

**T.C.
SÜLEYMAN DEMİREL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**GÖVDE BORULU BİR ISI DEĞİŞTİRİCİSİNİN SEZGİSEL
ALGORİTMALAR İLE OPTİMİZASYONU**

Fatih Kürşad GÜNDÜZ

**Danışman
Doç. Dr. Önder KIZILKAN**

**II. Danışman
Doç. Dr. Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ENERJİ SİSTEMLERİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ISPARTA - 2016**



© 2016 [Fatih Kürşad GÜNDÜZ]

TEZ ONAYI

Fatih Kürşad GÜNDÜZ tarafından hazırlanan "**Gövde Borulu Bir Isı Değiştiricisinin Sezgisel Algoritmalar İle Optimizasyonu**" adlı tez çalışması aşağıdaki jüri üyeleri önünde Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Enerji Sistemleri Mühendisliği Anabilim Dalı**'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak başarı ile savunulmuştur.

Danışman **Doç. Dr. Önder KIZILKAN**

Süleyman Demirel Üniversitesi

Jüri Üyesi **Doç. Dr. Ahmet KABUL**

Süleyman Demirel Üniversitesi

Jüri Üyesi **Yrd. Doç. Dr. Ahmet ÇAĞLAR**

Akdeniz Üniversitesi

Enstitü Müdürü **Doç.Dr.Yasin TUNCER**

TAAHHÜTNAME

Bu tezin akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek tezde yer aldığını beyan ederim.

Fatih Kürşad GÜNDÜZ

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇİNDEKİLER.....	i
ÖZET	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR.....	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ	v
ÇİZELGELER DİZİNİ	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	vii
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Isı Değiştiricileri.....	5
1.2. Gövde Boru Tipli Isı Değiştiricileri.....	8
2. KAYNAK ÖZETLERİ.....	13
3. MATERYAL VE YÖNTEM	18
3.1. Gövde Borulu Isı Değiştiricisi Dizayn Denklemleri	18
3.2. Optimizasyon Teknikleri	28
3.2.1. Genetik algoritma.....	29
3.2.2. Yapay arı kolonisi algoritması.....	32
3.2.3. Karınca kolonisi algoritması	38
3.2.4. Yarasa Sürüsü Algoritması	40
3.2.5. Ateş böceği algoritması	44
3.2.6. Parçacık sürü algoritması	46
3.2.7. Kurt kolonisi algoritması.....	49
3.2.8. Kiril sürü algoritması.....	51
3.2.9. Yerçekimsel arama algoritması	55
4. ARAŞTIRMA BULGULARI.....	59
3.1. Gövde Borulu Isı Değiştiricisi Optimizasyon Sonuçları.....	60
4.1.1. Genetik algoritma optimizasyon sonuçları.....	61
4.1.2. Parçacık sürü algoritması optimizasyon sonuçları.....	62
4.1.3. Ateş böceği algoritması optimizasyon sonuçları.....	64
4.1.4. Yarasa sürüsü algoritması optimizasyon sonuçları.....	66
4.1.5. Yerçekimsel arama algoritması optimizasyon sonuçları...	68
4.1.6. Kurt sürüsü algoritması optimizasyon sonuçları.....	70
4.1.7. Karınca kolonisi algoritması optimizasyon sonuçları.....	72
4.1.8. Kiril sürüsü algoritması optimizasyon sonuçları.....	74
4.1.9. Arı kolonisi algoritması optimizasyon sonuçları.....	76
5. TARTIŞMA VE SONUÇLAR.....	79
KAYNAKLAR	82
ÖZGEÇMİŞ	88

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

GÖVDE BORULU BİR ISI DEĞİŞTİRİCİSİNİN SEZGİSEL ALGORİTMALAR İLE OPTİMİZASYONU

Fatih Kürşad GÜNDÜZ

Süleyman Demirel Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Enerji Sistemleri Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Önder KIZILKAN

II. Danışman: Doç. Dr. Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE

Günümüzde mühendislik alanında geniş bir yere sahip gövde borulu ısı değiştiricileri; büyük bir boru içerisindeki birbirine paralel birden fazla küçük borudan oluşan yapılardır. Gövde borulu ısı değiştirici sanayide kullanılan ısı değiştiricilerin % 60' ını oluşturmaktadır. Bu yüzden gövde borulu ısı değiştiricilerin en az maliyetle tasarlanabilmesi endüstri açısından önem arz etmektedir. Bu tip ısı değiştiricilerin dizaynı yapılırken, ihtiyaç duyulan ısı transferinin gerçekleşmesi için en uygun boru ve gövde çapları, boruların geçiş sayısı, yerleşim türü, şaşırtma levhası kesmesi gibi birçok parametrelerin seçilmesi gerekmektedir. En uygun ısı değiştiricisi dizaynı yapılırken aynı zamanda ekonomik kriterlerin de göz önüne alınması önem arz etmektedir.

Gövde borulu ısı değiştiricilerin dizaynı yapılırken, optimizasyon teknikleri kullanımı hayli yaygındır. Optimizasyon işlem en iyileme demektir. Bir problem için, belirli şartlar dahilinde tüm çözümlerin arasındaki en iyi çözümü elde edebilmektedir. Bu çalışmada, gövde borulu bir ısı değiştiricisinin belirli şartlar için, alanının ve maliyetinin en uygun şekilde belirlenebilmesi için farklı algoritmalar kullanılmıştır. Daha önce yapılan çalışmalar ışığında belirlenen 9 farklı algoritma kullanılarak gövde borulu ısı değiştiricisi dizaynında kullanılan 7 adet parametre için optimizasyon yapılmıştır. Analizler ışığında, her bir farklı algoritma için, en uygun ısı değiştiricisi boyutları tespit edilmiş ve belirli şartlar için dizayn parametleri belirlenmiştir. Ayrıca, elde edilen sonuçlar maliyet ve alan açısından karşılaştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Optimizasyon, Gövde borulu ısı değiştiricisi, Isı transferi, Algoritma

2016, 88 sayfa

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

OPTİMİZATION OF A SHELL AND TUBE HEAT EXCHANGER WITH METAHEURİSTİC ALGORİTMS

Fatih Kürşad GÜNDÜZ

**Süleyman Demirel University
Graduate School of Applied and Natural Sciences
Department of Energy Systems Engineering**

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Önder KIZILKAN

Co-Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE

Shell and tube heat exchangers; the large pipe structures consisting of multiple parallel tubes which widely use in engineering. Shell and tube heat exchanger consisting %60 of heat exchanger used in industry. That's why optimization of shell and tube heat exchangers propounds great importance to industry. While design of this type of heat exchangers, for the acquire of the required heat transfer it must be choose optimal of value shell and tube diameter, passes tube, placement of tubes, baffle cut like many parameters. At the same time while optimal design of shell and tube heat exchangers, consider of economic criteria has great importance.

While optimal design of Shell and tube heat exchangers, optimization metods widely in use. Optimization which means basically finding best of best. Finding best solution to a problem in specific conditions. In this study, for design of shell and tube heat exchangers in specific conditions, used different optimization algorithms. The light of studies previosly made we used 9 optimization algoritms with 7 design parameters. Analysis in the light for we determined optimum heat exchangers sizes and design parameters each different algorithms. The results obtained in these experiments are compared in terms of cost and space.

Keywords: Optimization, Shell and tube heat exchanger, Heat transfer, Algorithm

2016, 88 pages

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmamda beni yönlendiren, karşılaştığım zorlukları bilgi ve tecrübesi ile aşmamda yardımcı olan değerli Danışman Hocam Doç. Dr. Önder KIZILKAN ve ikinci danışmanım Doç. Dr. Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE'ye teşekkürlerimi sunarım. Literatür araştırmalarımda bana yardımcı olan değerli arkadaşım Uzman Safinur COŞKUNSU' ya teşekkür ederim.

Ayrıca, tezimin her aşamasında beni yalnız bırakmayan aileme sonsuz sevgi ve saygılarımı sunarım.

Fatih Kürşad GÜNDÜZ
ISPARTA, 2016



ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 1.1. Gövde borulu ısı deęiřtiricisi	2
Şekil 1.2. İ ie borulu ısı deęiřtiricisi a) Paralel akıř b) Ters akıř	6
Şekil 1.3. apraz akıřlı ısı deęiřtiricisi	7
Şekil 1.4. Gövde borulu ısı deęiřtiricisinin řematik gsterimi	9
Şekil 1.5. TEMA gvde borulu ısı deęiřtiricisi standartları	12
Şekil 1.5. TEMA gvde borulu ısı deęiřtiricisi standartları	12
Şekil 1.5. TEMA gvde borulu ısı deęiřtiricisi standartları	12
Şekil 3.3. J_n katsayısının Reynolds sayısı ile deęiřimi	22
Şekil 3.4. J_f katsayısının Reynolds sayısı ile deęiřimi	26
Şekil 3.5. YAK akıř řeması	37
Şekil 3.6. KKA akıř řeması	40
Şekil 3.7. Yerekimi arama algoritması akıř řeması	56
Şekil 4.1. Genetik algoritma maliyet iterasyon grafięi	61
Şekil 4.2. Genetik algoritma alan iterasyon grafięi	62
Şekil 4.3. Genetik Algoritma basınc iterasyon grafięi	62
Şekil 4.4. Paracık sr algoritması maliyet-iterasyon grafięi	63
Şekil 4.5. Paracık sr algoritması alan-iterasyon grafięi	63
Şekil 4.6. Paracık sr algoritması basınc-iterasyon grafięi	64
Şekil 4.7. Ateř bceęi algoritması maliyet-iterasyon grafięi	65
Şekil 4.8. Ateř bceęi algoritması alan-iterasyon grafięi	65
Şekil 4.9. Ateř bceęi algoritması basınc-iterasyon grafięi	66
Şekil 4.10. Yarasa srs algoritması maliyet-iterasyon grafięi	67
Şekil 4.11. Yarasa srs algoritması alan-iterasyon grafięi	67
Şekil 4.12. Yarasa srs algoritması basınc-iterasyon grafięi	68
Şekil 4.13. Yerekimsel arama algoritması maliyet-iterasyon grafięi	69
Şekil 4.14. Yerekimsel arama algoritması alan-iterasyon grafięi	69
Şekil 4.15. Yerekimsel arama algoritması basınc-iterasyon grafięi	70
Şekil 4.16. Kurt srs algoritması maliyet-iterasyon grafięi	71
Şekil 4.17. Kurt srs algoritması alan-iterasyon grafięi	71
Şekil 4.18. Kurt srs algoritması basınc iterasyon grafięi	72
Şekil 4.19. Karınca kolonisi algoritması maliyet-iterasyon grafięi	73
Şekil 4.20. Karınca kolonisi algoritması alan-iterasyon grafięi	73
Şekil 4.21. Karınca kolonisi algoritması basınc iterasyon grafięi	74
Şekil 4.22. Kril srs algoritması maliyet-iterasyon grafięi	75
Şekil 4.23. Kril srs algoritması alan-iterasyon grafięi	75
Şekil 4.24. Kril srs algoritması basınc-iterasyon grafięi	76
Şekil 4.25. Arı kolonisi algoritması maliyet-iterasyon grafięi	77
Şekil 4.26. Arı kolonisi algoritması maliyet-iterasyon grafięi	77
Şekil 4.27. Arı kolonisi algoritması basınc –iterasyon grafięi	78
Şekil 5.1. Elde edilen maliyet sonularının karřılařtırılması tm algoritmalar iin karřılařtırılması	80
Şekil 5.2. Optimizasyon sonularına gre farklı algoritmaların tasarruf aısından karřılařtırılması	80

ÇİZELGELER DİZİNİ

	Sayfa
Çizelge 1.1. Gövde borulu ısı deęiřtiricilerinde önerilen hızlar ve basınç düşümleri	11
Çizelge 3.1. Üçgen diziliř için C ve n deęerleri.....	19
Çizelge 3.1. Kare diziliř için C ve n deęerleri.....	19
Çizelge 3.3. Farklı řařırtma levhası kesmeleri için a katsayıları	23
Çizelge 3.4. Farklı řařırtma levhası kesmeleri için b katsayıları.....	27
Çizelge 4.1. Gövde borulu ısı deęiřtiricisi parametre çizelgesi.....	59
Çizelge 4.2. Deęer kısıtlamaları.....	60
Çizelge 5.1. Optimizasyon deneyleri sonucunda elde edilen tasarım parametreleri.....	81



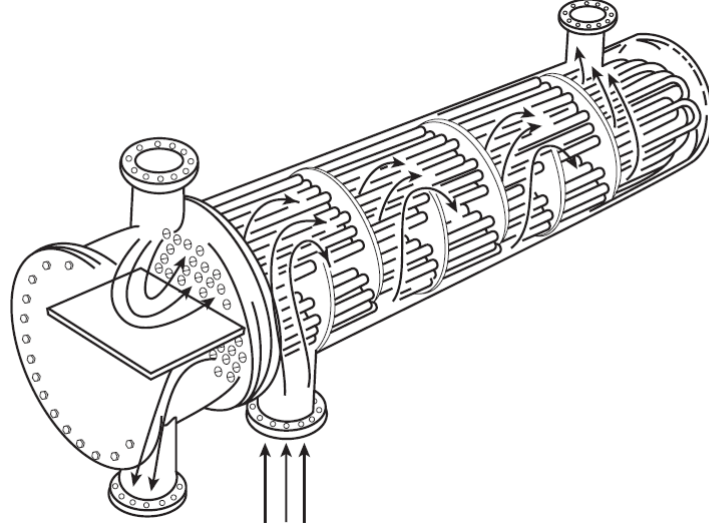
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

A	ısı transfer alanı (m ²)
C _p	özgül ısı (J/kg °C)
C ₁	sermaye iyileştirme faktörü
C ₂	sermaye yatırım faktörü
d	boru çapı (mm)
D	gövde çapı (mm)
e	kesmeler arası boşluk (mm)
e _c	enerji maliyetlerinin artış oranı (%)
E	pompa gücü (W)
F	düzeltilme faktörü
h	ısı transfer katsayısı (W/m ² °C)
H	yıllık işletme periyodu (s/yıl)
i	faiz oranı (%)
IC	ilk yatırım maliyeti (\$)
k	ısı iletim katsayısı (W/m ² °C)
K	oplam ısı transfer katsayısı ($\frac{W}{m^2} K$)
LMTD	logaritmik ortalama sıcaklık katsayısı (°C)
m	debi (kg/s)
N _t	boru sayısı
N _u	Nusselt sayısı
OC	işletim ve bakım maliyeti (\$)
P	basınç
ΔP	basınç kaybı (Pa)
Pr	prandtl sayısı
Q̇	ısı transfer hızı (W)
R _e	Reynolds sayısı
S	boru sayısı
S _t	borular arası boşluk (mm)
t _p	işletme periyodu (yıl)
T	sıcaklık (°C)
V	akışkan hızı (m/s)
η	verim
μ	dinamik viskozite (Pa. s)
ν	kinematik viskozite (m ² /s)
ρ	yoğunluk (kg/m ³)

1. GİRİŞ

Mühendislik uygulamalarında en önemli ve en çok karşılaşılan temel sorunlardan bir tanesi farklı sıcaklıklardaki iki veya birden fazla sıvının temasıyla meydana gelen ısı değişimidir. Isının bir akışkanın başka bir akışkanla taşınması uygulamanın en önemli süreçlerinden bir tanesidir. Kazanlar, su ısıtıcıları, otomobil radyatörleri gibi düzenekler, bir sıcak ve bir soğuk akışkan arasında ısı alış verişinin olduğu süreçlere örnek olarak verilebilir. Isı değiştiricileri, kimyasal ve proses endüstrilerinde buharlaştırma, yoğuşurma, sterilize etme, damıtmak, pastörize etme, kısımlara ayırma, kristalize etme, veya sıvı akışını ve kimyasal reaksiyon oranlarını kontrol etme gibi birçok işlemlerde kullanılmaktadır (Selbaş, vd., 2006).

