151,56 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 13

GA ile Birinci Senaryoya Göre Enerji Talep Tahmini

Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	798,27	80.891	253,83	169,81	133,0539	135,9476
2019	826,21	80.972	271,60	187,22	133,2054	136,2383
2020	855,13	81.053	290,61	196,58	133,3296	136,5573
2021	885,06	81.134	310,95	206,41	133,4525	136,881
2022	916,03	81.215	332,72	216,73	133,574	137,21
2023	948,1	81.296	356,01	227,57	133,6939	137,5445
2024	981,28	81.377	380,93	238,95	133,812	137,8851
2025	1015,62	81.458	407,60	250,9	133,9283	138,2322
2026	1051,16	81.539	436,13	263,45	134,0425	138,5863
2027	1087,95	81.621	466,66	276,62	134,1561	138,9514
2028	1126,02	81.703	499,33	290,45	134,2672	139,3246
2029	1165,43	81.785	534,28	304,97	134,3756	139,7065
2030	1206,22	81.867	571,68	320,22	134,4812	140,0978
2031	1248,44	81.949	611,70	336,23	134,5836	140,4993
2032	1292,14	82.031	654,52	353,04	134,6825	140,9117
2033	1337,37	82.113	700,34	370,69	134,7778	141,3359
2034	1384,18	82.195	749,36	389,22	134,869	141,7727
2035	1432,63	82.277	801,82	408,68	134,9557	142,2231
2036	1482,77	82.359	857,95	429,12	135,0378	142,6881
2037	1534,67	82.441	918,01	450,58	135,1147	143,1688
2038	1588,38	82.523	982,27	473,11	135,186	143,6665
2039	1643,97	82.606	1.051,03	496,77	135,2528	144,1858
2040	1701,5	82.689	1.124,60	521,61	135,3131	144,7246
2041	1761,05	82.772	1.203,32	547,69	135,3664	145,2844
2042	1822,69	82.855	1.287,55	575,07	135,4119	145,8668
2043	1886,48	82.938	1.377,68	603,82	135,4491	146,4735
2044	1952,51	83.021	1.474,12	634,01	135,4773	147,1062
2045	2020,85	83.104	1.577,31	665,71	135,4958	147,7668
2046	2091,58	83.187	1.687,72	698,99	135,5039	148,4575
2047	2164,79	83.270	1.805,86	733,94	135,5006	149,1803
2048	2240,56	83.353	1.932,27	770,64	135,4851	149,9378
2049	2318,98	83.436	2.067,53	809,17	135,4563	150,7323
2050	2400,14	83.519	2.212,26	849,63	135,4133	151,5666

Tablo 14*GA ile İkinci Senaryoya Göre Enerji Talep Tahmini*

Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	882,03	80906	229,73	158,88	133,1074	135,8539
2019	943,77	81003	237,77	162,85	133,2692	129,8745
2020	1009,83	81100	246,09	166,92	133,4312	130,1793
2021	1080,52	81197	254,70	171,09	133,5934	130,4888
2022	1156,16	81294	263,61	175,37	133,756	130,8035
2023	1237,09	81391	272,84	179,75	133,9187	131,1235
2024	1323,69	81488	282,39	184,24	134,0818	131,4494
2025	1416,35	81585	292,27	188,85	134,2453	131,7817
2026	1515,5	81683	302,50	193,57	134,4109	132,1241
2027	1621,59	81781	313,08	198	134,5768	132,4739
2028	1735,1	81789	324,04	203,37	134,5952	132,8317
2029	1856,56	81887	335,38	208,45	134,7621	133,1979
2030	1986,52	81985	347,12	213,66	134,9296	133,5733
2031	2125,58	82083	359,27	219	135,0977	133,9587
2032	2274,37	82181	371,85	224,47	135,2665	134,3547
2033	2433,58	82279	384,86	230,08	135,436	134,7621
2034	2603,93	82377	398,33	235,83	135,6063	135,1819
2035	2786,21	82476	412,27	241,73	135,7791	135,615
2036	2981,25	82575	426,70	247,77	135,9528	136,0623
2037	3189,94	82674	441,63	253,96	136,1276	136,5249
2038	3413,24	82774	457,09	260,31	136,3051	137,004
2039	3652,17	82874	473,09	266,82	136,4839	137,5043
2040	3907,82	82974	489,65	273,49	136,6639	138,0236
2041	4181,37	83074	506,79	280,32	136,8454	138,5634
2042	4474,06	83174	524,53	287,32	137,0284	139,1252
2043	4787,24	83273	542,88	294,5	137,2115	139,7107
2044	5122,35	83373	561,88	301,86	137,398	140,3216
2045	5480,92	83473	581,55	309,41	137,5865	140,9597
2046	5864,58	83573	601,90	317,14	137,7771	141,6271
2047	6275,1	83674	622,97	325,07	137,9717	142,326
2048	6714,36	83774	644,77	333,2	138,1671	143,0585
2049	7184,37	83875	667,34	341,53	138,3669	143,8272
2050	7687,28	83976	690,70	350,07	138,5696	144,6348

Tablo 14' de ikinci senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Her iki modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Tahmine göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 138,56 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 144,63 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 15

GA ile Üçüncü Senaryoya Göre Enerji Talep Tahmini

Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	833,49	80.646	229,73	161,92	132,6832	135,007
2019	943,77	81.291	237,77	168,40	133,7515	137,1672
2020	1009,83	81.941	246,09	175,14	134,8285	139,3607
2021	1080,52	82.597	254,70	182,15	135,9158	141,5913
2022	1156,16	83.528	263,61	189,44	137,4558	144,7906
2023	1237,09	84.196	272,84	197,02	138,5638	147,1041
2024	1323,69	84.870	282,39	204,90	139,6823	149,4561
2025	1416,35	85.549	292,27	213,09	140,8094	151,8433
2026	1515,5	86.233	302,50	221,61	141,9454	154,2661
2027	1621,59	86.923	313,08	230,47	143,0919	156,7284
2028	1735,1	87.618	324,04	239,69	144,2473	159,2269
2029	1856,56	88.319	335,38	249,28	145,4133	161,7657
2030	1986,52	89.026	347,12	259,25	146,5898	164,3451
2031	2125,58	89.738	359,27	269,62	147,7754	166,9617
2032	2274,37	90.456	371,85	280,40	148,9715	169,6198
2033	2433,58	91.180	384,86	291,62	150,1785	172,3194
2034	2603,93	91.909	398,33	303,28	151,3945	175,0573
2035	2786,21	92.644	412,27	315,41	152,6213	177,8376
2036	2981,25	93.385	426,70	328,03	153,859	180,6606
2037	3189,94	94.132	441,63	341,15	155,1076	183,5265
2038	3413,24	94.885	457,09	354,80	156,3671	186,4359
2039	3652,17	95.644	473,09	370,00	157,6407	189,3857
2040	3907,82	96.409	489,65	384,76	158,9223	192,3827
2041	4181,37	97.180	506,79	400,15	160,2152	195,4239
2042	4474,06	97.957	524,53	416,16	161,5192	198,5097
2043	4787,24	98.741	542,88	432,81	162,8362	201,6443
2044	5122,35	99.531	561,88	450,12	164,1645	204,8241
2045	5480,92	100.327	581,55	468,12	165,5041	208,0494
2046	5864,58	101.130	601,90	486,84	166,8569	211,3243
2047	6275,1	101.939	622,97	506,31	168,2213	214,6452
2048	6714,36	102.755	644,77	526,56	169,5989	218,0163
2049	7184,37	103.577	667,34	547,62	170,9883	221,4337
2050	7687,28	104.406	690,70	569,52	172,3912	224,9018

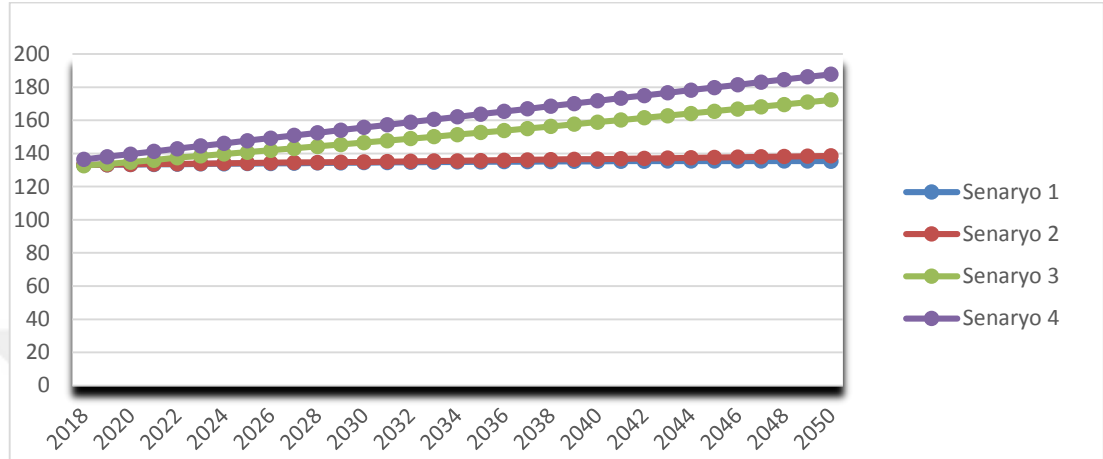
Tablo 15' de üçüncü senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Her iki modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Tahmine göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 172,34 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 224,90 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 16

GA ile Dördüncü Senaryoya Göre Enerji Talep Tahmini

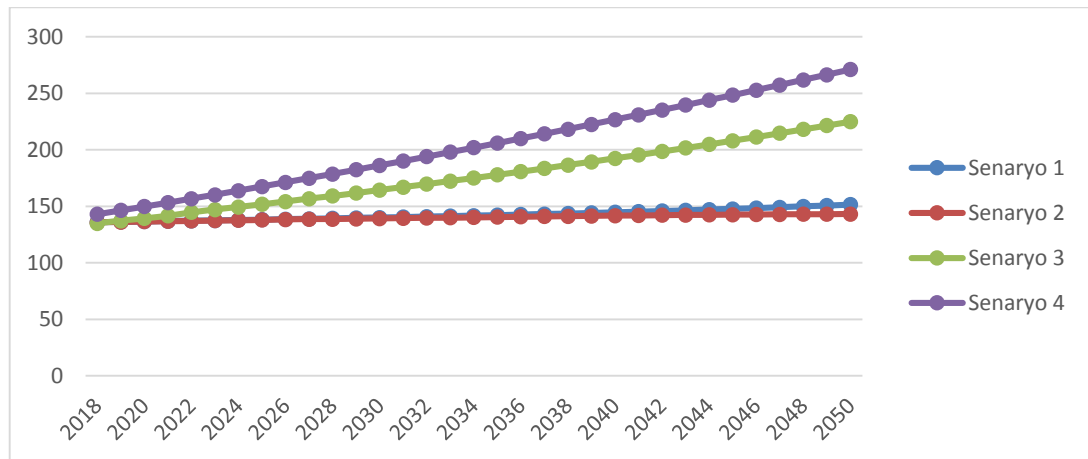
Yıllar	GSYH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Enerji talebi lineer (MTOE)	Enerji talebi karesel (MTOE)
2018	751,1266	82970	221,00	141	136,4502	142,9734
2019	772,78	83946	228,00	145	138,0551	146,3638
2020	794,4334	84922	235,00	150	139,6631	149,7909
2021	816,0868	85897	242,00	154	141,2664	153,2572
2022	837,7402	86873	248,00	158	142,8734	156,7614
2023	859,3936	87849	225,00	163	144,5463	160,1493
2024	881,0469	88825	262,00	167	146,0863	163,8964
2025	902,7003	89800	269,00	171	147,6896	167,5212
2026	924,3537	90776	276,00	176	149,2975	171,1864
2027	946,0071	91752	282,00	180	150,9046	174,8888
2028	967,6605	92728	289,00	184	152,5095	178,6364
2029	989,3139	93703	296,00	189	154,1158	182,4167
2030	1010,967	94679	303,00	193	155,7207	186,2437
2031	1032,621	95655	310,00	197	157,3256	190,1104
2032	1054,274	96631	316,00	202	158,9358	194,0077
2033	1075,927	97606	323,00	206	160,539	197,9498
2034	1097,581	98582	330,00	210	162,1439	201,9356
2035	1119,234	99558	337,00	215	163,7519	205,9577
2036	1140,888	100534	344,00	219	165,3568	210,0229
2037	1162,541	101509	350,00	223	166,9622	214,1175
2038	1184,194	102485	357,00	228	168,5702	218,2586
2039	1205,848	103461	364,00	232	170,1751	222,4428
2040	1227,501	104437	371,00	237	171,7831	226,6632
2041	1249,155	105412	378,00	241	173,3863	230,9225
2042	1270,808	106388	384,00	245	174,9934	235,2195
2043	1292,461	107364	391,00	250	176,6014	239,5589
2044	1314,115	108340	398,00	254	178,2063	243,9416
2045	1335,768	109315	405,00	258	179,8095	248,3595
2046	1357,422	110291	412,00	263	181,4175	252,8179
2047	1379,075	111267	418,00	267	183,0246	257,3131
2048	1400,728	112243	425,00	271	184,6295	261,8546
2049	1422,382	113219	432,00	276	186,2374	266,4319
2050	1444,035	114194	439,00	280	187,8407	271,0481

Tablo 16' da dördüncü senaryoya göre enerji talep tahmini yapılmıştır. Her iki modele göre 2050 yılına kadar enerji talebi sürekli olarak artış göstermiştir. Tahmine göre 2050 yılında enerji talebinin, lineer modelde 187,84 MTOE olacağı, karesel modele göre ise 271,04 MTOE olacağı sonucuna ulaşılmıştır.