Isı değiştiricilerinin temel işlevi, farklı sıcaklıkta ve birbirinden katı cidar ile ayrılan iki akışkan arasındaki ısı geçişinin sağlanmasıdır. Bu tür ısı geçişini gerçekleştirmek için kullanılan cihazlar, ısı değiştiricisi olarak adlandırılır (Aydın, vd., 2015). Çok sayıda ısı değiştiricisi tipleri olmasına rağmen, bunlardan gövde borulu ısı değiştiricisi, işletme sıcaklığının ve basıncının geniş aralıkta olması nedeniyle diğerlerine nazaran daha fazla uygulama alanına sahiptir (Genceli, 1999). Bu tip ısı değiştiricilerinde gövde tarafından bir akışkan ile borulardan diğer bir akışkan geçerek ısı değişimi işlemi sağlanır. Gövde borulu ısı değiştiricilerinin yaygın olarak kullanılmasının birçok sebebi vardır. Hacmine ve ağırlığına kıyasla oldukça büyük değerlerde ısı transferine olanak sağlarlar. Birçok özel uygulama için çok fazla değişik tipte çeşitleri mevcuttur. Ayrıca contaları ve boruları çıkarılarak kolayca temizlenebilirler (Selbaş, vd., 2006). U-tipi gövde borulu bir ısı değiştiricisi ve gövde tarafındaki akış Şekil 1.1'de gösterilmektedir.



Şekil 1.1. Gvde borulu ısı deęiřtiricisi (Nellis ve Klein, 2009)

Gvde borulu ısı deęiřtiricileri, endstriyel sistemlerde sıklıkla kullanılan bir sistemdir. Bu tip ısı deęiřtiricilerin dizaynı yapılırken, ihtiya duyulan ısı transferinin gerekleřmesi iin en uygun boru ve gvde apları, boruların geiř sayısı, yerleřim tr, řařıtma levhası kesmesi gibi birok parametrelerin seilmesi gerekmektedir. En uygun ısı deęiřtiricisi dizaynı yapılırken aynı zamanda ekonomik kriterlerin de gz nne alınması gerekmektedir. Bu parametrelerin birbirleriyle olan kombinasyonlarının verimli bir ısı geiři iin doęru bir řekilde tespiti gereklidir. En ekonomik olan en uygun tasarıma bu řekilde ulařılır. Ulařılan tasarımda verimin, ısı deęiřtirici kullanım mrne baęlı olarak azaldığı ve bunun en byk etkeninin kirlilik direnci olduęu bilinmektedir. Bu durum, yapılan optimizasyon iřlemlerinin yanında, ısı deęiřtiricilerde akıřın gvde tarafındaki ısı geiři verimini artırmak iin kullanılan saptırıcıların tasarımı da nemli bir parametre olarak ortaya ıkarmıřtır. Bakım ve iřletme maliyetleri dřnlerek yeni geliřtirilen perde desenli saptırıcıların optimizasyona adapte edilmesiyle beraber optimizasyon, tam olarak amacına ulařmaktadır (Aydın, vd., 2015).

Optimizasyon, en iyileme anlamına gelmektedir. Bir problem iin, verilen řartlar altında tm zmler arasından en iyi zm elde etme iřidir. Belirli sınırlamaları saęlayacak řekilde, bilinmeyen parametre deęerlerinin

bulunmasını içeren herhangi bir problem, optimizasyon problemi olarak adlandırılabilir (Akyol ve Alataş, 2012; Murty, 2003).

Optimizasyon matematiksel olarak ifade edilmek istenirse bir fonksiyonun maksimize veya minimize edilmesi olarak da söylenebilir. Başka bir tanımla problem için en uygun çözümü bulmaktır. Değişen teknolojilerin, sınırlı kaynakların, artan rekabetin, karmaşık sistemlerin oluşturduğu problemlerin çözümü optimizasyonu önemli bir konu haline getirmektedir. Her dönemde güncel bir olan konu optimizasyon artık her alanda uygulanabilir bir olgu olarak gösterilebilir (Türkay, 2015).

Sürü zekasına dayalı optimizasyon algoritmaları doğadaki canlılardan sentezlenen algoritmalar. Bazen tek başlarına hiçbir şey yapamayan hayvanların, birlikte bir şey yaptıklarında çok zekice davranışlar sergilemesi üzerine, bir topluluğa ait bireyler, en iyi bireyin yaptıklarından ya da diğer bireylerin yaptıklarından veya kendi yaptıklarından faydalanıp yorumlamakta ve bu eylemlerini bilgi halinde depolayıp karşılaşacakları problemleri için bir çözüm üretmektedirler. Mesela, herhangi bir sürüyü meydana getiren canlılardan birisi tehlikeli bir durum fark ettiğinde buna karşı tepki verir ve bu tepki sürüde yayılıp tüm canlıların buna karşı ortak bir tavır sergilemesini sağlar. Canlıların sürü içerisindeki bu eylemleri gözlemlenerek sürü zekâsı tabanlı optimizasyon algoritmalar geliştirilmiştir (Akyol ve Alataş, 2012).

Sürü zekasına dayalı algoritmalar, belli bir amacı gerçekleştirmek veya hedefe varmak için doğal faktörlerden esinlenen algoritmalar. Bu algoritmaların, çözüm uzayında en optimum çözüme yakınsaması kanıtlanamamaktadır. Yani bu algoritmalar yakınsama özelliğindedir ama kesin çözümü kesin olarak elde edemezler ve kesin çözümün yakınlarında bir çözüm elde ederler. Bu yönden sezgisel algoritmaların karar verme açısından çok daha basit olabilmesinden, çözümü bulma işleminin tanımlanamadığı yapıya sahip olmasından, öğrenme amaçlı ve kesin çözümü bulma işleminin bir parçası olarak kullanılabilirliğinden sezgisel algoritmalara ihtiyaç duyulmaktadır (Akyol ve Alataş, 2012; Karaboğa, 2014).

Sezgisel algoritmalar fizik, sürü, sosyal, biyoloji, kimya ve müzik olmak üzere 6 başlıkta toplanır. Ayrıca bu algoritmalar birbirlerine melezlenerek de kullanılır. Genetik algoritma (GA), diferansiyel gelişim algoritması, karınca koloni algoritmaları, yapay sinir ağları, arı koloni algoritmaları ve yapay bağışıklık sistemleri biyolojik tabanlı; emperyalist yarışmacı algoritma, parlamenter optimizasyon algoritması ve tabu arama sosyal tabanlı; yapay kimyasal reaksiyon algoritması kimya tabanlı; armoni arama algoritması müzik tabanlı; ısıl işlem, büyük patlama büyük sıçrama, yerçekimsel arama algoritması, merkez kuvvet optimizasyonu, zeki su damlacıkları algoritması ve elektromanyetizma algoritması fizik tabanlı ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), KSO sürü tabanlı algoritmalarıdır (Akyol ve Alataş, 2012).

Gövde borulu ısı değiştiricisini seçen mühendisin ısı alışverişi ile ilgili problemlerin çözümünde aldığı en önemli karar, ısı değiştiricinin tipini seçmektir. Isı değiştirici tipinin belirlenmesindeki en önemli faktör benzer proses koşullarında çalışan ve benzer fonksiyonları çalıştıran ısı değiştiricisi seçmektir. Eğer benzer koşullardaki ısı değiştirici tipi yoksa, diğer durumlar dikkate alınıp ona göre ısı değiştirici seçimi yapılır. Isı değiştiricilerin çalışabilme koşulları geniş bir çeşitlilik gösterdiğinden, çalışma kabiliyetleri özel ve değişik isteklere dayandığından ısı değiştirici seçiminde dikkat edilecek faktörlerin tümü özel uygulamalara bağlıdır (Yılmaz ve Şara, 2000).

Bu çalışmada gövde borulu bir ısı değiştiricisi için birden fazla optimizasyon tekniği kullanılarak belirli bir çalışma şartı için optimum dizayn parametreleri belirlenecek ve optimum çalışma şartları tespit edilecektir. Optimum çalışma şartları belirlenirken, gövde borulu ısı değiştiricisi dizayn parametreleri ile basınç düşmesi gibi dizayn kısıtlamaları dikkate alınacak ve maliyet hesabı yapılacaktır. Bu şekilde farklı optimizasyon teknikleri kullanılarak optimum çalışma şartlarını veren en güncel algoritma belirlenecektir.

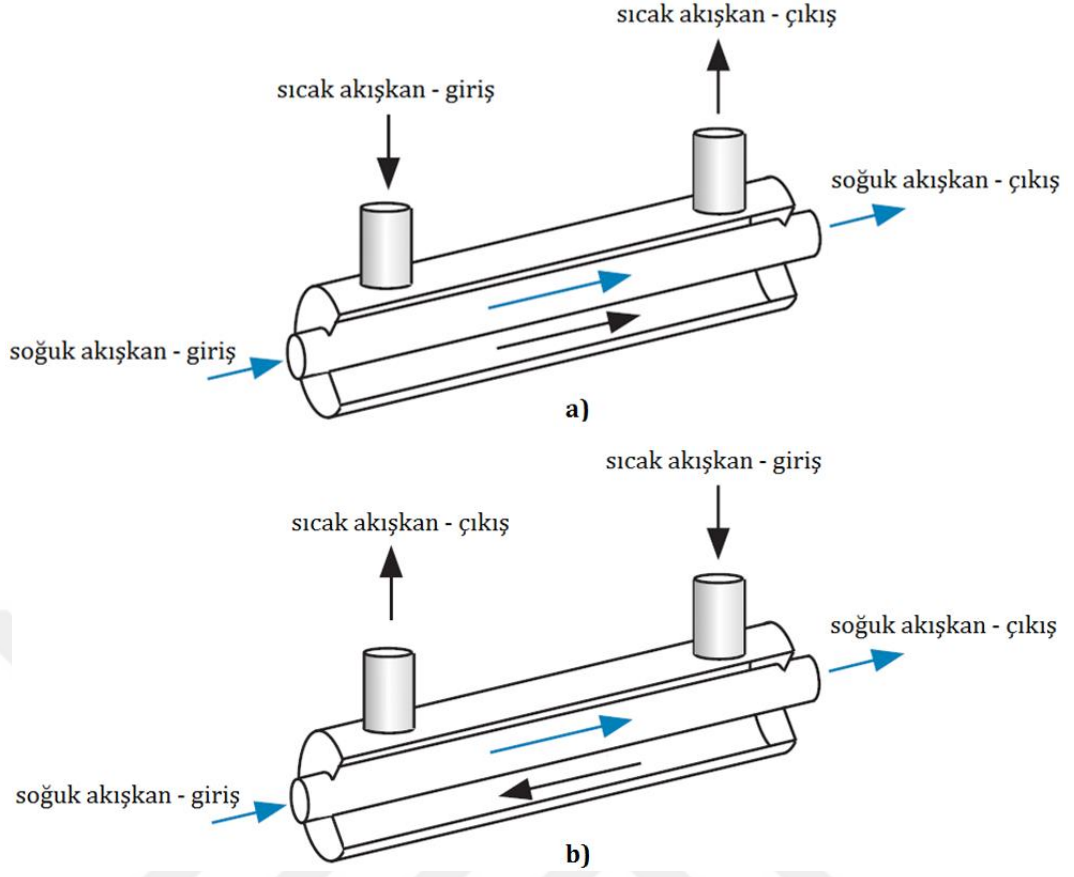
1.1. Isı Deđiřtiricileri

Bir ısı deđiřtiricisi, gövde, ısı transfer yüzeyi ve dađıtım boruları, depo ve giriş-çıkıř ađızlıkları gibi akıřkan ileten bileřenlerde oluřmaktadır. Döner jeneratör, kazanmıř yüzeyli ısı deđiřtiriciler ve karıřtırmalı tank reaktörü dıřında genellikle hareketi bir parçası bulunmaz (Shah ve Sekulic, 2003).

Bazı ısı deđiřtiricisi modelleri ısı transfer yüzeyi gövde ile beraberdir, bu sayede akıřkanlar birbirleri ile direk temastadırlar ve ısı transferlerini gerçekeřtirebilirler. Ayrıca ısı transferi iřlemi sıvıların birbirine karıřmadan bir yüzey yardımıyla ayrılıp birbiriyle temas halinde bulunmadan ısı alıřveriři yapabilmektedir. Isı transferini artırmak için uzantıları birincil ısı transfer alanına bađlanır. Böylelikle uzantılar ısı transfer direncini düřürür, sıvıdan alana ısı transferi artıř gösterir (Shah ve Sekulic, 2003).

Bir ısı deđiřtiricisinde ısı transferi, akıřkanlarda tařınım ve cidarlarda ise iletim mekanizması ile gerçekeřir. Isı deđiřtiricisi analizlerinde, tüm ısı transferi mekanizmalarının iđerildiđi toplam ısı transfer katsayısı kullanılır. İki akıřkan arasında, ısı deđiřtiricisinin herhangi bir yerinde meydana gelen ısı transferi, ısı deđiřtiricisi boyunca oluřan sıcaklık farkına bađlıdır. Isı deđiřtiricisi analizlerinde genellikle ortalama logaritmik sıcaklık farkı (logarithmic mean temperature difference, LMTD) yöntemi kullanılır (Çengel, 2003).

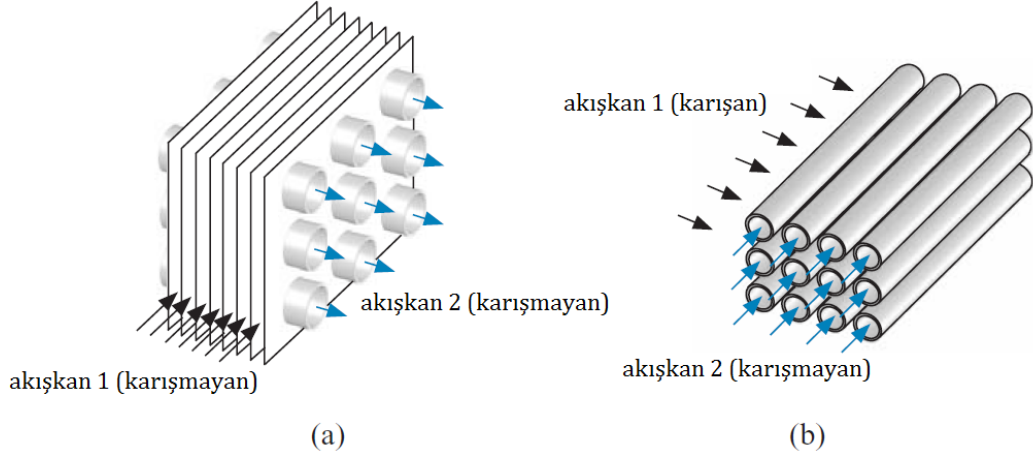
Isı deđiřtiricileri, genellikle akıř düzenlemelerine ve konstrüksiyon tiplerine göre sınıflandırılırlar. En basit bir ısı deđiřtiricisi konstrüksiyonu, Őekil 1.2'de gösterildiđi üzere iç içe, eř eksenli iki boru içinde, sıcak ve sođuk akıřkanın birbirine göre aynı veya ters dođrultuda hareket etmesine göre gerçekeřtirilebilir (Incropera ve DeWitt, 2001).



Şekil 1.2. İç içe borulu ısı değıştircisi a) Paralel akış b) Ters akış (Nellis ve Klein, 2009)

Diğeri bir ısı değıştircisi konstrüksiyonu ise Şekil 1.3'te gösterilmiştir. Kanatlı ve kanatsız borulu ısı değıştircisinde akışkanlar çapraz olarak akabilir. Bu şekilde verilen iki düzenleme, akışkanın boruya dik olarak akması sırasında, karışmayan ve karışan olmak üzere birbirinden farklı iki biçimde olabilir (Incropera ve DeWitt, 2001).

Bir diğeri ısı değıştircisi konstrüksiyonu ise endüstride çok geniş kullanım alanına sahip olan gövde borulu ısı değıştircileridir. Bunların özel biçimleri gövde ve boru geçişlerinin sayısına göre değışir (Incropera ve DeWitt, 2001). Bir sonraki bölümde daha ayrıntılı olarak bu tip ısı değıştircilerine değinilecektir.



Şekil 1.3. Çapraz akışlı ısı değıştiricisi (Nellis ve Klein, 2009)

Yukarıda verilen konstrüksiyonuna göre ısı değıştiricilerinin sınıflandırma örneklerinin dışında ısı değıştiricilerini sınıflandırmak mümkündür. Genel olarak ısı değıştiricilerinin kapsamı çok geniş olduğundan, literatürde farklı kriterler dikkate alınarak sınıflandırmalar yapılmaktadır. Genel bir sınıflandırma aşağıda verilmiştir (Altınışık, 2003).