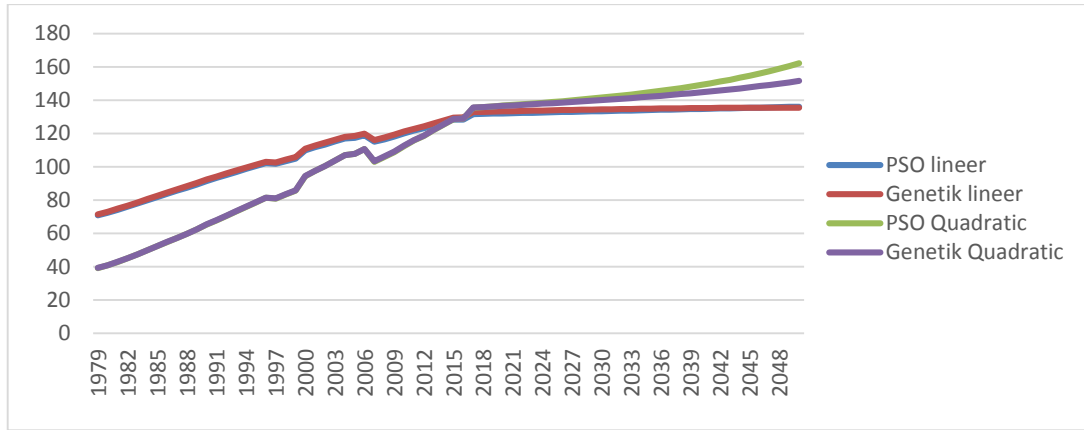
Şekil 26. GA lineer forma göre senaryoların karşılaştırılması

Şekil 26 ' da lineer modele göre senaryolar karşılaştırılmıştır. Grafikte görüldüğü gibi 2050 yılına kadar en yüksek tahmini değerler senaryo 4' de görülmüştür. Ayrıca, Senaryo 1 ve 2 birbirine çok yakın değerler almıştır



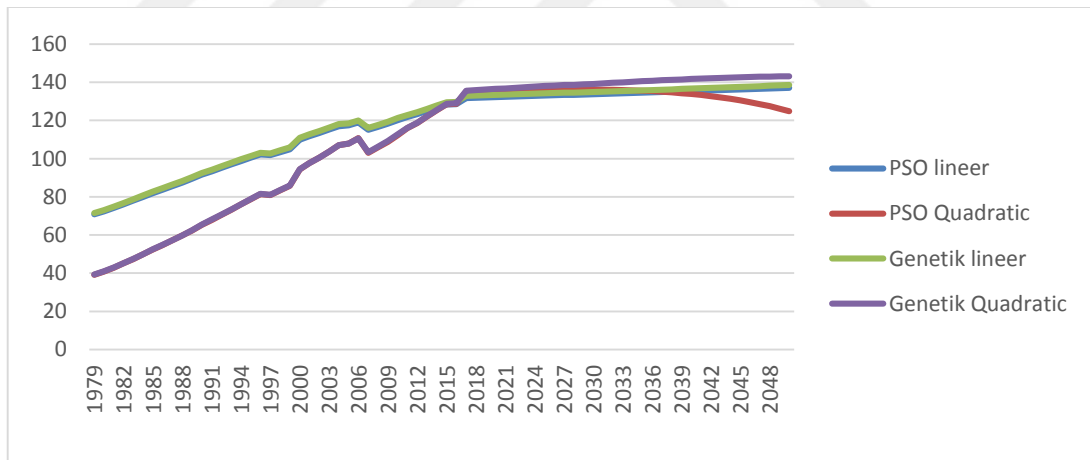
Şekil 27. GA karesel forma göre senaryoların karşılaştırılması

Şekil 27 ' de GA karesel modele göre senaryolar karşılaştırılmıştır. Grafikte görüldüğü gibi 2050 yılına kadar en yüksek tahmini değerler senaryo 4' de görülmüştür.



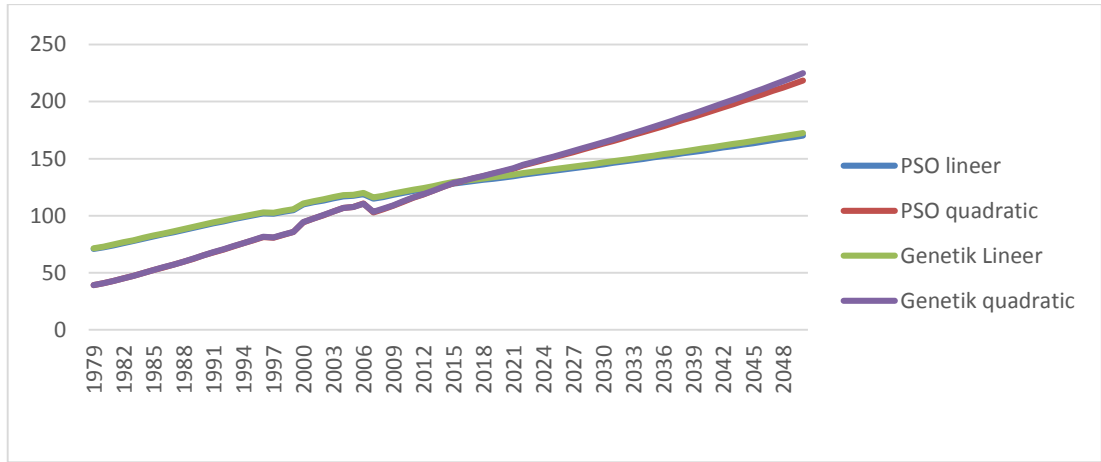
Şekil 28. Birinci senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması

Şekil 28 ' de birinci senaryoya göre PSO ve GA' nın lineer ve karesel modellere ilişkin tahmini değerleri karşılaştırılmıştır. 2050 yılına kadar her iki yöntemde lineer model değerleri birbirine çok yakın değerler almıştır. Karesel modelde ise 2016 yılına birbirine çok yakın değerler almıştır.



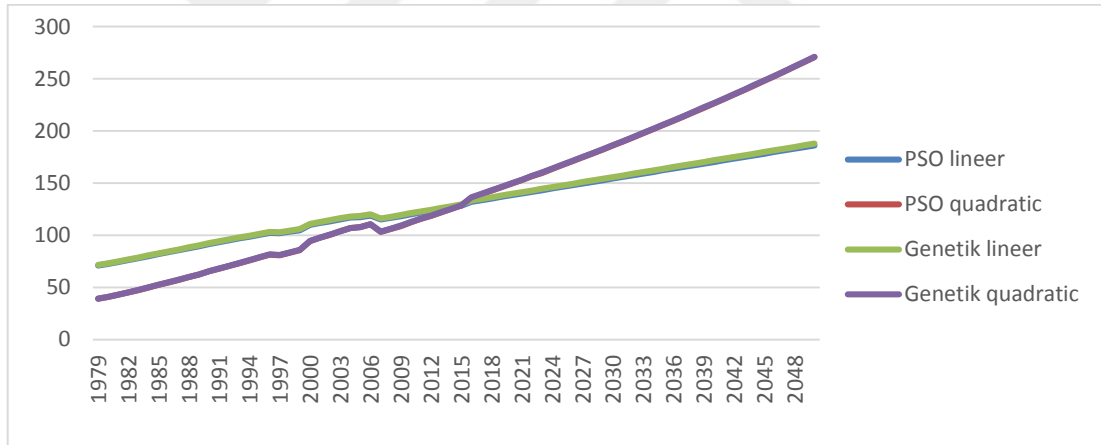
Şekil 29. İkinci senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması

Şekil 29 ' da ikinci senaryoya göre PSO ve GA' nın lineer ve karesel (quadratic) modellere ilişkin tahmini değerleri karşılaştırılmıştır. 2050 yılına kadar her iki yöntemde lineer model değerleri birbirine çok yakın değerler almıştır.