1. Reküperatörler- rejeneratörler

- a) Sabit dolgu maddeli rejeneratörler
- b) Döner dolgu maddeli rejeneratörler
 - i. Disk tipi Rejeneratörler
 - ii. Silindir Tipi rejeneratörler

2. Isı Transferi şeklinde Göre Sınıflandırma

- a) Akışkanların doğrudan kontak halinde olduğu ısı değıştiricileri
- b) Akışkanlar arasında doğrudan kontak olmayan ısı değıştiricileri

3. Konstrüksiyon geometrisine göre sınıflandırma

- a) Borulu ısı değıştiricileri
 - i. Düz borulu ısı değıştiricileri
 - ii. Spiral borulu ısı değıştiricileri
 - iii. Gövde borulu ısı değıştiricileri
 - a) Levha tipi şaşırtmalı ısı değıştiricileri
 - b) Çubuk tipi şaşırtmalı ısı değıştiricileri

- b) Geniřletilmiř yzeyli ısı deęiřtiricileri
 - i. Levhalı-kanatlı ısı deęiřtiricileri
 - ii. Borulu – kanatlı ısı deęiřtiricileri
- c) Karıřtırmalı ısı deęiřtiricileri
- d) Levhalı ısı deęiřtiricileri
 - i. Contalı-levhalı ısı deęiřtiricileri
 - ii. Spiral - levhalı ısı deęiřtiricileri
 - iii. Lamelli ısı deęiřtiricileri

4. Akıřkan sayısına gre sınıflandırma

- a) İki akıřlı ısı deęiřtiricileri
- b) Ü akıřlı ısı deęiřtiricileri
- c) n akıřlı ısı deęiřtiricileri

5. Akıma gre sınıflandırma

- a) Tek geiřli ısı deęiřtiricileri
 - i. Paralel akımlı ısı deęiřtiricileri
 - ii. Ters akımlı ısı deęiřtiricileri
 - iii. apraz akımlı ısı deęiřtiricileri
- b) ok geiřli ısı deęiřtiricileri
 - i. apraz-ters, apraz paralel
 - ii. ok geiřli gvde borulu
 - iii. n adet paralel levha geiřli

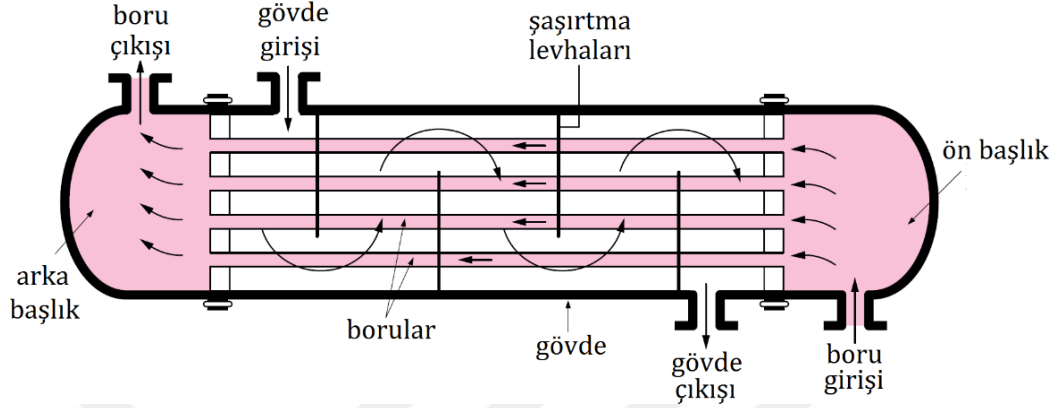
6. ısı geiř yzeyinin ısı geiř hacim oranına gre sınıflandırma

- a) Kompakt ısı deęiřtiricileri
- b) Kompakt olmayan ısı deęiřtiricileri

1.2. Gvde boru tipli ısı deęiřtiricileri

Endüstride kullanılan en yaygın ısı deęiřtirici türüdür. Kullanılan ısı deęiřtiricilerin % 60 gvde borulu tipte ısı deęiřtiricilerdendir. Gvde borulu ısı deęiřtiricileri büyük bir boru ierisindeki birbirine paralel birden fazla küçük

borudan oluşan yapılardır. Akışkanlardan biri boru içinden geçerken diğer akışkan boru demetinin içinde geçer ve bu sayede ısı alışverişi sağlanır (Shah ve Sekulic, 2003). Genel bir gövde borulu ısı değıştircisi Şekil 1.4'te gösterilmiştir.



Şekil 1.4. Gövde borulu ısı değıştircisinin şematik gösterimi (Çengel, 2003)

Gövde bir borunun içine paralel yerleştirilmiş boru demetlerinde oluşmaktadır. Akışkanların biri boru içinden, diğer akışkan gövde tarafından borulara paralel veya çapraz olarak akar. Petrol rafinerilerinde, termik santrallerde, kimya endüstrisine kadar çok geniş uygulama alanı vardır (Megep, 2008).

Gövde borulu ısı değıştircileri kompakt parçalardan oluşmaktadır. Birim ısı transfer yüzeyi başına ısı transfer yüzeyi $50 \text{ m}_2/\text{m}_3$ 'den $100 \text{ m}_2/\text{m}_3$ 'e kadar değışebilmektedir. Böylece hatırı sayılır ölçüde malzeme dolayısıyla masrafa neden olur. Bunu sonucu olarak diğer ısı değıştircilerle karşılaştırıldığında maliyetlidirler. Fiyatı ile karşılaştırıldığında gövde borulu ısı değıştirciler ısı transferinde daha etkili ve verimlidirler (Shah ve Sekulic, 2003).

Gövde borulu ısı değıştircisi tasarımı belirlenen tasarım tipi, imalat standardı ve kullanılması gereken malzeme standardı ile aynı olmalıdır. R standardı genel olarak petrol endüstrisinde ve bununla ilgili uygulamalarda kullanılır. C standardı ise genel olarak ticaret ve üretim endüstrisinde kullanılmaktadır. B sınıfı ise kimyasal üretim süreçlerinde kullanılmaktadır (Shah ve Sekulic, 2003).

Gövde borulu ısı deęiřtircilerin genel özellikleri, avantaj ve dezavantajları ařaęıda verilmiřtir (Megep, 2008).

Özellikleri

- Gövde tarafında maksimum basınç 350 bar, boru tarafında 1400 bardır.
- Sıcaklık Aralığı, (-200 °C) ile (600 °C) arasında deęiřir. Özel malzemeler ile bu sıcaklık aralığı genişleyebilir.
- Tek bir ünite için tipik yüzey alanı 10 – 1000 m² arasında deęiřir.
- Etkinlik; akıřkandaki sıcaklık yükselmesinin teorik olarak mümkün olan maksimum sıcaklık yükselmesine oranı olarak tanımlanır. Maksimum etkinlik, 0.9 civarındır. (çok geçiřli ünitelerde etkinlik daha küçüktür).
- Mümkün olduęu zaman karbon çelięinden yapılır.

Avantajları

- Kullanım alanları geniřtir. Örneęin petrol rafinerileri, termik santraller ve kimya endüstrisi vs.
- Son derece esnek ve saęlam tasarıma sahiptir.
- Temizleme için tekrar monte edilebilecek, sökülebilecek řekilde tasarlanırlar.
- Bakımı ve tamiri kolaydır.
- Piyasadan çok kolay bir řekilde bulunabilir.
- Birçok metal ile imal edilebildięinden akıřkan sınırlaması çok azdır.

Dezavantajları

- Yüksek plan alanı gerektirir. Bunun yanında demeti sökebilmek için ekstra alana gereksinim vardır, buda maliyeti artırır.
- 16 bar basınç ve 200 °C sıcaklıęın altındaki kořullarda plakalı ısı deęiřtircileri daha ucuz olabilir.

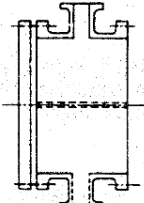
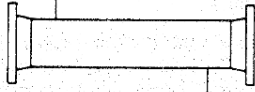
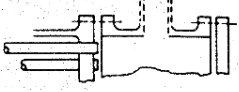
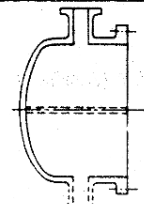
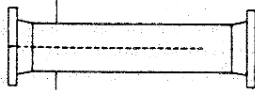

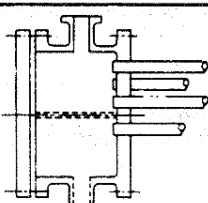
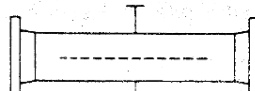
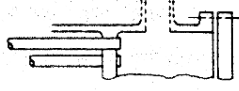
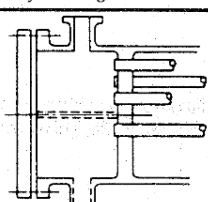
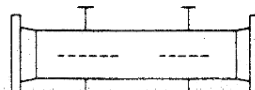
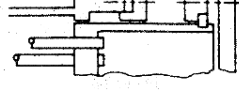
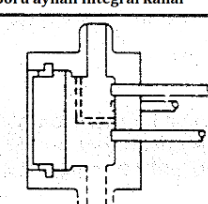
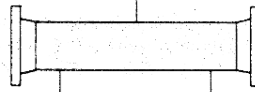
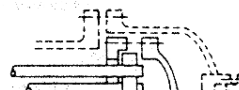
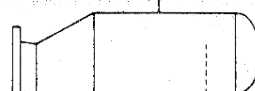
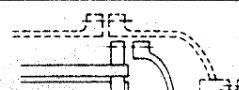
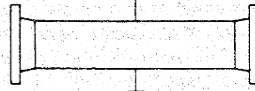
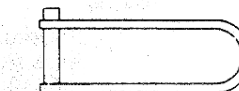
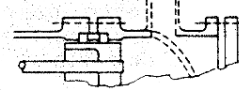
Gövde borulu ısı deęiřtiricinin iyi ısı iletimi iřlemi yapmak istiyorsa boru demetinin yapılacak maddenin ısı iletiminin çok iyi olması gereklidir. Çünkü sıcak akışkan ile soęuk akışkan arasında ısı transferi boru demetleri sayesinde sağlanacak, tüplerin genişlięi sayesinde sıcaklık farkı olacaktır. Ayrıca boru demetinin maddesi, bozulma ve korozyonlara karşı gövde borunun maddesi ve boru demetinden geçecek akışkan ile uyumlu olmalıdır. Kullanılabilecek materyaller bakır, paslanmaz çelik, karbon çelięi, bakır alařımı ve nikel gibi maddelerden oluşur.

Borulu ısı deęiřtirici imalatçıları birlięi (TEMA), gövde borulu ısı deęiřtiricilerinin konstrüksiyonu için bir standardizasyon yapmış ve bunlara ait başlıca özellikler Şekil 1.5'te verilmiştir (Genceli, 1999).

Gerek gövdenin, gerekse de boruların çap ve sayılarının tespitinde, borular içinde akan akışkan hızları çok önemlidir. Hızın büyük olması, geçiş katsayısını arttırarak, daha kompakt ısı deęiřtiricisi konstrüksiyonuna imkan sağlarken, basınç kayıplarının ve bunun sonucu pompa veya vantilatör gücünün büyümesine sebep olur. Dięer taraftan, büyük hızlar cidarlarda kirlenmeyi de önler, fakat titreşim, kavitasyon ve erozyon oluşturabilir. Tipik olarak gövde borulu ısı deęiřtiricilerinde önerilen hız deęerleri aralıęı ve basınç düşümleri Çizelge 1.1'de verilmiştir (Genceli, 1999).

Çizelge 1.1. Gövde borulu ısı deęiřtiricilerinde önerilen hızlar ve basın düşümleri

Boru içinde sıvı akışkanların hızları	1.5-2.5 m/s Bakır borularda maksimum 2 m/s Çelik borularda maksimum 3-4 m/s Paslanmaz çelik borularda maksimum 4-5 m/s
Gövde içinde sıvı akışkan hızları	0.3-1 m/s
Boru veya gövde gaz hızları	Vakum: 50-70 m/s Atmosferik basınç: 10-30 m/s Yüksek basınç: 5-10 m/s
Boru veya gövdede sıvı basınç düşümü	Vizkozitesi az: 35 kPa Vizkozitesi çok: 50-70 kPa
Boru veya gövdede gaz halinde basınç düşümü	Yüksek vakum: 0.4-0.8 kPa Orta vakum: 0.1 × Mutlak basınç 1 ila 2 bar: 0.5 × efektif basınç 10 bar üstü: 0.1 × efektif basınç

	ÖN TARAF	GÖVDE TİPLERİ	ARKA TARAF
A	 Kanal ve sökülebilir kapak	E  Bir gövde geçiş	L  A tipine benzer sabit boru aynası
B	 Başlık, integral kapak	F  Boyuna şaşırtmalı iki gövde geçiş	M  B tipine benzer sabit boru aynası
C	 Sökülebilir boru demeti, boru aynalı integral kanal	G  Ayrık akış	N  C tipine benzer sabit boru aynası
N	 Sabit boru demeti. Boru aynalı integral kanal	H  Çifte ayrık akış	P  Dıştan salmastra kutulu kayar kafa
D	 Yüksek basınçlı özel kapak	J  Bölünmüş akış	S  Dıştan sızdırmazlık halkalı kayar kafa
		K  Semaver tipi buharlaştırıcı	T  Çekmeli kayar kafa
		X  Çapraz akış	U  U-boru demeti
			W  Halkalı paket kayar boru aynası

Şekil 1.5. TEMA gövde borulu ısı değıştiricisi standartları (TEMA, 1999)

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Selbaş ve Kızıllan (2003), çalışmalarında ısı deęiřtiricileri sistemlerin daha az maliyetle çalışabilmesi için dıř çap, boruların yerleşme düzeni ve şaşırtma levhası kesmeleri arasındaki mesafe gibi parametreleri hedef fonksiyon olarak seçmişler genetik algoritmayla ısı deęiřtirici tasarımının maliyeti daha uygun hale getirmişlerdir.

Selbaş, vd. (2006), çalışması ekserji tabanlı aşırı soęutma ve ısıtma sisteminin termoeekonomik optimizasyon uygulaması üzerinedir. Ekserji tabanlı termoeekonomik optimizasyonun avantajı birçok elementin kondanser, buharlaştırıcı, aşırı soęutucu ve aşırı kızdırıcı gibi parçalarının kendi başlarına optimize ediliyor olmasıdır. Bu çalışmada aşırı soęutma ve aşırı kızdırma sıcaklıklarında ısı deęiřtiricilerin optimum amaçla çalışması amaçlanmıştır.

Kızıllan (2007), çalışmasında farklı sıcaklıklardaki iki veya daha fazla akışkan arasındaki ısı deęişiminin yapıldığı ısı deęiřtiricilerinden olan gövde tipli boru ısı deęiřtiricilerinde şaşırtma levhası kesmesinin ve aralığının ısı taşınım katsayısı ve basınç düşümüne etkisinin incelenmiştir. Bu maksatla standart boyutlarda bir ısı deęiřtiricisi için farklı şaşırtma levhası kesmesi ve aralıklarında analizler yapılmıştır. Şaşırtma levhası kesmesinin ve aralığının artmasıyla ısı taşınım katsayısının ve basınç düşmesinin azaldığı görülmüştür.

Söyler ve Keskintürk (2007), karınca kolonisi algoritmasıyla gezgin satıcı ve dięer problemlerin çözümünde geliştirilen koloniler halinde yaşayan karıncaların oluşturduğu algoritmayı kullanmıştır. Karıncaların belli kurallara baęlı olarak geçiř yaptığı yollarda feromon güncellemesi faktörü ile lojistik dağıtım konusunda karınca kolonisi algoritması dięer algoritmalarla karşılaştırılmıştır.