Şekil 30. Üçüncü senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması

Şekil 30' da üçüncü senaryoya göre PSO ve GA' nın lineer ve karesel modellere ilişkin tahmini değerleri karşılaştırılmıştır. 2050 yılına kadar her iki yönteminde lineer ve karesel modelleri sürekli artarak birbirine çok yakın değerler almıştır.



Şekil 31. Dördüncü senaryoya göre lineer ve karesel formların karşılaştırılması

Şekil 31 ' de dördüncü senaryoya göre PSO ve GA' nın lineer ve karesel modellere ilişkin tahmin değerleri karşılaştırılmıştır. 2050 yılına kadar her iki yönteminde lineer ve karesel modelleri sürekli artarak birbirine çok yakın değerler almıştır. Bu çalışmada, 4 farklı modelle tahmin edilen değerlerin doğruluğunu ölçmek için, y_t : gerçek gözlem değerleri, y'_t : tahmin edilen değerleri, T: tahmin sayısını göstermektedir. Doğruluk ölçütleri ve formülleri tablo 17' de gösterilmiştir (Groebner vd., 2001, s. 787; Hatipoğlu vd., 2013 s.66).

Tablo 17*Doğruluk Ölçütleri ve Formülleri*

$MSE = \frac{1}{T} \sum (y_t - y'_t)^2$	Hataların Kareli Ortalaması
$MAE = \frac{1}{T} \sum y_t - y'_t $	Ortalama Mutlak Hata
$MPE = \frac{1}{T} \sum y_t - y'_t / y_t$	Ortalama Yüzde Hata
$MSPE = \frac{1}{T} \sum (y_t - y'_t / y_t)^2$	Ortalama Yüzde Hata Kareleri
$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum (y_t - y'_t / y_t)^2}$	Ortalama Yüzde Hata Kareleri Kökü
$MAPE = \frac{1}{T} \sum y_t - y'_t / y_t$	Ortalama Mutlak Yüzde Hata

PSO ve GA modellerinin karşılaştırılmasında kullanılan belirleme katsayısı, ortalama yüzde hata, ortalama yüzde hata kareleri, ortalama yüzde hata kareleri kökü, ortalama mutlak yüzde hata, hataların kareleri ortalaması ve hataların kareli ortalamasının karekökü kriterlerinin 1979-2015 yıllarına ait değerleri Tablo 18’de gösterilmiştir.

Tablo 18*PSO ve GA Belirlilik Ölçütleri ve Yüzde Doğruluk Ölçüt Değerleri*

		MPE	MAE	MSPE	RMSPE	MAPE	MSE	R KARE
GA	Lineer Model	-0,62	32,57	0,55	0,74162	62,26	1227,33	0,9171
	Karesel Model	-0,23	13,14	0,07	0,264575	22,74	221,43	0,9406
PSO	Lineer Model	-0,6	31,66	0,52	0,72111	60,8	1170,42	0,9171
	Karesel Model	-0,22	13,008	0,06	0,244949	22,52	218,25	0,9397

Sonuçlara göre R^2 değerleri 0,91 ile 0,94 arasındadır. Lewis (2002)'e göre, MAPE değerleri %10'un altında olan modellerin “çok iyi”, %10 ile %20 arasında olan modellerin “iyi” modeller olduğu, %20 ile %50 arasında olan modellerin “kabul edilebilir” düzeyde olduğu ve %50'nin üstünde olan modellerin ise “yanlış ve hatalı” olduğu sonucuna ulaşmıştır (Yakut vd., 2014, s. 149). Buradan hareketle GA ve PSO'nun karesel modellerinin MAPE değerleri %22 olması nedeniyle bu modellerin Lewis'e göre kabul edilebilir modeller oldukları söylenebilir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Enerji tüketim tahmininin yapılması genelde zordur. Çünkü ekonominin hızlı gelişimi, hükümet kararları, teknoloji ve diğer unsurlardan etkilenir. Bu yüzden doğru tahmin modelinin geliştirilmesi çok önemlidir. Güvenilir ve gerçekçi enerji talep tahminleri, Türkiye'nin sürdürülebilir ekonomik büyümesi için gerekli önlemlerin finanse edilmesine ve geliştirilmesine yardımcı olur (Kıran vd., 2012, s. 102).

Bu çalışmada, GSYH, nüfus, ithalat, ihracat gibi sosyo-ekonomik faktörleri kullanarak Türkiye'nin enerji talebinin PSO ve GA ile dört farklı modele göre tahmin yapılmaya çalışılmıştır. Lineer ve karesel denklemlerin oluşturulması için otuz yedi yıllık (1979-2015) veriler kullanılmıştır. 2018-2050 yılları Türkiye'nin enerji talebini tahmin etmek için dört farklı senaryo belirlenmiştir. Çalışmada, verilerin analizine bağlı olarak aşağıdaki temel sonuçlar bulunmuştur:

- Birinci ve ikinci senaryonun PSO'nun lineer modelinin yakın tahmini değerler aldığı saptanmıştır.
- PSO'nun karesel formunda ikinci senaryoya göre enerji talebi 2034 yılından itibaren azalmaya başlamıştır. 2034 yılından sonra enerji talebinin azalmasının çeşitli sebepleri olabilir. Bunlar yaşanabilecek sosyo ekonomik sorunlar, enerji tasarruf politikaları, santrallerin yenilenmesi ve verimliliklerinin artırılması gibi sebepler olabilir.
- Genetik algoritmanın lineer ve karesel formlarında birinci ve ikinci senaryo tahmin değerleri birbirine çok yakındır.
- Senaryoların tahminleri karşılaştırıldığında GA ve PSO lineer tahminlerinin birbirine yakın değerler aldığı gibi karesel tahmin sonuçlarının da birbirine yakın değerler aldığı sonucuna ulaşılmıştır.
- PSO ve GA için karesel ve lineer form R^2 değerlerinin 0,91 ile 0,94 arasında değerler aldığı tespit edilmiştir. GA'nın karesel formunun değerinin % 94,07 ile en yüksek değere ulaştığı saptanmıştır.
- PSO ve GA'nın karesel model MAPE değerleri karşılaştırıldığında, PSO'nun değerinin %22,52, GA'nın değerinin ise %22,74 olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Lewis'e göre bu değerler modellerin kabul edilebilir olduğunu göstermiştir.

- Yüzde doğruluk ölçüt değerleri (MAPE, MSE, MPE, MAE, MSPE ve RMSPE) sonuçlarına göre PSO'nun GA' dan daha düşük değerler aldığı belirlenmiştir. Bu sonuçlar PSO'nun GA' dan daha iyi tahmin yaptığını göstermiştir.
- Geçmiş yıllarda yapılan çalışmalar incelendiğinde, PSO ve GA ile geliştirilen modellerin enerji talep tahmininde kullanılabileceğini göstermiştir. Bu çalışmanın sonucunda, enerji planlaması çalışmalarının uygulanması ve enerji stratejilerinin potansiyel araçlar olarak belirlenmesinde bilim insanlarına ve insanlığın yararına faydalı olacağı düşünülmektedir.
- Nükleer enerji ve yenilenebilir enerji kaynaklarından enerji üretimiyle birlikte Türkiye'nin enerjide dışa olan bağımlılığının azalması beklenmektedir.



KAYNAKÇA

- Adams, F. G., & Shachmurove, Y. (2008). Modeling and forecasting energy consumption in China: Implications for Chinese energy demand and imports in 2020. *Energy economics*, 30(3), 1263-1278.
- Adeli, H., ve Sarma, K.C. (2006). Cost optimization of structures : fuzzy logic, genetic algorithms, and parallel computing. England : John Wiley ve Sons.
- Affenzeller, M., Wagner, S., Winkler, S., & Beham, A. (2009). *Genetic algorithms and genetic programming: modern concepts and practical applications*. Crc Press.
- Akbulut, İ. (2016). *Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Anten Tasarımı* (Doctoral dissertation, Bilişim Enstitüsü).
- Akkuş, M. S. (2010). *Türkiye'nin enerji kaynakları ve alternatif bir kaynak olarak rüzgâr ve güneş enerjisinin değerlendirilmesi* (Doctoral dissertation, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimleri Enstitüsü).
- Akyol, S., & Alataş, B. (2012). Güncel Sürü Zekası Optamizasyon Algoritmaları. *Nevşehir Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 1(1).
- Alireza, A. L. F. I. (2011). PSO with adaptive mutation and inertia weight and its application in parameter estimation of dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 37(5), 541-549.
- Alma, Ö. G. (2009). Genetic algorithm based outlier detection using information criterion.
- Altıparmak, F. (1996). Genetik Algoritma ile haberleşme şebekelerinin topolojik optimizasyonu, *Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara*.
- Arı, V. (2007). Türkiye enerji kaynakları enerji planlaması ve enerji stratejileri, *Çukurova Üniversitesi, Adana*.

- Assareh, E., Behrang, M. A., & Ghanbarzdeh, A. (2012). Forecasting energy demand in Iran using genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO) methods. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 7(4), 411-422.
- Asta, S. (2012). *Yeni Bir Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması* (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Avami, A., & Boroushaki, M. (2011). Energy consumption forecasting of Iran using recurrent neural networks. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 6(4), 339-347.
- Baluja, S. (1994). *Population-based incremental learning. a method for integrating genetic search based function optimization and competitive learning* (No. CMU-CS-94-163). Carnegie-Mellon Univ Pittsburgh Pa Dept Of Computer Science.
- Barak, S., & Sadegh, S. S. (2016). Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA–ANFIS hybrid algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 82, 92-104.
- Barbier, E. (1997). Nature and technology of geothermal energy: a review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 1(1-2), 1-69.
- Behrang, M. A., Assareh, E., Assari, M. R., & Ghanbarzadeh, A. (2011). Total energy demand estimation in Iran using bees algorithm. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 6(3), 294-303.
- Bodenhofer, U. (2003). *Genetic algorithms: theory and applications*.
- Bozkurt, O. (2010). Görünmezlik teknolojisi için sağ taraflı ve sol taraflı malzemelerden oluşan elektromagnetik soğurucuların parçacık sürü optimizasyonu ile tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, *Hava Harp Okulu, Havacılık ve Uzay Teknolojileri Enstitüsü*.
- Brits, R., Engelbrecht, A. P., & Van den Bergh, F. (2002, November). A niching particle swarm optimizer. In *Proceedings of the 4th Asia-Pacific conference on simulated evolution and learning* (Vol. 2, pp. 692-696). Singapore: Orchid Country Club.

- Brits, R., Engelbrecht, A. P., & van den Bergh, F. (2007). Locating multiple optima using particle swarm optimization. *Applied Mathematics and Computation*, 189(2), 1859-1883.
- Cao, Z., Yuan, P., & Ma, Y. B. (2014). Energy Demand Forecasting Based on Economy-related Factors in China. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 9(2), 214-219.
- Carr, J. (2014). An introduction to genetic algorithms. *Senior Project*, 1-40.
- Cengiz, M. (2013). *Numerik ve parçacık sürü optimizasyonu yöntemleri birleştirilerek kurgulanmış yeni bir optimizasyon algoritması* (Master's thesis, Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Ceylan, H., & Ozturk, H. K. (2004). Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach. *Energy Conversion and Management*, 45(15), 2525-2537.
- Ceylan, H., OZTURK, H. K., Hepbasli, A., & Utlü, Z. (2005). Estimating energy and exergy production and consumption values using three different genetic algorithm approaches. Part 2: Application and scenarios. *Energy Sources*, 27(7), 629-639.
- Chen, S. H. (Ed.). (2012). *Genetic algorithms and genetic programming in computational finance*. Springer Science & Business Media.
- Chowdhury, S., Tong, W., Messac, A., & Zhang, J. (2013). A mixed-discrete particle swarm optimization algorithm with explicit diversity-preservation. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 47(3), 367-388.
- Clerc, M. (2010). *Particle swarm optimization* (Vol. 93). John Wiley & Sons.
- Coley, D. A. (1999). *An introduction to genetic algorithms for scientists and engineers*. World Scientific Publishing Co Inc.
- Couceiro, M., & Ghamisi, P. (2016). Fractional-order Darwinian PSO. In *Fractional order darwinian particle swarm optimization*(pp. 11-20). Springer International Publishing.

- Crompton, P., & Wu, Y. (2005). Energy consumption in China: past trends and future directions. *Energy economics*, 27(1), 195-208.
- Cura T., “Modern sezgisel teknikler ve uygulamaları”, Papatya Yayıncılık Eğitim, Mayıs 2008, İSTANBUL.
- Çakır, A. T. (2008). Türkiye'nin enerji potansiyeli, dağılımı, izlenilen enerji politikaları ve bu potansiyelin kullanılması ve Türkiye’de enerjinin geleceği, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi*, Eskişehir.
- Çetin, M. K. (2006). Hisse senedi Yatırım Kararlarında Genetik Algoritmaların Kullanımı (Yayımlanmamış doktora Tezi) Akdeniz Üniversitesi/ Sosyal Bilimler Enstitüsü, Antalya. 33-42.
- Çolak, S. (2010). Genetik Algoritmalar Yardımı ile Gezgin Satıcı Probleminin Çözümü Üzerine Bir Uygulama. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19(3).
- Dawid, H. (2011). *Adaptive learning by genetic algorithms: Analytical results and applications to economic models*. Springer Science & Business Media.
- Değertekin, S. Ö., Ülker, M., & Hayalioğlu, M. S. (2006). Uzay Çelik Çerçevelerin Tabu Arama ve Genetik Algoritma Yöntemleriyle Optimum Tasarımı. *Teknik Dergi*, 17(83).
- Delice, Y. (2008). Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Yapay Sinir Ağlarından Sınıflandırma Kuralı Çıkarımı, Yüksek Lisans Tezi. *Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü*.
- Devillers, J. (1996). *Genetic algorithms in molecular modeling*. Academic Press.
- Ducatelle, F. , Di Caro, G. A., & Gambardella, L. M. (2010). Principles and applications of swarm intelligence for adaptive routing in telecommunications networks. *Swarm Intelligence*, 4(3), 173-198.
- Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995, October). A new optimizer using particle swarm theory. In *Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on* (pp. 39-43). IEEE.