Karaboęa ve Bařtürk (2008), çalışmalarında kendilięinden organize olabilen arı kolonisi algoritması üzerinden çok deęişkenli bir fonksiyonun optimizasyonunun sonuçlarını genetik ve parçacık sürü optimizasyon algoritmalarıyla

karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak arı kolonisi Arı kolonisi algoritması daha iyi sonuç vermiş ve diğerlerinden daha iyi performans çıkarmıştır.

Özsağlam ve Çunkaş (2008), çalışmalarında genetik algoritmayla Diferansiyel Evrim Algoritmasının test fonksiyonları üzerinde karşılaşmıştır. Elde edilen sonuçlardan PSO'nun iki algoritmaya göre daha iyi performans sergilemiştir.

Der, vd. (2008), çalışmasında PSO, karmaşık denklemler takımında ve lineer olmayan problemlerde başarı ile kullanılmıştır. Klasik optimizasyonlardan farklı türev kullanmamasıdır. Bu sonucu ulaşma süresini kısaltmaktadır. Çalışmada parçacık optimizasyon yönteminin elektronik devre tasarımındaki performansı üzerinde durulmuş PSO onun daha uyumlu olduğu gözlenmiştir.

Öztürk ve Duman (2009), çalışmalarında genetik algoritmayı elektrik güç sisteminde optimum çalışma koşulları için yararlı bulmuştur. Çalışmadaki iletim hatlarındaki meydana gelen aktif güç kayıplarının minimum olabilmesi için örnek 5 baralı bir sistem örnek alınmıştır. Bu sistem üzerindeki Genetik algoritma ve Newton-Raphson (NR) güç akışı yöntemi kullanılarak yük baralarının çalışması için gerilim değerleri belirlenmiştir.

Tapkan, vd. (2010), popülasyon tabanlı arı kolonisi algoritması kullanıp çalışmalarında genellikle optimizasyon problemlerinin çözümünde kaydırma, değiştirme çift kaydırma ve çıkarım zinciri komşuluk yapılarının üzerindeki etkileri incelenmiştir. Bunun için Arı Algoritması dört farklı komşuluk yapısı kullanılarak test edilmiştir. Bu komşuluk yapılarının performansı incelenmiştir. Yaptıkları istatistiksel testler sonucunda “çift kaydırma” komşuluk yapısının en iyi, “değiştirme” komşuluk yapısının ise en kötü performansa sahip olduğu belirlemişlerdir.

Yang (2010), çalışmasında metasezgisel algoritmaların problem çözümünde güçlü metotlar olduğunu ve yarasa algoritmasının avantajlı yönleriyle aktararak, yarasa algoritmasıyla diğer algoritmaları birleştirilip oluşan hibrid algoritmayı diğer algoritmalarla karşılaştırmıştır.

Patel ve Rao (2010), yılındaki çalışmalarında optimum çözüm garantilemeyen optimizasyon algoritmaları yerine geleneksel olmayan bir metotla yani parçacık sürü algoritmasıyla yıllık maliyet miktarı gövde iç çapı, gövde dış çapı ve bölme arası uzaklık değerleri algoritmaya optimize edilerek minimize ederek genetik algoritmanın sonuçlarıyla karşılaştırmıştır.

Turgut ve Dikici (2011), çalışmalarında, 4 kanatçıktan oluşan, pervane şeklinde üretilen türbülötörlerin boru boyunca yerleştirilmesiyle oluşturulan sönümlenmeyen dönmeli akış Taguchi yaklaşımı kullanılarak incelemişler ve optimum tasarım parametrelerini belirlemişlerdir.

Kabul, vd., (2011), çalışmalarında sistem parametrelerinin kompresörlü soğutma sisteminde gövde borulu ısı değiştiricinin kaynama esnasında ısı transfer katsayısının değişimini incelemişlerdir. Bu düşünülen amaç için bir sistem kurulmuş ve evaporatör basıncı ve sıcaklığının akışkan debisinin toplam ısı transfer katsayısı üzerindeki etki incelenmiştir. Deney mekanizmasının gövde borulu ısı değiştirici 60 cm boyunda ve bir geçişte iç çapı 8 mm ve dış çapı 10 mm olan 9 adet bakır borudan meydana gelmiştir. Toplam ısı transfer katsayısı hesaplaması için deneylerden elde edilen sonuçlar kullanılarak toplam ısı transfer katsayısı hesaplanmıştır. Deney sonuçlarından sonra literatürde önerilmiş üç farklı bağıntıyla ısı transfer katsayısı elde edilmiştir.

Ortakçı ve Göloğlu (2012) çalışmasında, kümeleme problemlerinde, kümeleme işlemi kadar küme sayısının belirlenmesinin önemli bir problem olduğunu belirtmiştir. Bu algoritmalarda problemlerde küme sayısının önceden bilinmesine ihtiyaç duyulmakta ve ön bilginin parametre olarak girilmesi gerekmektedir. Önerilen yöntemde, kümeleme problemi optimizasyonun konusu olarak işlenmiş ve parçacık sürü algoritmasıyla çözüm getirilmiştir.

Liu, vd., (2012), çalışmalarında ateş böceği algoritmasının düşük arama performansını yerel arama algoritmasıyla iyileştirmişlerdir. Algoritmadaki her bir ateş böceğinin lokal arama menzilini artırarak daha performanslı arama yapmasını sağlamışlardır. Bu sayede ateş böceği algoritmasının etkinliği

artırılmıştır. Bu oluşturulan yeni algoritmanın verimliliği diğerlerine göre daha fazla olmuştur.

Akyol ve Alataş (2012), çalışmasında optimizasyon problemlerinin en optimum çözümü için genel amaçlı sezgisel algoritmaların arasından çözüme en uygun olan optimizasyon algoritması ortaya konulmuştur. Bu algoritmaları biyolojik tabanlı, fizik tabanlı, sürü tabanlı, sosyal tabanlı, müzik tabanlı ve kimya tabanlı olmak üzere altı farklı grupta değerlendirmiştir. Çalışmada, sürü zekâsı optimizasyon algoritmaları (Ateşböceği Algoritması, Ateşböceği Sürü Optimizasyonu, Karınca Koloni Optimizasyonu, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Yapay Balık Sürüsü Algoritması, Bakteriyel Besin Arama Optimizasyon Algoritması, Kurt Koloni Algoritması) tanıtılmış, yapay arı sürüsü ve kedi kolonisi detaylı olarak anlatılmıştır.

Ramo (2013), çalışmasında yapay zekanın kullanım alanının arttığını, başta sınıflandırma, belirleme sistemlerinin ve tıp uzmanlarının hastalığa tanı koymasında yardımcı olduğunu belirtmiştir. Özellikle tanısı karmaşık uzmanlık gerektiren kalp krizi gibi hastalıkları karınca kolonisi algoritmasıyla tanı konulup %92.5 performans ile çalışmaktadır.

Hadidi ve Nazari (2013), çalışmasında geleneksel optimizasyon yöntemlerini yerine biyocoğrafya tabanlı optimizasyon algoritmasını kullanmıştır. Bu algoritmanın diğer algoritmalara baskın özelliklerini kullanarak en uygun değerlere ulaşılmıştır.

Hadidi, vd. (2013), çalışmasında geleneksel optimizasyon yöntemlerini yerine geliştirme tabanlı rekabetçi emperyalist optimizasyon algoritmasını kullanmıştır. Bu algoritmanın diğer algoritmalara baskın özelliklerini kullanarak en uygun değerlere ulaşılmıştır.

Mirjalili, vd., (2014) çalışmalarında kurtların davranışından ilham bir optimizasyon tekniği ortaya çıkarmıştır. Kurt kolonisi algoritması kurtların doğadaki hiyerarşisi ve avlanma mekanizmalarından esinlenilmiştir. Oluşturulan

algoritma 29 bilinen çok iyi test fonksiyonları üzerinde denenmiş ve parçacık sürü, yerçekimi arama, farklı evrimsel ve evrimsel programlama algoritmalarıyla sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Khosravi, vd. (2014), çalışmalarında genetik algoritma yerine Ateş böceği algoritmasının kullanılmasının sonuçlarının gövde borulu ısı değiştiriciyi daha iyi dizayn ettiğini ve genetik algorithmadan % 83 daha verimli olduğunu ortaya koymuştur.

Turgut, vd. (2014), çalışmalarında harmoni arama algoritmasının bir yükseltilmiş versiyonu olan akıllı ayarlı armoni arama algoritması kullanarak dizayn için gerekli olan bölüm boşluğu, gövde çapı, gövde dış çapı ve tüp geçiş sayısı parametrelerden en uygun değerleri seçip toplam maliyeti ve enerji giderlerini minimum düzeye indirmeyi hedeflemiştir.

Lahiri ve Khalfe (2015), çalışmalarında geniş bir kullanım alanına sahip olan gövde borulu ısı değiştiricileri optimize edilmesinin kullanıcılar ve dizayncılar için önemli bir hedef olduğunu belirtmişlerdir. Bu çalışma geleneksel yöntemin yerine hibrid parçacık sürüsü ve karınca kolonisi algoritması kullanarak ısı değiştiricilerinin daha etkin tasarlanmasına yardımcı olmuştur.

Mohanty (2016), yılındaki çalışmasında ateş böceği algoritmasını kullanarak tasarladığı dizaynı orijinal dizaynla karşılaştırarak işletme maliyetini %77 toplam maliyeti %29 oranında düşürmeyi başarmıştır. Ateş böceği algoritmasının sonuçlarını diğer algoritmalarla karşılaştırarak sonuçlarının daha iyi olduğunu göstermiştir.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Gövde borulu ısı deęiřtiricisinin sezgisel algoritmalar ile optimizasyonu için öncelikle 7 adet tasarım deęiřkeni belirlenmiřtir. Bunlar; ısı deęiřtiricisi içerisindeki boru çapı, boruların ısı deęiřtiricisi içerisindeki geçiř sayısı, gövde çapı, řařırtma levhaları arasındaki bořluk, řařırtma levhası yükseklięi, boru dizilim türü ve akıř türüdür. Optimizasyon iřleminde öncelikle ısı deęiřtiricisinin tasarım denklemleri belirlenecektir. Yukarıda bahsedilen 7 farklı tasarım deęiřkeninin içinde bulunduęu tasarım denklemleri kullanılarak farklı sezgisel algoritmalar ile optimizasyon iřlemi yapılacaktır.

Birden fazla akıřkan arasındaki ısı deęiřimini saęlamak için kullanılan gövde borulu ısı deęiřtiricisi endüstrideki en fazla kullanılan ısı deęiřtiricisi modelidir. Bu yüzden en uygun maliyetle tasarlanması endüstride çok büyük önem arz etmektedir. Gövde borulu ısı deęiřtiricisi büyük bir gövde boru içindeki boru demetlerinden oluřur. Sıcak sıvı boru demetlerini içinde soęuk su borunun içinden verilir ve bu sayede akıřkanlar arası ısı deęiřimi saęlanır.

3.1. Gövde Borulu ısı Deęiřtiricisi Dizayn Denklemleri

Gövde borulu ısı deęiřtiricilerinin tasarımı karmařık bir olaydır. Akıřkanların giriř çıkıř sıcaklıkları, kütle debisi gibi deęerler bilindięi takdirde ařaęıda verildięi gibi adım adım hesaplamalar yapılır. Gövde Borulu ısı deęiřtiricisinin ısı transferinin hesabı için ařaęıdaki formül kullanılır (Genceli, 1999; Parmaksızoęlu ve Çeteci, 1999).

$$\dot{Q} = A \cdot K \cdot F \cdot LMTD \quad (3.1)$$

Yukarıdaki formülde \dot{Q} ısı yükü, A ısı transfer yüzeyi, LMTD, logaritmik ortalama sıcaklık farkı, K, ısı transfer katsayısı ve F ise düzeltme faktörüdür. Isı transferi ařaęıdaki formülden ayrıca hesaplanabilir.

$$\dot{Q} = \dot{m}_2 C_{p2} (T_{2g} - T_{2ç}) = \dot{m}_1 C_{p1} (T_{1g} - T_{1ç}) \quad (3.2)$$

Burada \dot{m} , debi, C_p özgül ısı değeri, T sıcaklık, g alt indisi giriş, \dot{c} alt indisi çıkış ve 1 ile 2 alt indisleri sırasıyla boru tarafını ve gövde tarafını ifade etmektedir. Boru tarafı için akış hızı aşağıdaki denklemden bulunur.

$$V_1 = \frac{\left(\frac{\dot{m}_1}{A_1 \rho_1}\right)}{\frac{N_B}{s}} \quad (3.3)$$

Burada ρ , yoğunluğu ve N_B , boru sayısını ve s ise geçiş sayısını belirtmektedir. Gövde içerisinden geçen boru sayısı aşağıdaki formülden hesaplanır.

$$N_B = C \left(\frac{(D_g - 0.002)}{d_o}\right)^n \quad (3.4)$$

Burada C ve n boru diziliş türü ve geçiş sayısına bağlı olarak değişen katsayılardır ve Çizelge 3.1 ve 3.2'de üçgen ve kare diziliş için verilmiştir.

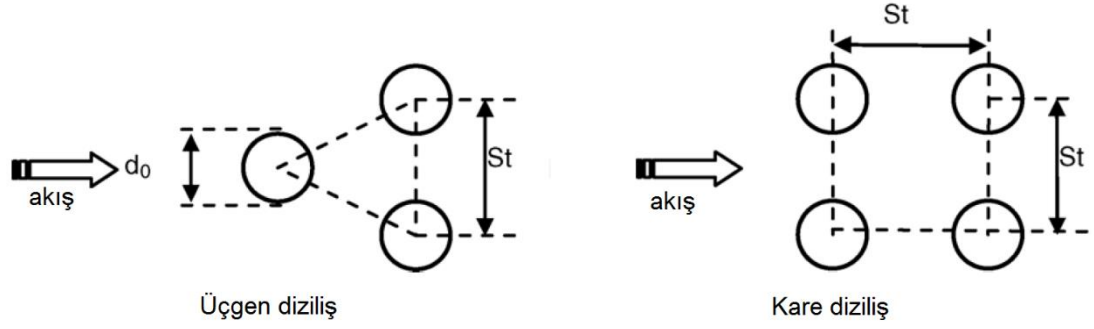
Çizelge 3.1. Üçgen diziliş için C ve n değerleri

Geçiş sayısı	1	2	4	6	8
C	0.319	0.249	0.175	0.0743	0.0365
n	2.142	2.207	2.285	2.499	2.675

Çizelge 3.2. Kare diziliş için C ve n değerleri

Geçiş sayısı	1	2	4	6	8
C	0.215	0.156	0.158	0.0402	0.0331
n	2.207	2.291	2.263	2.617	2.643

Gövde borulu ısı değiştiricisinde, boru dizilişi üçgen ve kare olarak düzenlenebilir. Bu dizilimler Şekil 3.1'de gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Gövde borulu ısı değıştiricileri boru dizilimi (Genceli, 1999; Selbaş, vd., 2006)

Şekil 3.1'de d_0 , boru dış çapını ve S_t ise borular arası mesafeyi temsil etmektedir. Boru içerisinde akan akışkanın Reynolds sayısı aşağıdaki formülden belirlenir:

$$Re_1 = \frac{(V_1 d_i \rho_1)}{\mu_1} \quad (3.5)$$

Burada Re , Reynolds sayısı, d_i , boru iç çapı, V , boru içerisindeki akışkan hızını ve μ ise dinamik vizkozitedir. Boru tarafının ısı taşınım katsayısı h_1 , Nusselt sayısı eşitliğinden belirlenir:

$$Nu = \frac{h_1 d_i}{k_1} = 0.023 Re_1^{0.8} Pr_1^{0.4} \quad (3.6)$$

Denklem 3.6'da Nu , Nusselt sayısı, k ve Pr ise sırasıyla boru içerisinde akan akışkanın iletim katsayısı ve Prandtl sayısıdır.

Gövde borulu ısı değıştiricisinde, gövde tarafı ısı taşınım katsayısının hesaplanabilmesi için öncelikle eşdeğer gövde çapının belirlenmesi gerekir. Eşdeğer gövde çapı, üçgen ve kare boru diziliş için aşağıda verilmiştir (Genceli, 1999).