- Eberhart, R. C., & Shi, Y. (1998, March). Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization. In *International conference on evolutionary programming* (pp. 611-616). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Eberhart, R. C., Shi, Y., & Kennedy, J. (2001). *Swarm intelligence*. Elsevier.
- Ediger, V. Ş., & Tatlıdil, H. (2002). Forecasting the primary energy demand in Turkey and analysis of cyclic patterns. *Energy Conversion and Management*, 43(4), 473-487.
- Ediger, V. Ş., & Akar, S. (2007). ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey. *Energy Policy*, 35(3), 1701-1708.
- Ekonomou, L. (2010). Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks. *Energy*, 35(2), 512-517.
- Eldem, H., 2014, *Karınca Koloni Optimizasyonu (KKO) ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) Algortimaları Temelli Bir Hiyerarşik Yaklaşım Geliştirilmesi*, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, FenBilimleri Enstitüsü, Konya.
- Ellabban, O., Abu-Rub, H., & Blaabjerg, F. (2014). Renewable energy resources: Current status, future prospects and their enabling technology. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39, 748-764.
- Elmacı, E. (2014). *Metasezgisel Algoritmalar Tabanlı Enerji Talep Optimizasyonu*, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş.
- Emel, G. G., & Taşkın, Ç. (2002). Genetik Algoritmalar ve Uygulama Alanları. *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21(1), 129-152.
- Erdal, L. (2011). Enerji arz güvenliğini etkileyen faktörler ve yenilenebilir enerji kaynakları alternatifi, *Adnan Menderes Üniversitesi*, Aydın.
- Erdoğan, S. (2015) *Enerji Arz Güvenliği Bağlamında Türkiye’de Nükleer Enerji*, Doktora tezi, *Gazi Üniversitesi*, Ankara.

- ETKB (T.C Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı), 2017. Dünya ve Türkiye enerji ve tabii kaynaklar görünümü, Ankara, Türkiye.
- Ersel Canyurt, O., Ceylan, H., Kemal Ozturk, H., & Hepbasli, A. (2004). Energy demand estimation based on two-different genetic algorithm approaches. *Energy Sources*, 26(14), 1313-1320.
- Feng, S. J., Ma, Y. D., Song, Z. L., & Ying, J. (2012). Forecasting the energy consumption of China by the grey prediction model. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 7(4), 376-389.
- Geem, Z. W., & Roper, W. E. (2009). Energy demand estimation of South Korea using artificial neural network. *Energy Policy*, 37(10), 4049-4054.
- Gen, M., ve Cheng, R. (2000). Genetic algorithm and engineering optimization. New York : John Wily and Sons.
- Gerşil, M., & Palamutçuoğlu, T. (2013). Ders çizelgeleme probleminin melez genetik algoritmalar ile performans analizi. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 6(1), 242.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, optimization and machine learning.
- Groebner, D. F., Shannon, P. W., Fry, P. C., & Smith, K. D. (2001). Business statistics. *A Decision making approach*, 5.
- Guner, A. R., & Sevkli, M. (2008). A discrete particle swarm optimization algorithm for uncapacitated facility location problem. *Journal of Artificial Evolution and Applications*, 2008.
- Haldenbilen, S., & Ceylan, H. (2005). Genetic algorithm approach to estimate transport energy demand in Turkey. *Energy Policy*, 33(1), 89-98.
- Hamzacebi, C., & Es, H. A. (2014). Forecasting the annual electricity consumption of Turkey using an optimized grey model. *Energy*, 70, 165-171.
- Haskök, A. Ş. (2005). Türkiye'nin Mevcut Enerji Kaynaklarının Durum Değerlendirilmesi (YL Tezi), Osmangazi Üniversitesi, Eskişehir.

- Hatipoğlu, T., Boran, S., Özcan, B. ve Fırlıklı, A. (2013). “Yapay Sinir Ağı Yaklaşımıyla Çinko Kalınlığının Tahminlenmesi”, SAÜ. Fen Bilimler Dergisi, 17(1): 60-68.
- Haupt, R. L., & Haupt, S. E. (2004). *Practical genetic algorithms*. John Wiley & Sons.
- Hepbaşı A., Özgener Ö., “Turkey's Renewable Energy Sources: Part 1. Historical Development”, 2004, İzmir.
- Hirsch, R. L., Bezdek, R. M., & Wendling, R. M. (2005). *Peaking of world oil production: impacts, mitigation, & risk management*(No. DOE/NETL-IR-2005-093; NETL-TPR-2319). National Energy Technology Laboratory (NETL), Pittsburgh, PA, Morgantown, WV, and Albany, OR.
- Hu, X., Shi, Y., & Eberhart, R. (2004, June). Recent advances in particle swarm. In *Evolutionary Computation, 2004. CEC2004. Congress on* (Vol. 1, pp. 90-97). IEEE.
- Huang, Y., Bor, Y. J., & Peng, C. Y. (2011). The long-term forecast of Taiwan's energy supply and demand: LEAP model application. *Energy policy*, 39(11), 6790-6803.
- IEA, (Uluslar arası Enerji Ajansı Verileri) (Online) <http://www.iea.org/countries/membercountries/turkey/statistics/> (Erişim Tarihi: 20 Aralık 2017).
- İşçi, Ö. & Korukoğlu, S. (2003). Genetik algoritma yaklaşımı ve yöneylem araştırmasında bir uygulama. *Yönetim ve Ekonomi: Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10(2), 191-208.
- Kankal, M., Akpınar, A., Kömürcü, M. İ., & Özşahin, T. Ş. (2011). Modeling and forecasting of Turkey's energy consumption using socio-economic and demographic variables. *Applied Energy*, 88(5), 1927-1939.
- Kaya, E. (2014). Genetik Algoritma ile Bulanık Kural Kümesinin Otomatik Olarak Oluşturulmasında Yeni Bir Yaklaşım (Yayımlanmamış doktora tezi) Selçuk Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.

- Kennedy, J., Eberhart, R.C., Shi, Y., *Swarm Intelligence*, pp. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 2001.
- Kervan, M. M., “Çoklu Sensör Konumlandırma Probleminin Genetik Algoritmalar Ve Gen Havuzu Tabanlı Genetik Algoritmalar İle Çözülmesi,” Hava Harp Okulu Komutanlığı, 2009.
- Kıran, M. S., & Gündüz, M. (2012). A novel artificial bee colony-based algorithm for solving the numerical optimization problems. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 8(9), 6107-6121.
- Kıran, M. S., Özceylan, E., Gündüz, M., & Paksoy, T. (2012). A novel hybrid approach based on particle swarm optimization and ant colony algorithm to forecast energy demand of Turkey. *Energy conversion and management*, 53(1), 75-83.
- Kıran, M. S., Özceylan, E., Gündüz, M., & Paksoy, T. (2012). Swarm intelligence approaches to estimate electricity energy demand in Turkey. *Knowledge-Based Systems*, 36, 93-103.
- Kızılel, G. (2016). Türkiye'deki hidroelektrik enerjisi ile diğer enerji türlerinin karşılaştırılması ve Muğla ilinin hidroelektrik enerji potansiyeli, *Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi*, Muğla.
- Kiranyaz, S., Ince, T., & Gabbouj, M. (2014). *Multidimensional particle swarm optimization for machine learning and pattern recognition*. New York: Springer.
- Kumar, U., & Jain, V. K. (2010). Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India. *Energy*, 35(4), 1709-1716.
- Kutlu, M. (2012). *Parçacık sürü optimizasyonu yaklaşımı ile portföy optimizasyonu ve İMKB'de bir uygulama* (Doctoral dissertation, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü).
- Kozak, M. ve Kozak, Ş. (2012). Enerji Depolama Yöntemleri. *SDU International Technologic Science*, Cilt 4, Sayı 2, 17-29.
- Lazinica, A. (Ed.). (2009). *Particle swarm optimization*. Kirchengasse: InTech.

- Lee, Y. S., & Tong, L. I. (2011). Forecasting energy consumption using a grey model improved by incorporating genetic programming. *Energy Conversion and Management*, 52(1), 147-152.
- Lewis, C.D. (1982). "Industrial and Business Forecasting Methods" Londra, Butterworths Publishing.
- Li, J., Dong, X., Shanguan, J., & Hook, M. (2011). Forecasting the growth of China's natural gas consumption. *Energy*, 36(3), 1380-1385.
- Lund, H. (2007). Renewable energy strategies for sustainable development. *Energy*, 32(6), 912-919.
- Magalhaes-Mendes, J. (2013). A comparative study of crossover operators for genetic algorithms to solve the job shop scheduling problem. *WSEAS transactions on computers*, 12(4), 164-173.
- Mamedsaidov, R., 2009, P median problem için parçacık sürü optimizasyonu, Fatih Üniversitesi, Fen bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans tezi, İstanbul.
- Melikoglu, M. (2013). Hydropower in Turkey: Analysis in the view of Vision 2023. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 25, 503-510.
- Mitchell, M. (1998). *An introduction to genetic algorithms*. MIT press.
- Moallem, P., Mousavi, B. S., & Naghibzadeh, S. S. (2015). Fuzzy inference system optimized by genetic algorithm for robust face and pose detection. *International Journal of Artificial Intelligence*, 13(2), 73-88.
- Mucuk, M., & Uysal, D. (2009). Turkey's energy demand. *Current Research Journal of Social Sciences*, 1(3), 123-128.
- Olsson, A. E. (2010). *Particle swarm optimization: Theory, techniques and applications*. Nova Science Publishers, Inc..
- Omran, M. G. (2006). *Particle swarm optimization methods for pattern recognition and image processing* (Doctoral dissertation).

- Özçakar, N., Görener, A., & Arıkan, V. (2012). Depolama sistemlerinde siparis toplama işlemlerinin genetik algoritmalarla optimizasyonu. *İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi*, (71), 118.
- Özdemir, M. T., & Öztürk, D. (2016). İki Bölgeli Güç Sisteminin Optikten Esinlenen Optimizasyon Algoritması ile Optimal Yük Frekans Kontrolü. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi (MBD)*, 28-2.
- Özsağlam, M. Y., & Çunkaş, M. (2008). Optimizasyon problemlerinin çözümü için parçacık sürü optimizasyonu algoritması. *Politeknik Dergisi*, 11(4).
- Özsağlam, M. Y. (2009). Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritmasının gezgin satıcı problemine uygulanması ve performansının incelenmesi. *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 119s, Konya*.
- Öztürk, A., & Alkan, S. (2013). Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Fotovoltaik Sistemlerde Kullanılan DC-DC Dönüştürücünün Kontrolü. *İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi*, 2(3), 110-120.
- Öztürk, H. K., Canyurt, O. E., Hepbaşlı, A., & Utlu, Z. (2004). Residential-commercial energy input estimation based on genetic algorithm (GA) approaches: an application of Turkey. *Energy and Buildings*, 36(2), 175-183.
- Özyön, S., Yaşar, C., Temurtaş, H., & Aydın, D. (2012). Yasak İşletim Bölgesi Ekonomik Güç Dağıtım Problemlerine Geliştirilmiş Parçacık Sürü Optimizasyonu Yaklaşımı. *Cankaya University Journal of Science and Engineering*, 9(2).
- Parsopoulos, K. E. (Ed.). (2010). *Particle swarm optimization and intelligence: advances and applications: advances and applications*. IGI global.
- Peyvandi, M., Zafarani, M., & Nasr, E. (2011). Comparison of particle swarm optimization and the genetic algorithm in the improvement of power system stability by an SSSC-based controller. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 6(2), 182-191.
- Poli, R., Kennedy, J., & Blackwell, T. (2007). Particle swarm optimization. *Swarm intelligence*, 1(1), 33-57.

- Sastry, K., Goldberg, D. E., & Kendall, G. (2014). Genetic algorithms. In *Search methodologies* (pp. 93-117). Springer US.
- Shi, Y., Eberhart, R. C., Empirical Study of Particle Swarm Optimization, Congress on Evolutionary Computation, Washington D.C., USA, 1945–1949, 1999.
- Shi, Y., & Eberhart, R. (1998, May). A modified particle swarm optimizer. In *Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on* (pp. 69-73). IEEE.
- Şişman, B., Arıođ, H., & Eleren, A. (2011). Tedarik Zinciri Ađı Tasarımında Parçacık Sürüsü Optimizasyon Yöntemi İle Çapraz Yükleme Yerlerinin Belirlenmesi.
- Sivanandam, S., ve Deepa, S. (2008). Introduction to genetic algorithms : Berlin Heidelberg New York : Springer.
- Sumathi, S., & Paneerselvam, S. (2010). *Computational intelligence paradigms: theory & applications using MATLAB*. CRC Press.
- Sun, J., Lai, C. H., & Wu, X. J. (2011). *Particle swarm optimisation: classical and quantum perspectives*. CRC Press.
- Sönmez, M., & Öztürk, G. (2013). Alternatif Rotalı Hücre Oluşturma Problemlerinin Çözümü İçin Yeni Bir Melez Yaklaşım.
- Sözen, A., Arcakliođlu, E., & Özkaymak, M. (2005). Turkey's net energy consumption. *Applied Energy*, 81(2), 209-221.
- Sözen, A., & Arcakliođlu, E. (2007). Prospects for future projections of the basic energy sources in Turkey. *Energy Sources, Part B*, 2(2), 183-201.
- Tamer S., Karakuzu C., 2006. □Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritmasıve Benzetim Örnekleri□, Eleco'2006 Elektrik - Elektronik - Bilgisayar Mühendisliđi Sempozyumu Ve Fuarı Bildirileri.
- Toksarı, M. D. (2007). Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey. *Energy Policy*, 35(8), 3984-3990.