Üçgen diziliş:

$$D_e = \frac{1.27}{d_0} (S_t^2 - 0.785 d_0^2) \quad (3.7)$$

Kare diziliş:

$$D_e = \frac{1.10}{d_0} (S_t^2 - 0.917 d_0^2) \quad (3.8)$$

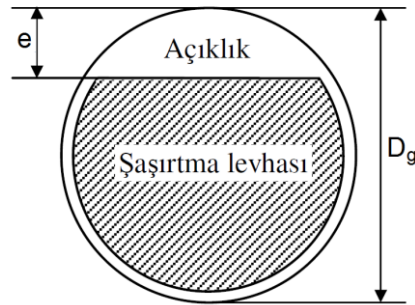
Yukardaki formüllerde belirtilen D_e , gövde eşdeğer çapı ve d_0 ise boru dış çapıdır. Gövde tarafı akış kesit alanını bulabilmek için aşağıdaki formülden faydalanılır.

$$A_2 = (S_t - d_0) \left(\frac{e}{S_t} \right) D_g \quad (3.9)$$

Yukarıdaki ifadede D_g gövde çapı ve e ise şaşırtma levhası kesmesidir.

Gövde borulu ısı değiştiricilerinde boruları destekleyerek yapısal rijitliği korumak, borulardaki titreşimi ve eğilmeyi engellemek için çoğunlukla şaşırtma levhaları kullanılır. Bu şaşırtma levhalarının diğer bir önemli görevi ise boru demetine dik olarak akışın yönünü değiştirerek ısı transfer katsayısını arttırmaktır (Çeteci, 1999).

Şaşırtma levhaları ilk olarak 1951 yılında Tinker tarafından tanımlanmıştır. Bu levhalar sayesinde toplam akış dağılmakta ve dolayısıyla ısı transfer katsayısı da artmaktadır (Thome, 2004). Şaşırtma levhalarının kesme oranı % 25 - % 45 arasında alınabilmekle birlikte levhalarının % 25 ila % 35 oranında kesilmesi tavsiye edilmektedir (Çeteci, 1999). Bu oran levhanın kesme yüksekliğinin gövde iç çapına oranıdır (Şekil 3.2).



Şekil 3.2. Şaşırtma levhası kesmesi

Gövde tarafındaki akışkan hızı aşağıdaki formülle bulunur:

$$V_2 = \frac{\dot{m}_2}{(\rho_2 A_2)} \quad (3.10)$$

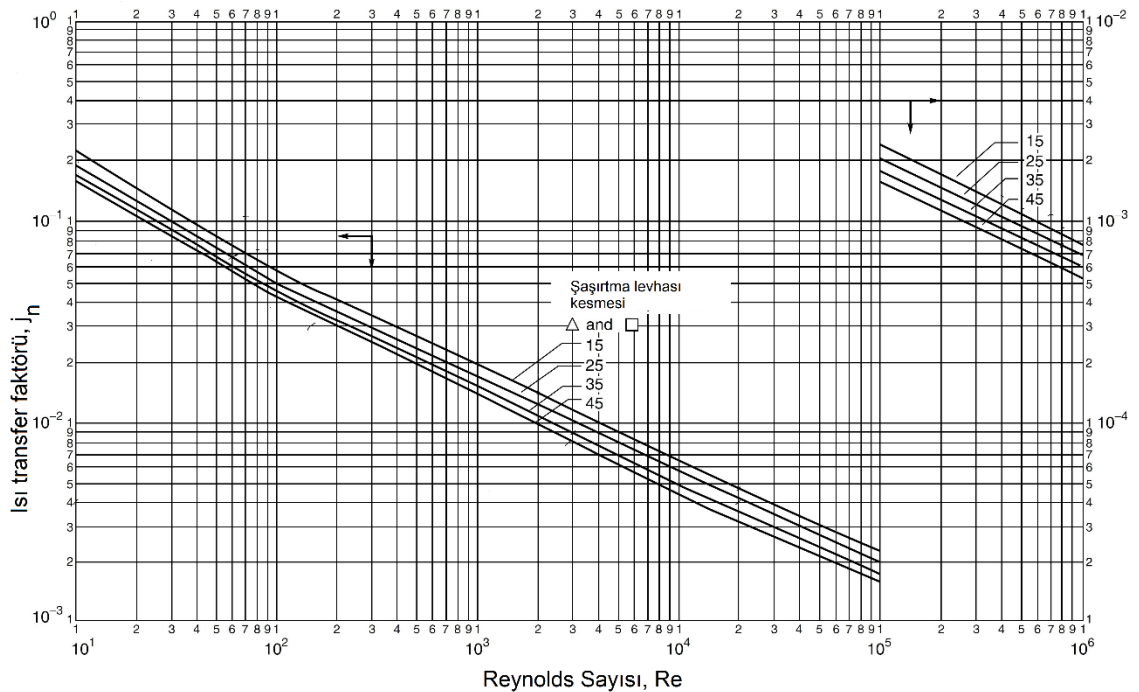
Yukarıdaki eşitlikte V_2 gövde tarafı akışkan hızı ve \dot{m}_2 ise akışkan debisidir. Gövde tarafı Reynolds sayısı ise aşağıdaki eşitlikten bulunur:

$$Re_2 = V_2 \frac{D_e}{\nu_2} \quad (3.11)$$

Denklem 3.11'de ν_2 ifadesi, gövde tarafın akışkanın kinematik vizkozitesidir. Gövde tarafı ısı taşınım katsayısı ise Nusselt sayısından belirlenir:

$$Nu = \frac{h_2 D_e}{k_2} = j_n Re_2 Pr_2^{\frac{1}{3}} \left(\frac{\mu_2}{\mu_0} \right)^{0.14} \quad (3.12)$$

Yukarıdaki denklemde μ_0 , cidar sıcaklığında akışkanın dinamik vizkozitesidir. Ayrıca j değeri ise Kern yöntemine göre boyutsuz ısı transfer faktörü olup Reynolds sayısı ve şaşırtma levhası kesmesine göre belirlenir (Şekil 3.3).



Şekil 3.3. j_n katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi (Genceli, 1999)

Gövde borulu ısı deęiřtiricisinin optimizasyonu için kullanılacak algoritmalarda Şekil 3.3'te verilen J_n katsayısının programlama kodlarında hesaplanabilmesi için matematiksel olarak ifade edilmesi gerekmektedir. Bunun için Şekil 3.3 kullanılarak J_n katsayısı farklı řařırtma levhası kesmeleri için ve Reynolds sayısına göre formülize edilmiř ve ařaęıdaki formülden hesaplanmıřtır:

$$J_n = a_{01} + \frac{a_{02}}{\log Re_2} + \frac{a_{03}}{\log(Re_2)^2} + \frac{a_{04}}{\log(Re_2)^3} + \frac{a_{05}}{\log(Re_2)^4} + \frac{a_{06}}{\log(Re_2)^5} \quad (3.13)$$

Burada a deęerleri, farklı řařırtma levhası kesmeleri için çizelge 3.3'de verilmiřtir.

Çizelge 3.3. Farklı řařırtma levhası kesmeleri için a katsayıları

řařırtma levhası kesmesi (%)	a_{01}	a_{02}	a_{03}	a_{04}	a_{05}	a_{06}
45	0.0212842	-0.6694281	6.6887719	-21.95464	42.155113	-34.17702
35	0.0311800	-1.0086444	10.911357	-45.29610	102.22084	-90.71887
25	0.0335171	-1.1126046	12.425657	-53.99580	126.78569	-115.8862
15	0.0396531	-1.3186155	14.807485	-65.36838	155.03537	-142.0937

Denklem 3.1'de verilen toplam ısı transfer katsayısı deęeri K, ařaęıdaki řekilde hesaplanır:

$$\frac{1}{K} = \frac{d_o}{h_1 d_i} + R_{f,i} + \frac{d_o}{d_i} + \frac{x_{boru}}{k_{boru}} + R_{f,o} + \frac{1}{h_2} \quad (3.14)$$

Yukarıdaki denklemde, x, boru et kalınlıęı, k, boru iletim katsayısı, $R_{f,i}$ ve $R_{f,o}$ ise sırasıyla boru ii ve dıřı kirlilik direncidir.

Ortalama logaritmik sıcaklık farkı LMTD deęeri, gövde borulu ısı deęiřtiricisindeki akıř türlerine göre hesaplanır. Paralel akıřlı, karřıt akıřlı ve apraz akıřlı ısı deęiřtiricisi durumları için LMTD ařaęıdaki denklemlerden hesaplanabilir (Genceli, 1999):

Paralel akış:

$$LMTD = \frac{(T_{2g}-T_{1g})-(T_{2ç}-T_{1ç})}{\log\left(\frac{T_{2g}-T_{1ç}}{T_{2ç}-T_{1g}}\right)} \quad (3.15)$$

Karşıt akış:

$$LMTD = \frac{(T_{2g}-T_{1ç})-(T_{2ç}-T_{1g})}{\log\left(\frac{T_{2g}-T_{1ç}}{T_{2ç}-T_{1g}}\right)} \quad (3.16)$$

Çapraz akış:

$$LMTD = \frac{((T_{2g}-T_{2ç})^2+(T_{1ç}-T_{1g})^2)^{0.5}}{\log\left(\frac{(T_{2g}+T_{2ç})-(T_{1g}+T_{1ç})+((T_{2g}-T_{2ç})^2+(T_{1ç}-T_{1g})^2)^{0.5}}{(T_{2g}+T_{2ç})-(T_{1g}+T_{1ç})-((T_{2g}-T_{2ç})^2+(T_{1ç}-T_{1g})^2)^{0.5}}\right)} \quad (3.17)$$

Yukarıdaki denklemlerde g ve ç alt indisi, sırasıyla giriş ve çıkışı temsil etmektedir.

Yukarıdaki denklemlerde F ifadesi, gövde tarafı düzeltme katsayısını ifade etmektedir.

Denklem 3.1 ile verilen ısı transferinin hesaplanması için son olarak düzeltme katsayısı F değerinin hesaplanması gerekmektedir. F düzeltme katsayısı, paralel ve karşıt akış için 1 olup çapraz akış için aşağıdaki denklemden hesaplanır (Genceli, 1999):

$$F = \frac{\sqrt{R^2+1}}{R-1} \frac{\ln\left(\frac{1-P}{1-PR}\right)}{\ln\left(\frac{2-P(R+1-\sqrt{R^2+1})}{2-P(R+1+\sqrt{R^2+1})}\right)} \quad (3.18)$$

Denklem 3.18'de R, düzeltme katsayısı ve P ise etkinlik olup aşağıdaki denklemlerden hesaplanır (Fraas, 1989; Ohadi, 2000; Genceli, 1999):

$$R = \frac{T_{2,i}-T_{2,o}}{T_{1,o}-T_{1,i}} \quad (3.19)$$

$$P = \frac{T_{1,o} - T_{1,i}}{T_{2,i} - T_{1,i}} \quad (3.20)$$

Isı deęiřtirici tasarımlarında, hem ilk yatırım maliyeti ve hem de iřletme maliyetlerini etkileyen en önemli unsurlardan biride basınç dūřumdur. Gōvde borulu ısı deęiřtiricilerinde gōvde iindeki pūrūzlūlūęün de basınç dūřümüne kūrūk bir etkisi vardır.

Sabit bir ısı kapasitesi iin, dizayn edilecek ısı deęiřtiricisinde akıřkan hızlarının arttırılması, ısı transfer katsayısının da artmasına neden olur. Bu durumda, nispeten dūřuk yatırım maliyetleri ile daha kūrūk ısı deęiřtiricisi dizaynı yapmak imkan dahilindedir. Fakat akıř hızlarının arttırılması, ısı deęiřtiricisindeki basınç dūřmelerinin de artmasına neden olur ki bu da istenmeyen bir durumdur. ünkū, basınç kaybı ne kadar fazla olursa, o kadar fazla pompa gūcüne ihtiya duyulacak bu da maliyetleri arttıracaktır. Bu nedenle ısı deęiřtiricisi tasarımlarında basınç kayıpları mutlaka dikkatlice hesap edilmelidir.

Boru ierisindeki akıř iin basınç kaybı ařaęıdaki formūlden hesaplanır (Sinnott, 1996; Genceli, 1999):

$$\Delta P_1 = N_b \left(\lambda \left(\frac{L}{d_i} \right) \left(\frac{\mu_1}{\mu_0} \right)^{-0.14} + 2.5 \right) \frac{(\rho_1 V_1^2)}{2} \quad (3.21)$$

Yukarıdaki denklemde, λ , sūrtnme katsayısıdır ve ařaęıdaki denklemden bulunur (Genceli, 1999)

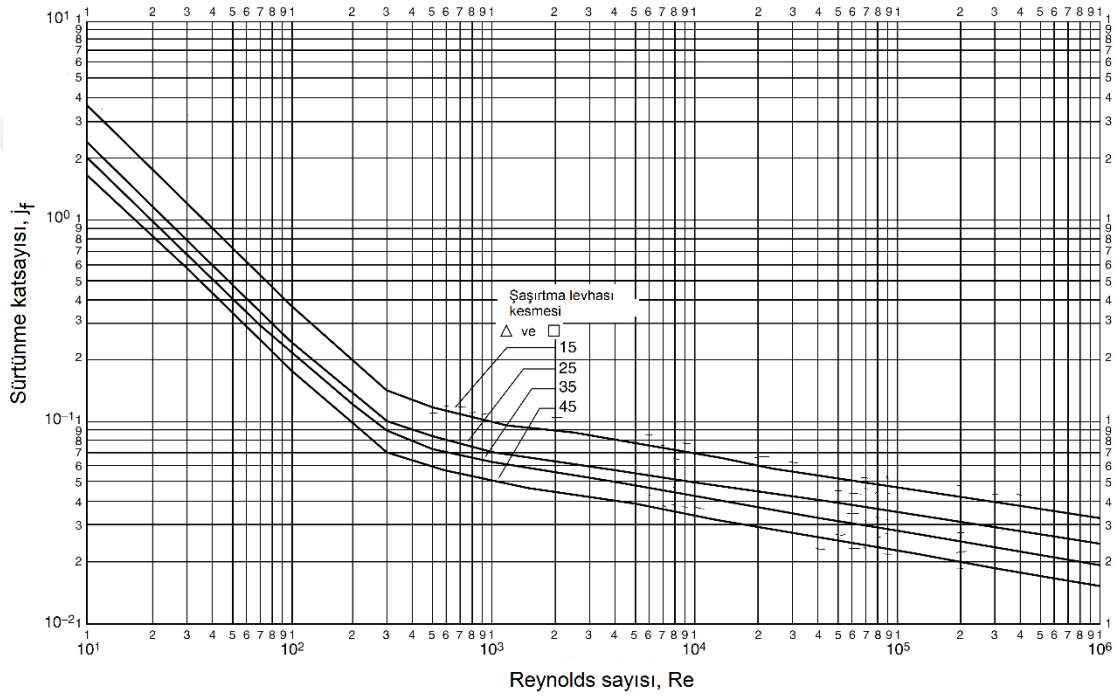
$$\lambda = \left(\frac{1}{-1.8 \left(\log \left(\frac{6.9}{Re_1} + \left(\frac{\varepsilon}{d_i} \right)^{1.11} \right) \right)} \right)^2 \quad (3.22)$$

Yukardaki formūlde sabit ε deęeri sabit deęer olup sifıra ok yakın olan sayıları ifade etmek iin kullanılır.

Gövde tarafı basınç düşümü, Kern yöntemine göre aşağıdaki şekilde hesaplanmıştır (Genceli, 1999; Selbaş, vd., 2006):

$$\Delta P_2 = 8 J_f \left(\frac{D_g}{D_e} \right) \left(\frac{L}{e} \right) \frac{\rho_2 V_2^2}{2} \left(\frac{\mu_2}{\mu_0} \right)^{-0.14} \quad (3.23)$$

Bu formülde J_f , Kern yöntemine göre boyutsuz basınç faktörüdür ve Şekil 3.4'te Reynolds sayısının bir fonksiyonu olarak verilmiştir.



Şekil 3.4. J_f katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi (Genceli, 1999)

Daha önce ısı transfer katsayısı J_n 'nin hesaplanması işleminde açıklandığı üzere, sürtünme katsayısı J_f 'nin matematiksel olarak ifade edilmesi için Şekil 3.4 kullanılarak J_f katsayısı farklı şaşırtma levhası kesmeleri için ve Reynolds sayısına bağlı olarak formülize edilmiştir:

$$J_f = b_{01} + \frac{b_{02}}{\log(Re_2)} + \frac{b_{03}}{\log(Re_2)^2} + \frac{b_{04}}{\log(Re_2)^3} + \frac{b_{05}}{\log(Re_2)^4} + \frac{b_{06}}{\log(Re_2)^5} \quad (3.24)$$

Denklem 3.24'de verilen b katsayıları, farklı şaşırtma levhası kesmeleri için çizelge 3.4'de verilmiştir.

Çizelge 3.4. Farklı şaşırtma levhası kesmeleri için b katsayıları

Şaşırtma levhası kesmesi (%)	b_{01}	b_{02}	b_{03}	b_{04}	b_{05}	b_{06}
45	0.4279452	13.235266	-140.7117	665.6341	-1308.733	968.78136
35	-0.4197782	12.908384	-134.6021	622.4821	1160.1694	808.03031
25	-0.3569168	10.846778	-106.4095	441.7824	620.59046	260.57433
15	-0.9415568	28.90833	-304.3352	1411.3358	2680.4704	1889.9685

Gövde borulu ısı deęiřtiricisi için boru tarafı ve gövde tarafı pompa gücü ařaęıdaki řekilde belirlenir:

$$\dot{W}_{p,1} = \frac{\Delta P_1 \dot{m}_1}{\rho_1 \eta_1} \quad (3.25)$$

$$\dot{W}_{p,2} = \frac{\Delta P_2 \dot{m}_2}{\rho_2 \eta_2} \quad (3.26)$$

Burada \dot{W}_p , pompa gücü ve η ise pompa verimini ifade etmektedir.

Isı deęiřtiricisi optimizasyonunda kullanılan dięer ifadeler ise sermaye iyileřtirme katsayısı (C_1) ve sermaye yatırım faktörüdür (C_2) ve ařaęıda sırasıyla verilmiřtir.

$$C_1 = \frac{i(1+i)^{tp}}{(1+i)^{tp}-1} \quad (3.27)$$

$$C_2 = \frac{\left(\frac{1+ec}{1+i}\right)^{tp} - 1}{1 - \left(\frac{1+ec}{1+i}\right)} \quad (3.28)$$

Yukarıdaki denklemlerde, tp , ise yıllık iřletme periyodu, i , faiz oranı ve ec ise enerji maliyeti artıř oranıdır.

Gövde borulu ısı deęiřtiricisinin ilk yatırım maliyeti ařaęıdaki denklemden bulunur (Genceli, 1999; Kakaç, 1996; Schlünder, 1983):

$$C_{ilk\,yatirim} = A_1 C_{ID} C_1 \quad (3.29)$$

Yukarıdaki denkleme C_{ID} , metrekare başına ısı değıştiricisi birim maliyetidir. İşletme maliyeti ise aşağıdaki denklemlle belirlenebilir:

$$C_{işletme} = \frac{(W_{p,1} + W_{p,2}) t_{yillik} C_{elek} C_1 C_2}{3600 \times 1000} \quad (3.30)$$

Yukarıdaki ifadede t_{yillik} , yıllık çalışma periyodu ve C_{elek} elektrik maliyetidir.

3.2. Optimizasyon Teknikleri

Optimizasyon, fonksiyonları veya problemleri maksimize veya minimize edebilmek için kullanılan metotlardır. Bu çalışmada 9 adet optimizasyon tekniğini kullanarak gövde borulu bir ısı değıştiricisinin belirli şartlar için optimum tasarım parametrelerinin belirlenmesi amaçlanmaktadır.

Modelleme ve çözümlleme optimizasyonun iki önemli bileşenidir. Modelleme gerçek yaşamda karşılaşılan problemin matematiksel olarak öne çıkarılması, modelin sağladığı çözümlleme ise en iyi çözümlün elde edilmesini sağlamaktır. Optimizasyon teknolojisi gelişimince öncelikle modelleme konusuylla ilgilenmişlerdir. Bu konudaki ilk çalışmalar Leontief tarafından yayınlanmıştır (Leontief, 1933).

Optimizasyon kavramı, karar verme süreçlerini hızlandırılması ve karar verme kalitesini arttırmakta kullanılarak gerçek hayatta karşılaşılan problemlerin etkin, doğru ve gerçek zamanlı çözümlünden yararlanılmaktadır (Winston, 2003). Optimizasyon ekonomik açılarda getirdiği kazançların yanı sıra müşteri, işveren ve çalışanların tercih ve kısıtlarının karar sürecinde yer almasında ve sistemde yer alan kaynakların kalitesinin yükseltilmesinde etkin bir şekilde başvurulmuş bir yöntem olarak kullanılmaktadır (Türkay, 2015).

3.2.1. Genetik algoritma

Genetik algoritma evrim sürecinden esinlenen bir optimizasyon algoritmasıdır. Temel ilkesi doğada en iyi olanın hayatta kalmasıdır. Genetik algoritma sonucu ortaya çıkarırken bir sonuç ortaya çıkarmaz bir sonuç kümesi ortaya çıkarır. Problemin çözümünü veren bu kümeye, genetik algoritmada nüfus denir. Nüfuslar vektör, kromozom veya birey adı verilen dizilerden oluşur. Genetik algoritmalar robotlar, kontrol sistemleri ve yapay zeka uygulamaları gibi birçok alanda kullanılır (Goldberg ve Holland, 1988).

GA (Genetik Algoritma) basitçe şöyle çalışır. Öncelikle başlangıç popülasyonu oluşturulur. Bu popülasyondan amaca göre en uygun n birey seçilir. Daha sonra seçilen bu bireylere çaprazlama ve mutasyon operatörleri uygulanarak yeni popülasyon oluşturulur. Tekrar en uygun n birey seçilir ve bu işlemler iterasyon sayısınınca tekrar edilir (Jang, 1997).

Basit bir GA'nın temel adımları şu şekildedir:

- **Adım 1.** Çözümleri bir başlangıç popülasyonu oluşturur.
- **Adım 2.** Popülasyondaki her çözümün uygunluk değerini hesapla
- **Adım 3.** Durdurma kriteri sağlanıyorsa araştırmayı durdur. Yoksa, aşağıdaki adımları gerçekleştir.
 - 3.1. Tabii seleksiyon işlemini uygula (uygunluk değerleri daha yüksek olan çözümler yeni popülasyonda daha fazla temsil edilirler.)
 - 3.2. Çaprazlama işlemini uygula (Mevcut iki çözümden yeni yapılar üretilir.)
 - 3.3. Mutasyon işlemini uygula (Çözümlerde rastgele değişim uygula)
- **Adım 4.** Adım 2'ye git

GA' da karmaşık yapıların temsilinde ilk ve en çok kullanılan mekanizması (0,1) alfabesini kullanan ikili bit dizisidir. Doğrudan ikili kodlama en yaygın kodlama yöntemidir. Bu tekniği kullanan genetik algoritmalar ikili kodlanmış genetik algoritmalar olarak da adlandırılırlar (Goldberg ve Holland, 1988).

Araştırma ve uygulama çalışmalarında, genetik algoritmalarda başlangıç popülasyonu oluşturmada takip edilen yollar genelde farklıdır. Gerçek mühendislik problemlerinin çözümü için değil de araştırma için yapılan çalışmalarda kullanılan GA genellikle rastgele sayı üreticileri kullanılarak yapılır.

GA' da, bireylerle işlem yapmaya yarayan operatörlerle ilgili çalışmalar yapılmış ve çok sayıda değişik genetik operatörler geliştirilmiştir. Bununla beraber genetik algoritmaların büyük çoğunluğu tekrar üreme, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin değişik formlarının içerir (Emel ve Taşkın, 2002).

Tekrar üreme operatörü, tabii seçme işleminden sonra yüksek kaliteli bireylerin çoğalması kalitesiz bireylerin yok edilmesi kuralına göre çalışan bir işlem elemanıdır. Bu işlem amacı fonksiyona göre bireylerin kaliteli olanını seçip, diğer kuşağa aktarıp daha uygun sonuçlar ortaya çıkmasını sağlamaktır. Yani her bir kuşak kendi öncekinden daha iyi bir kuşak üretmelidir (Emel ve Taşkın, 2002).

Çaprazlama operatörü, tabii sistemlerde oluşturulan veya genetik çaprazlamayla oluşturulan üyelerin, tekrardan yapılaştırılmasıdır. Eski yapılar ve çaprazlama sonucu meydana gelen yeni yapıları, birbirleriyle ile yer değiştirirler. Yani, kalitesiz ve baskın olmayan üyeler yok edilir. (Jang, 1997).

Mutasyon, GA'da önemli bir öğedir. Mutasyon operatörü, mutasyonu gerçekleştirmekte ve GA'nın performansını etkilemektedir. Yeni popülasyondaki çözümler bit bit kontrol edilir, belirlenen mutasyon oranında mutasyona uğrarlar ve bireyler çözümde değişiklik yaratırlar. Mutasyonun sayesinde çözümü bulabilmek için çok sayıda eleman kullanmak yerine mutasyon oranıyla çözüme yaklaşırlar (Engin ve Fıglalı, 2002).

Popülasyon, GA' nın bir diğer önemli öğesidir. Popülasyon büyüklüğünün belirlenmesi algoritmanın ilk adımdır. Popülasyonu oluşturan bireylerin uygunluk değerleri, algoritmanın performansını etkileyen önemli bir etkidir. Popülasyonu oluşturan bireylerin sayısı küçük seçildiğinde iterasyonlar daha hızlı olacak ancak algoritmanın yerel optimuma takılma şansı artacaktır.

Popülasyonun çok büyük seçilmesi çözüm kalitesini arttıracak ancak algoritmanın adımları daha uzun zaman alacaktır (Braysy, 2001).

Popülasyonun oluşması için bireylerin belirlenmesinde farklı seçim stratejileri kullanılır. Seçim stratejisinin belirlenmesinde bireyleri uygunluk değerine bağlıdır. Turnuva seçimi, sıra seçimi ve uygunluk oranı seçimi seçim stratejilerinden en çok kullanılanlardır. Sonraki jenerasyonun büyük bölümünün farklı olması, diğer kuşağın tamamen farklı yavrulardan oluşmasından dolayıdır. Sonraki bireyler tamamen farklıysa yani ebeveynlere benzemiyorsa, ebeveynler arasındaki en iyi birey kaybolmuş demektir. Bu sorun elitlik faktörüyle çözülebilir. Elitlik faktörüyle, popülasyondaki en iyi bireyler hiçbir zaman yok olmaz ve sonraki jenerasyonlara aktarılırlar. Kuşak farkı belirli bir dengede tutulursa, bir sonraki popülasyona belirli sayıda yavru birey ve belirli sayıda en iyi uygunluk değerine sahip ebeveyn birey dahil edilir (Emel ve Taşkın, 2002).

GA' da bir sonraki nesle geçiş sırasında, yeni topluluğu oluşturmak için mevcut topluluktan çaprazlama ve mutasyon işlemlerine tabi tutulacak bireylerin seçilmesi gerekir. Teoriye göre iyi olan, bir başka deyişle uygunluk değeri yüksek olan bireyler yaşamını sürdürmeli ve bu bireylerden yeni bireyler oluşturulmalıdır. Bu nedenle tüm seçim yöntemlerinde uygunluk değeri fazla olan bireylerin seçilme olasılığı daha yüksek tutulur. Seçim sırasında dengenin gözetilmesi gerekir. Çok güçlü bir seçim, o seviyede yüksek uygunluğa sahip bireylerin topluluğu kaplamasını ve çözüme ulaşmak için gereken çeşitliliğin azalmasını beraberinde getirir. Çok zayıf bir seçim ise aşırı yavaş bir evrime neden olur. Üç adet bilinen seçim türü vardır (Çevre, vd., 2007).

Rulet Seçilimi: Nüfustaki tüm bireylerin çözüme uygunluk değerleri toplanır. Her bir bireyin seçilme olasılığı, bireyin uygunluk değerinin toplam değere oranıdır.

Sıralı Seçilim: En kötü uygunlukta olan kromozom 1. sıraya konulur. Ondan daha iyi 2. sıraya, daha iyisi 3. Sıraya konularak devam edilir. Bu sayede düşük uygunluktaki kromozomlara seçilme şansı tanınmaktadır.

Turnuva Seçilimi: Topluluk içerisinde rastgele m kadar kromozom alınır. Burada m değeri, topluluğun büyüklüğüne göre değişir.

3.2.2. Yapay arı kolonisi algoritması

Doğada var olan ve zeki davranışlar sergileyen süreçlerin incelenmesi, araştırmacıları yeni optimizasyon tekniklerini araştırmaya sevk etmiştir. Karaboğa, arıların yiyecek arama davranışını modelleyerek Yapay Arı Kolonisi algoritmasını geliştirmiştir (Akay, 2009).

Karaboğa'nın YAK (Yapay Arı Kolonisi) algoritmasının temel aldığı modelde bazı kabuller yapılmaktadır. Bunlardan ilki, her bir kaynağın nektarına sadece görevli bir arı bakabiliyor olmasıdır. Yani, görevli arıların sayısı toplam yiyecek kaynağı kadardır. İşçi arıların sayısı, gözcü arıların sayısına eşittir. Tükenmiş olan kaynağın görevli arısı da artık kâşif arı haline gelmektedir. Yiyecek kaynaklarının yerleri optimizasyon problemine ait olası çözümlere, kaynakların miktarları ise o kaynakların çözümlerinin kalitesine karşılık gelir. Dolayısıyla, YAK optimizasyon algoritması en fazla nektara sahip kaynağın yerini bulmaya çalışarak uzaydaki çözümlerden problemin minimumu ya da maksimumunu veren noktayı bulmaya çalışmaktadır (Karaboğa ve Bastürk, 2007; Karaboğa ve Öztürk, 2011).

Bu algoritmaya ait süreç adımları aşağıdaki gibidir.

1. Yiyecek arama sürecinin başında, kâşif arılar arama yaparak rastgele yiyecek araması yaparlar.
2. Yiyecek kaynakları bulduktan sonra, kâşif arılar artık görevli arı olurlar ve buldukları kaynaklardan kovana nektar taşımaya başlarlar. Her bir görevli arı kovana dönüp getirdiği nektarı boşaltır ve bu noktadan sonra ya bulunduğu kaynağa geri döner ya da kaynakla ilgili bilgiyi yaptığı dans aracılığıyla kovanda bekleyen gözcü arılara iletir. Eğer faydalandığı kaynak tükenmiş ise görevli arı, kâşif arı haline gelir ve yeni kaynak arayışına yönelir.

3. Kovanda bekleyen gözcü arılar, zengin kaynakları işaret eden dansları izlerler ve yiyeceğin kalitesi ile orantılı olan dans frekansına bağlı olarak bir kaynağı tercih ederler.

Arı kolonisi optimizasyon tekniğinin özellikleri aşağıda belirtilmiştir.

1. Oldukça esnek ve basittir.
2. Gerçek yiyecek arayıcı arıların davranışlarını oldukça yakın şekilde taklit eder.
3. Sürü zekasına dayalı bir algoritmadır.
4. Nümerik problemler için geliştirilmiştir ama ayrık problemler için de kullanılabilir.
5. Oldukça az kontrol parametresine sahiptir
6. Kâşif arılar, görevli ve gözcü arılar tarafından gerçekleştirilen bölgesel araştırma kabiliyetine sahiptir ve ikisini paralel yürütülmektedir.(Akay,2009)

Arama uzayı, yiyecek kaynaklarını içeren kovan çevresi olarak düşünülürse, algoritma arama uzayındaki çözümlere karşılık gelen rastgele yiyecek kaynağı yerlerini üreterek çalışmaya başlamaktadır. Rastgele yer üretme süreci, her bir parametrenin alt ve üst sınırları arasında rastgele değer üreterek gerçekleştirilir. Bu, aşağıdaki formülde ifade edilmiştir.

$$x_{ij} = x_{\min j} + rand(0,1) * (x_{\max j} - x_{\min j}) \quad (3.31)$$

Burada $i=1 \dots YK$, $j=1 \dots D$ ve YK yiyecek kaynağı sayısı ve D ise optimize edilecek parametre sayısıdır. $x_{\min j}$ parametrelerin alt sınırıdır (Öztürk, vd., 2014; Öztürk, vd., 2015).