- Toksarı, M. D. (2009). Estimating the net electricity energy generation and demand using the ant colony optimization approach: case of Turkey. *Energy Policy*, 37(3), 1181-1187.
- Topal, M., & Arslan, E. I. (2008). Biyokütle enerjisi ve Türkiye. *VII. Ulusal Temiz Enerji Sempozyumu*, 17-19.
- Tripathi, P. K., Bandyopadhyay, S., Pal S. K., Multi-Objective Particle Swarm Optimization with Time Variant Inertia and Acceleration Coefficients, *Information Sciences*, 177, 5033-5049, 2007.
- Tugal, N. (2014). Enerji Talebi Ve Enerji Talebini Belirleyen Faktörler: Türkiye Uygulaması. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi*.
- Tutar, F., & Eren, M. V. (2011). Geleceğin enerjisi: Hidrojen ekonomisi ve Türkiye. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (6).
- Türkiye İstatistik Kurumu, TÜİK verileri, <http://www.tuik.gov.tr>, (Erişim tarihi: 20.12.2017).
- Uguz, H., Hakli, H., & Baykan, Ö. K. (2015, December). A New Algorithm Based on Artificial Bee Colony Algorithm for Energy Demand Forecasting in Turkey. In *Advanced Computer Science Applications and Technologies (ACSAT), 2015 4th International Conference on* (pp. 56-61). IEEE.
- Ünal, M., Ak, A., Topuz, V., & Erdal, H. (2012). *Optimization of PID controllers using ant colony and genetic algorithms* (Vol. 449). Springer.
- Ünler, A. (2008). Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025. *Energy Policy*, 36(6), 1937-1944.
- Van den Bergh, F., & Engelbrecht, A. P. (2006). A study of particle swarm optimization particle trajectories. *Information sciences*, 176(8), 937-971.
- Wang, L., & Singh, C. (2007). Environmental/economic power dispatch using a fuzzified multi-objective particle swarm optimization algorithm. *Electric Power Systems Research*, 77(12), 1654-1664.

- Wang L., Singh C., "Environmental/Economic Power Dispatch Using a Fuzzified Multi-Objective Particle Swarm Optimization Algorithm", *Electric Power Systems Research*, Vol.77, No.12, s. 1654-1664, October 2007.
- Weise, T. (2009). *Global optimization algorithms-theory and application. Self-published, 2.*
- Wilke D. N., Analysis of the particle swarm optimization algorithm, Master Thesis, 2005, Mechanical and Aeronautical Engineering, University of Pretoria.
- Xie, N. M., Yuan, C. Q., & Yang, Y. J. (2015). Forecasting China's energy demand and self-sufficiency rate by grey forecasting model and Markov model. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 66, 1-8.
- Yalçinkaya, Ö. (2010). *A feasible timetable generator simulation modelling framework and simulation integrated genetic and hybrid genetic algorithms for train scheduling problem* (Doctoral dissertation, DEÜ Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Yakut, E., Elmas, B., & Yavuz, S. (2014). Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri Yöntemleriyle Borsa Endeksi Tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(1).
- Yakut, E., & Çankal, A. (2016). Çok Amaçlı Genetik Algoritma ve Hedef Programlama Metotlarını Kullanarak Hisse Senedi Portföy Optimizasyonu: BIST-30'da Bir Uygulama/Portfolio Optimization Using of Methods Multi Objective Genetic Algorithm and Goal Programming: An Application in BIST-30. *Business and Economics Research Journal*, 7(2), 43.
- Yavuzaslan, K., & Cetin, M. (2017). Is the Nuclear Unrivaled or Solution?: The Case of Turkey. *International Journal*, 11(1), 5-27.
- Yeniay Ö. (2001) " An Overview of Genetic Algorithms " , *Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, Cilt: 2 Sayı: 1, s. 37-49.
- Yılmaz, V. (2010). *Enerji Talebi ve Tokat'ta Elektrik Enerjisi Talebi Üzerine Bir Uygulama* (YL Tezi), Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Tokat.

- Yigit, V. (2011). Genetik Algoritma ile Türkiye Net Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2020 Yılına Kadar Tahmini. *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi*, 3(2), 37-41.
- Yu, S. W., & Zhu, K. J. (2012). A hybrid procedure for energy demand forecasting in China. *Energy*, 37(1), 396-404.
- Yuan, X. C., Wei, Y. M., Mi, Z., Sun, X., Zhao, W., & Wang, B. (2017). Forecasting China's regional energy demand by 2030: A Bayesian approach. *Resources, Conservation and Recycling*, 127, 85-95.



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLERİ

Adı ve Soyadı :Ezel Özkan
Doğum Yeri :Osmaniye
Adres :Merkez/ OSMANİYE
İletişim :ozkanezel92@gmail.com

EĞİTİM BİLGİLERİ

Yüksek Lisans : Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalı, 2015-
Lisans : Gaziantep Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği, 2010-2015
Lisans : Eskişehir Anadolu Üniversitesi, İşletme, 2012-2016

İŞ DENEYİMİ

01.2015- 06.2015 : ABC Deterjan San. Tic. A.Ş. , İntörn Mühendis

OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS/DOKTORA TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI'NA

Tarih: 17/07/2018

Tez Başlığı / Konusu: **PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU VE GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK TÜRKİYE'NİN 2050 YILINA KADAR ENERJİ TÜKETİM TAHMİNİNİN YAPILMASI**

Yukarıda başlığı/konusu belirlenen tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler ve d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 110 sayfalık kısmına ilişkin, 17/07/2018 tarihinde şahsım/tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtreleme tiplerinden biri uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 18 'dir.

Filtreleme Tip 1 (maksimum %30)


- 1- Kabul/Onay ve Bildirim sayfaları hariç,
- 2- Kaynakça dâhil,
- 3- Alıntılar dâhil.

Filtreleme Tip 2 (maksimum %10)

- 1- Kabul/Onay ve Bildirim sayfaları hariç,
- 2- Kaynakça hariç,
- 3- Alıntılar dâhil,
- 4- 5 Kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç.

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Çalışması Orjinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.


17.07.2018
Tarih ve İmza

Adı Soyadı: EZEL ÖZKAN

Öğrenci No: 15YLYBS1110

Anabilim Dalı: Yönetim Bilişim Sistemleri

Programı:

Statüsü: Y.Lisans Doktora

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.


Dr. Öğr. Üyesi Emre YAKUT

(Unvan, Ad Soyad, İmza)

ENSTİTÜ ONAYI

UYGUNDUR.

(Unvan, Ad Soyad, İmza)