Daha önce de belirtildiği gibi, her bir kaynağın bir görevli arısı vardır. Dolayısıyla, yiyecek kaynaklarının sayısı görevli arıların sayısına eşittir. İşçi arı, çalıştığı yiyecek kaynağı komşuluğunda yeni bir yiyecek kaynağı belirler ve bunun kalitesini değerlendirir. Yeni kaynak daha iyi ise bu yeni kaynağı hafızasına alır. Yeni kaynağın mevcut kaynak komşuluğunda belirlenmesinin benzetimi aşağıdaki formülde tanımlanmaktadır.

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (3.32)$$

Yukarıda x_i ile gösterilen her bir kaynağın, tek bir parametresi (rastgele seçilen parametresi, j) değiştirilerek x_i komşuluğunda v_i kaynağı bulunur. Rastgele seçilen j parametresi değiştirilirken, yine rastgele seçilen x_{kj} komşu çözümünün ($k \in \{1,2,\dots,SN\}$) j . parametresi ile mevcut kaynağın j parametresinin farkları alınıp $[-1, 1]$ arasında rastgele değer alan ϕ_{ij} sayısı ile çarpıldıktan sonra mevcut kaynağın j parametresine eklenmektedir (Öztürk vd., 2014).

Bu işlem sonucunda üretilen v_{ij} 'nin daha önceden belli olan parametre sınırları aşması durumunda, j . parametreye ait olan alt veya üst sınır değerlerine ötelenmektedir. Bu durum aşağıdaki formülde ifade edilmektedir.

$$v_{ij} = \begin{cases} x_j^{\min}, & v_{ij} < x_j^{\min} \\ v_{ij}, & x_j^{\min} \leq v_{ij} \leq x_j^{\max} \\ x_j^{\max}, & v_{ij} > x_j^{\max} \end{cases} \quad (3.33)$$

Sınırlar dahilinde üretilen v_i parametre vektörü yeni bir kaynağı temsil etmekte ve bunun kalitesi hesaplanarak bir uygunluk değeri atanmaktadır. Bu durum aşağıdaki formülde belirtilmiştir.

$$fitness_i = \begin{cases} 1/(1 + f_i) & f_i \geq 0 \\ 1/abs(f_i) & f_i < 0 \end{cases} \quad (3.34)$$

Burada f_i ve v_i kaynağının yani çözümünün maliyet değeridir. x_i ve v_i arasında nektar miktarlarına yani uygunluk değerlerine göre bir açgözlülük işlemi uygulanır. Yeni bulunan v_i çözümü daha iyi ise görevli arı hafızasından eski kaynağın yerini silerek v_i kaynağının yerini hafızaya alır. Aksi takdirde, görevli arı x_i kaynağına gitmeye devam eder ve x_i çözümü geliştirilemediği için x_i kaynağı ile ilgili geliştirememeye sayacı bir artar, geliştirdiği durumda ise sayacı sıfırlanır.

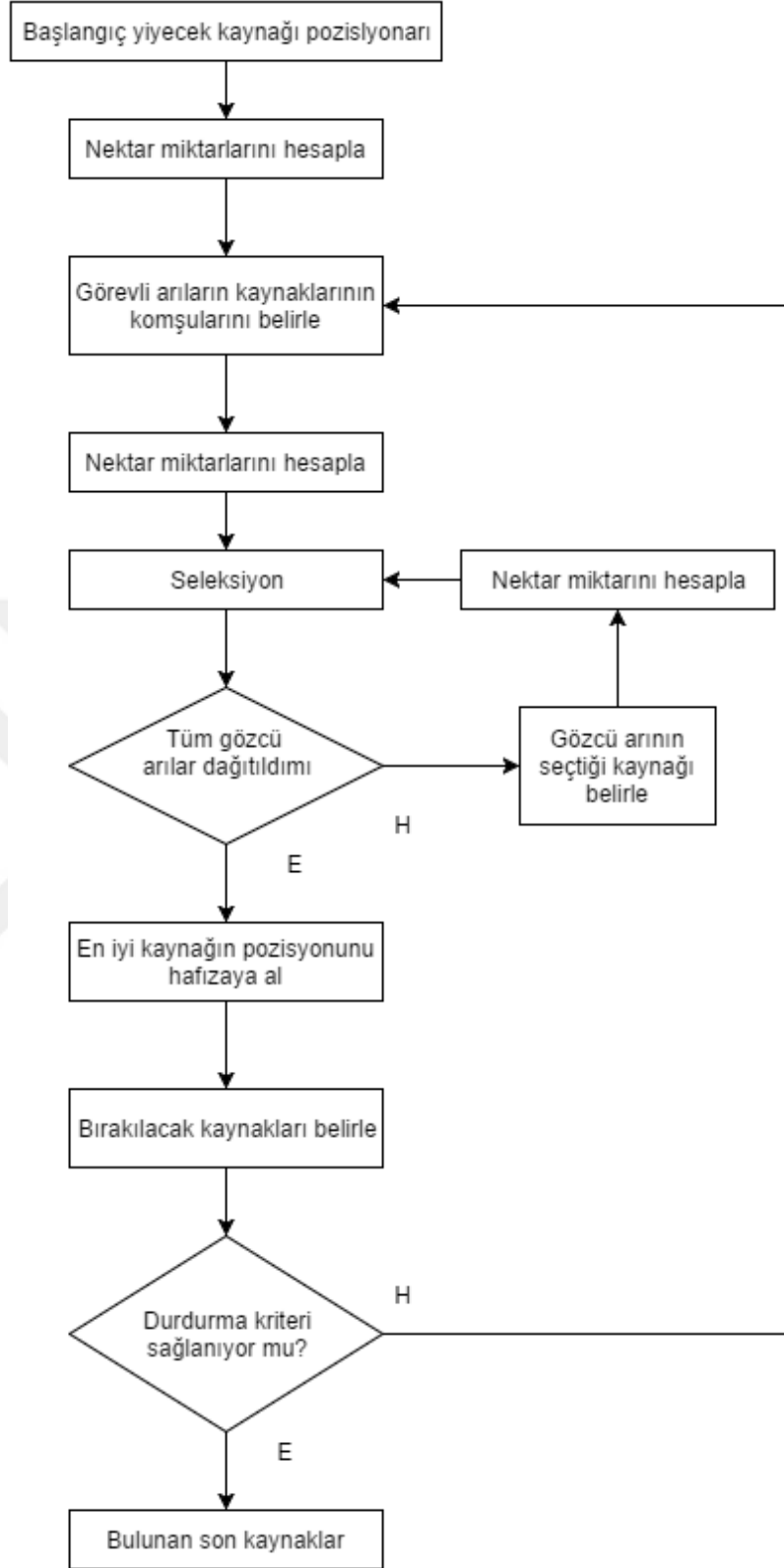
Tüm görevli arılar bir çevrimde arařtırmalarını tamamladıktan sonra kovana dönüp, buldukları kaynakların nektar miktarları ile ilgili gözcü arılara bilgi aktarırlar. Bir gözcü arı, dans aracılığıyla paylaşılan bilgiden faydalanarak yiyecek kaynaklarının nektar miktarları ile orantılı bir olasılıkla bölge seçer. Bu YAK altında çoklu etkileşim sergilendiğinin bir örneğidir. Olasılıksal seçme işlemi, algoritmada nektar miktarlarına karşılık gelen uygunluk değerleri uygulanarak yapılmaktadır. Uygunluk değerine bağılı seçme işlemi rulet tekerliğı, sıralamaya dayalı, stokastik, örnekleme, turnuva yöntemi ya da diğeri seleksiyon şemalarından herhangi biri ile gerçekleşir. Temel ABC algoritmasında bu seleksiyon işlemi rulet tekerliğı kullanılarak yapılmıştır. Tekerlikteki her bir dilimin açısının uygunluk değeri toplamına oranı o kaynağın diğeri kaynaklara göre nispi seçilme olasılığını vermektedir. Bu durum aşağıdaki gibi ifade edilmiştir (Öztürk, vd., 2014).

$$p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{i=1}^{SN} fitness_i} \quad (3.35)$$

Burada $fitness_i$ kaynağın kalitesini SN görevli arı sayısını göstermektedir. Bu olasılık hesaplama işlemine göre bir kaynağın nektar miktarı arttıkça (uygunluk değeri arttıkça) bu kaynak bölgesini seçecek gözcü arı sayısı da artacaktır. Bu özellik ABC'nin pozitif geri besleme özelliğine karşılık gelmektedir.

Algoritmada olasılık değerleri hesaplandıktan sonra bu değerler kullanılarak rulet tekerliğine göre secim işleminde her bir kaynak için [0...1] aralığında rastgele sayı üretilmektedir. p_i değeri bu üretilen sayıdan büyükse görevli arılar gibi gözcü arı da bu kaynak bölgesinde yeni bir çözüm üretir. Yeni çözüm değerlendirilir ve kalitesi hesaplanır. Sonra yeni çözümle eski çözümün uygunluklarının karşılaştırıldığı en iyi olanın seçildiği açgözlü seleksiyon işlemine tabi tutulur. Yeni çözüm daha iyi ise eski çözüm yerine bu çözüm alınır ve çözüm geliştirememeye sayacı sıfırlanır. Eski çözümün uygunluğu daha iyi ise bu çözüm muhafaza edilir ve geliştirememeye sayacı bir artırılır. Bu süreç, tüm gözcü arılar yiyecek kaynağı bölgelerine dağılına kadar devam eder.

Bir çevrim sonunda tüm görevli ve gözcü arılar arama süreçlerini tamamladıktan sonra çözüm geliştirememe sayaçları kontrol edilir. Bir arının bir kaynaktan faydalanıp faydalanmadığı, yani gidip geldiği kaynağın nektarının tükenip tükenmediği çözüm geliştirememe sayaçları aracılığıyla bilinir. Bir kaynak için çözüm geliştirememe sayacı belli bir eşik değerinin üzerindeyse, artık bu kaynağın görevli arısının tükenmiş olan o çözümü bırakıp kendisi için başka bir çözüm araması gerekir. Bu da biten kaynakla ilişkili olan görevli arının kâşif arı olması anlamına gelmektedir. Kâşif arı haline geldikten sonra, bu arı için rastgele çözüm arama süreci başlar. Kaynağı terk ettiğinin belirlenmesi için kullanılan eşik değeri YAK algoritmasının önemli bir kontrol parametresidir ve “limit” olarak adlandırılmaktadır. Temel YAK algoritmasında her çevrimde sadece kâşif arının çıkmasına izin verilir. Tüm bu birimler arasındaki ilişki ve döngü Şekil 3.4’deki gibi bir akış diyagramı ile şematize edilebilir.



Şekil 3.5. YAK akış şeması

3.2.3. Karınca kolonisi algoritması

Karınca kolonisi, yapay karıncalar topluluğundan oluşan ve yapay feromonlarının yenilenmesiyle kendini en iyi değeri bulmaya programlı yapısı olan bir algoritmadır. Algoritmanın sürecinde karıncalar tarafında güncellenen feromon izleriyle en uygun çözüm için bilgi oluşturulmakta ve her iterasyonda bilgiler yenilenmektedir. Bu algoritmanın temeli, yapay karıncaların kat ettikleri yol sonunda geçtikleri yollardaki feromon miktarları artırılmasıdır. Belirli miktarda feromon kaybolması, durumunda, en uygun çözümün bulunması için tekrar karıncalar yola koyulmakta, her döngüde çözümler güncellemekte ve daha iyiye yönelmektedir.

1. Algoritmadaki karıncaların yönlerini bulabilmesi için feromon parametrelerinin başlangıç değerleri belirlenir.
2. Karıncalar her bir yere rastgele yerleştirilir.
3. Her bir karınca sonraki lokal arama olasılığı ile turunu bitirir.
4. Her karıncanın kat ettiği yolların uzunluğu hesaplanır ve lokal feromon yenilemesi yapılır.
5. Yeterlilik sağlanana kadar 2.ye gidilir.

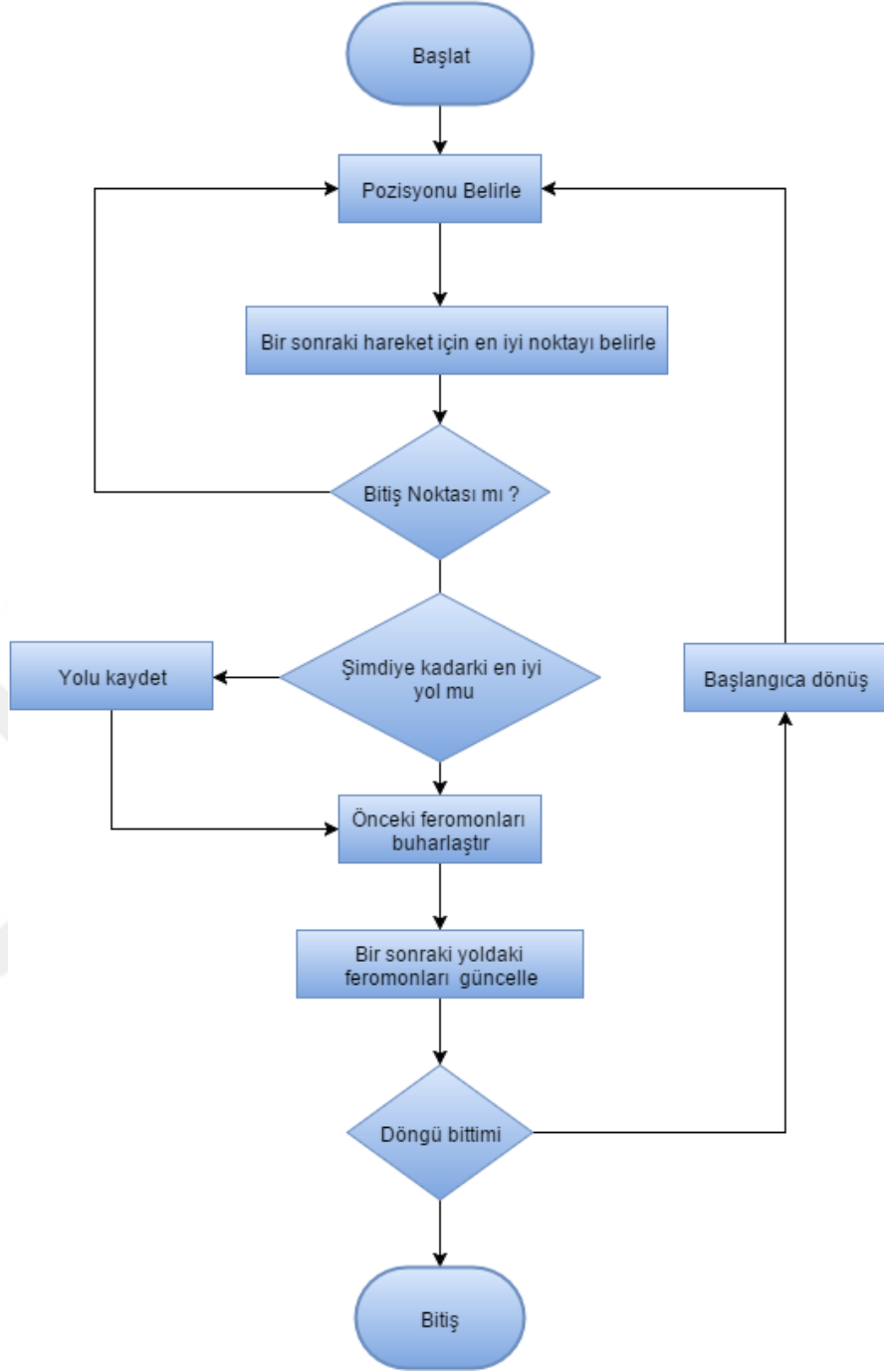
KKA' da (Karınca Kolonisi Algoritması) bir tur esnasında, i noktasında bulunan k karıncası için, sonraki j noktasını seçerken iki alternatif yol söz konusudur. İlk alternatif, gidebileceği yollar içerisinde feromon miktarlarına bağlı olarak hesaplanan seçim değerlerinden maksimum olanını seçmesidir. Genellikle bu yolla tercih yapma olasılığı (q^0) %90 olarak belirlenmektedir. İkinci alternatifte ise yollardaki feromon miktarı göz önüne alınarak oluşturulan olasılık dağılımına bağlı olarak yolunu seçmesidir (Dorigo, 1992).

Tüm karıncalar turlarını tamamladıktan sonra feromon miktarları güncellenmektedir. İlk olarak tüm yollardaki feromonlar, belirlenen oranda (buharlaştırma oranı) buharlaştırılmaktadır. Daha sonra karıncaların geçiş yapmış oldukları yollardaki feromon miktarları, o yolu kullanan karıncanın toplam yol uzunluğuyla ters orantılı olarak artırılmaktadır (Dorigo ve Stützle, 2004).

Tüm karıncalar turlarını tamamladıktan sonra, eski feromon miktarları belli bir oranda buharlaştırılır. Her bir karıncanın turu boyunca geçiş yapmış olduğu yollarda belli bir miktarda feromon artışı sağlanır. Lokal güncelleme kuralı turları dinamik olarak değiştirerek geçiş yapılan yolları cazip hale getirir. Karıncalar farklı yollardan giderken, yüksek bir olasılıkla bunlardan biri önceki çözümlerden daha kısa bir yoldan giderek çözümü iyileştirmektedir (Dorigo, 1992).

Karıncalar, yollarını bulabilmek için feromon güncellemesi denilen bir işlem yaparlar. Bu feromon güncellemesi, tüm karıncalar turlarını tamamladıktan sonra yapılır. Karıncaların her birinin toplam yol uzunlukları hesaplandıktan sonra, en kısa yolu kullanan karınca bulunur. Optimizasyonda karınca sayısının artırılması çözümde iyileşmeye neden olmaktadır. Fakat hesaplamaları arttırdığı için karınca sayısının fazla artırılması işlem zamanlarının uzamasına neden olur. GSP (Gezgin Satıcı Problemi) problemlerinde yapılan denemeler sonucunda karınca sayısının şehir sayısına eşit seçilmesinin uygun olacağı sonucuna varılmıştır. Karınca sayısı, problem büyüklüğüne ve uygulama alanına bağlı olarak değişir.

Karıncaların feromon ve yol uzunluklarına bağlı olarak iki farklı değer söz konusudur. Bunlarda birincisi α değeri, ilgili yolun feromon miktarının önemini belirlemektedir. α değerinin yüksek olması feromonun yoğun olduğu yolların seçilme olasılığını arttırmaktadır. İkinci β değeri ise yol uzunluklarının ve karıncaların bir sonraki noktanın seçimindeki etkisini belirlemektedir. β değeri arttıkça tesadüfilik artmaktadır.



Şekil 3.6. KKA Akış Şeması

3.2.4. Yarasa sürüsü algoritması

Yarasa Algoritması, 2010 yılında Yang tarafından ortaya konulmuş bir sürü tabanlı optimizasyon algoritmasıdır. Yarosaların ses kapasitelerinin yardımıyla yiyecek bulabilme davranışları üzerine tasarlanmıştır. Birçok yarasa türü haberleşmek için ekolokasyon denilen bir tür sonar yöntemi kullanırlar. Bu

yöntemle çeşitli böceklerin türünü belirleyebilir, avlarına olan mesafeyi hesaplayabilir ve karanlıkta hiçbir engele takılmadan yol alabilirler. Tüm hayvanlar yarasalar da dâhil olmak üzere sinyallerini çevreye ekolokasyon sayesinde yayarlar. Bu sinyallerin frekansları 10 kHz ile 200 kHz arasındadır. Sinyaller yayıldığında çevredeki objelere çarpar ve yankı yapar, gelen yankıları alan fark eden yarasa analiz yapar ve gideceği rotayı hesaplar. Ekolokasyon'un karakteristik yararları aşağıdaki gibidir (Yang, 2010).

- Tüm yarasalar mesafeleri belirlemek için ekolokasyon yöntemini kullanırlar. Avları ve yollardaki engelleri bu şekilde anlarlar.
- Yarasalar v_i hızıyla x_i pozisyonuna f_i frekansıyla uçarlar. Değişen dalga boyu ve ses yüksekliğini kullanarak avlarının yerini belirlemeye çalışırlar.

Yarasa birden fazla yiyecek kaynağının olduğu arama uzayında ses dalgalarını göndererek, en uygun yiyeceği arama uzayında aramaya başlar. Yiyecek kaynaklarının sayısı bilinmediğinden alt ve üst limitler rastgele d boyutu ve N sayısı ile hesaplanır (Yılmaz, 2014).

$$x_{ij} = x_{\min} + \varphi(x_{\max} - x_{\min}) \quad (3.36)$$

$i = 1, 2, 3 \dots N, j = 1, 2, 3 \dots d, x_{\max}$ ve x_{\min} üst ve alt limitler φ ise 0 ile 1 arasında bir rastgele değer olarak belirlenir.

Bütün yarasaların frekansları, hızları ve çözüme uygunlukları hesaplanır. Yarasalar v_i hızıyla uçmaya başlarlar. Daha önce tanımlanan f_i frekansından etkilenirler. Sonunda x_i pozisyonundaki avlarına giderler. Bu durum aşağıdaki formüller de ifade edilmiştir.

$$f_i = f_{\min} + \beta(f_{\max} - f_{\min}) \quad (3.37)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*)f_i \quad (3.38)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (3.39)$$

Yang algoritmasının lokal arama kabiliyetini geliřtirmek amacıyla yarasaların daha iyi çözümler bulmasına yarayan bir denklem geliřtirmiřtir.

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} - \epsilon A^{-r} \quad (3.40)$$

x_{old} rulet tekerleęi tarafından seçilen çözüme uygun kalitede bir pozisyon deęeridir. A^{-r} ortalama yarasaların ses deęeridir. ϵ ise -1 ile 1 arasında seçilen rastgele bir deęerdir.

Yarasaların Ses řiddeti A ve sinyallerin yayılma oranı pek çok yönden farklılık gösterir. Bu farklılık pozitif olan A_0 deęerinden minimum A_{min} deęerine kadar olmaktadır (Yılmaz, 2014).

Yarasa nüfusunun oluřturulması

Algoritmada arama uzayı yiyeceklerin bulunduęu bir alandır. Bu alan içerisinde yiyeceęin en kalitelisine yani en uygun çözüme yarasalar tarafından ulařılması amaçlanmaktadır. N nüfustaki popülasyon ve d boyutta yarasa nüfusu arama uzayına rastgele daęıtılır (Yang, 2010).

$$X_{i,j} = X_{\text{min}j} + \varphi(X_{\text{max}j} - X_{\text{min}j}) \quad (3.41)$$

Yukarıdaki eřitlikte $i = 1, 2, \dots, N$ $j = 1, 2, \dots, d$ iken $x_{i,j}$ ise i . yarasının j . boyutu ifade eder. $x_{\text{max}j}$ ve $x_{\text{min}j}$ sırasıyla j . boyutun alabileceęi minimum ve maximum deęerlerdir.

Yarasaların arama uzayındaki hareketleri

Yarasaların uzaya rastgele daęılmasından sonra sahip oldukları uygunluk deęerleri hareket yönü ve řiddetine etki eder. Yarasalar, belirlenen bir frekansta (f_i) ve nüfustaki en iyi yarasadaki çözüm deęerine (x_i) baęlı olarak üretilen hız (v_i) deęeri ile sonraki konumlarını belirlemektedir.

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (3.42)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*)f_i \quad (3.43)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} - v_i^t \quad (3.44)$$

Eşitlik 3.39-3.41' de f_i , i . yarasaya ait frekans değerini; f_{\min} ve f_{\max} sırasıyla min ve max frekansları; β , $[0,1]$ aralığındaki rastgele bir değeri x_* , nüfus içindeki t . zamana ait en iyi bireyin çözüm değerlerini; v_i^t , t . anda i . bireyin hızını temsil eder (Yılmaz, 2014).

Lokal Arama Yeteneği

Yarasaların lokal arama yeteneğini artırmak için nüfustaki yarasaların mevcut daha kaliteli yiyecek kaynaklarına yönelmesine sağlayabilecek yapı algoritma içine konulmuştur. Bu hedefle belli koşulları sağlayan her yarasa başka bir çözüm seçmekte ve yeni bir kaynağa yönelmektedir.

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \varepsilon A^t \quad (3.45)$$

Yukardaki eşitlikte ε değeri $[-1,1]$ arasında rastgele bir değerdir. x_{old} , seçim algoritmalarıyla (rulet tekerleği, sıralı seçim vb.) uygunluk değerinin kalitesine bağlı olarak çözüm değerlerini temsil eder. A^t ise yarasaların ses şiddetini belirtmektedir (Yang, 2010).

Ses şiddeti ve sinyal yayılımı

Yarasaların ekolokasyon yetenekleri ile ürettikleri sesin şiddeti ve sinyal yayılım oranı ile iterasyon arttıkça ve uygun çözüme yaklaştıkça güncellenmesi gereklidir. Yarasa uygun çözüme yaklaştıkça ses şiddeti azalır, sinyal yayılımı artar.

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (3.46)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0(1 - e^{-\gamma t}) \quad (3.47)$$

Yukardaki eşitliklerde α ve γ değerleri sabit değerler olup $0 < \alpha < 1$ ve $\gamma > 0$ ile sağlanmaktadır.

3.2.5. Ateş böceği algoritması

Ateş böcekleri, ateş böceği familyasından olup, geceleri yanıp sönen ışıklarıyla bilinen, özellikle sıcak yerlerde yaşayan yaklaşık 1900 farklı böcek türüdür. Bu böcekleri vücut yüzeyinde bulunan karın bölgesindeki fotojenik hücreler sayesinde ışık üretebilirler. Ateş böceklerinin yaptıkları bu ışıklar karşı cinsin ilgisini çekmek ve avcıya karşı bir uyarı olarak bir algoritma olarak ortaya konmuştur (Yang, 2009).

Bu algoritmadaki ışık tekniği aşağıdaki üç adım birlikte gösterilebilir.

1. Ateş böceklerinde cinsiyet farkı gözlemlenmez. Bu nedenle bir ateş böceği diğerlerini cinsiyet farkı olmadan etkileyebilecektir.
2. Etkileycilik, ateş böceğinin parlaklık derecesine bağlıdır. Daha az parlaklığa sahip ateş böceği daha parlak olana hareket edecektir.
3. Bir ateş böceğinin parlaklığı probleme göre belirlenir (Yang, 2009).

Popülasyonu başlatma

İlk önce ateş böcekleri s arama uzayında d boyutlu bir problem için rastgele bir şekilde veya probleme uygun bir şekilde veya probleme göre şekillenmiş yöntem ile oluşturulur. Oluşturulan m adet ateş böceğine ait x_i çözümünün değeri optimizasyon problemi ile belirlenir.

$$f(x^*) = \min_{x \in S} f(x) \quad (3.48)$$

Etkileşimi belirleme

Her bir ateş böceği diğerlerini etkilendiğini gösteren bir β etkililiğe sahiptir. Bir ateş böceğinin diğerinden etkilenip etkilenmediğini belirlemek için parlaklığının J ye göre daha az olması gerekir. Parlaklığının daha az olduğunun belirlenmesi durumu, x_i ' nin x_j ' den etkilendiğini gösterir ve β sini belirlemek için i ' nin j 'ye olan $r_{i,j} = d(x_i, x_j)$ uzaklığıyla bir şekilde azalan bir fonksiyon seçmelidir (Hornig ve Jiang, 2010).

$$r_{i,j} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (3.49)$$

$$\beta = \beta_0 * e^{-\gamma * r_{i,j}} \quad (3.50)$$

Denklem 3.47 te görülen β_0 değişkeni $r_{i,j} = 0$ olması ile efektif parametredir. γ değişkeni, soğurma katsayısıdır (Yang, 2009).

$\gamma = 0$ olarak belirlemek sabit bir efektif değere, $\gamma = \infty$ olarak belirlemek efektifliğini sıfıra düşürür. γ probleme uygun bir şekilde olarak $[0,10]$ aralığında seçilir. Optimize edilmiş arama boşluğunun uzunluğu parametre içerisine dahil edilirse γ parametresi Denklem 3.48 ve 3.49 göre hesaplanır (Lukasik ve Zak, 2009).

$$\gamma = \frac{\gamma_0}{r_{\max}} \quad (3.51)$$

$$\gamma = \frac{\gamma_0}{r_{\max}^2} \quad (3.52)$$

Denklem 3.48 ve 3.49 görülen γ_0 parametresi, $[0 1]$ aralığında sabit bir katsayıdır.

Konum güncelleme

k boyutlu bir i bireyinin j bireyine etkilenmesi halinde β parametresi belirlenmenin ardından konumu denklem 3.50 ye göre güncellenir (Horng ve Jiang, 2010):

$$x_{i,k} = (1 - \beta) * x_{i,k} + \beta * x_{j,k} + \mu_{i,k} \quad (3.53)$$

Denklem 3.51 deki $\mu_{i,k}$ i böceğinin konumunu rastgele seçmesini sağlar ve [0...1] aralığında rastgele değişken değeri ve [0 1] aralığındaki α değişkenine bağlıdır.

$$\mu_{i,k} = \alpha * (\text{rand1} - \frac{1}{2}) \quad (3.54)$$

En parlak ateş böceği arama uzayında denklem 3.53 göre rastgele hareket edecektir.

$$X_{i^{\max},k} = X_{i^{\max},k} + \mu_{i^{\max},k} \quad k=1,2,\dots,d \quad (3.55)$$

$$\mu_{i^{\max},k} = \alpha * (\text{rand1} - \frac{1}{2}) \quad (3.56)$$

3.2.6. Parçacık sürü algoritması

Parçacık sürü algoritması ise balık ve kuş sürülerinin sosyal yaşamlarının basitleştirilmiş bir benzetimidir. Doğrusal olmayan problemlerin çözümü için tasarlanmıştır. Çok parametrelili ve çok değişkenli optimizasyon problemlerine çözüm bulmak için kullanılmaktadır (Eberhart vd., 1995).

Parçacık sürü algoritması (PSO), genetik algoritmalar gibi evrimsel hesaplama teknikleriyle bir çok benzerlik gösterir. Sistem rastgele çözümler içeren bir popülasyonla başlatılır ve nesilleri güncelleyerek en optimum çözümü araştırır. Buna karşın, GA'nın tersine, PSO'da çaprazlama ve mutasyon gibi evrimsel operatörler yoktur. PSO da parçacık olarak adlandırılan olası muhtemel

çözümler, o andaki optimum parçacığı izleyerek problem uzayında dolaşırlar. PSO'nun klasik optimizasyon tekniklerinden en önemli farklılığı türev bilgisine ihtiyaç duymamasıdır. PSO'yu uygulamak, algoritmasında ayarlanması gereken parametre sayısının az olması sebebiyle oldukça basittir. PSO; fonksiyon optimizasyonu, bulanık sistem kontrolü, yapay sinir ağı eğitimi gibi birçok alanda başarıyla uygulanabilmektedir (Alataş, 2007).

PSO kuş sürülerinin davranışlarının bir benzetimidir. Kuşların uzayda, yerini bilmedikleri yiyeceği aramaları, bir probleme çözüm aramaya benzetilir. Kuşlar yiyecek ararken, yiyeceğe en yakın olan kuşu takip ederler. Parçacık olarak adlandırılan her tekil çözüm, arama uzayındaki bir kuştur. Parçacık hareket ettiğinde, kendi koordinatlarını bir fonksiyona(amaç fonksiyonuna) gönderir ve böylece parçacığın uygunluk değeri ölçülmüş olur. (Yani yiyeceğe ne kadar uzaklıkta olduğu ölçülmüş olur.) Bir parçacık, koordinatlarını, hızını (çözüm uzayındaki her boyutta ne kadar hızla ilerlediği), şimdiye kadar elde ettiği en iyi uygunluk değerini ve bu değeri elde ettiği koordinatları hatırlamalıdır. Çözüm uzayındaki her boyuttaki hızının ve yönünün her seferinde nasıl değişeceği, komşularının en iyi koordinatları ve kendi kişisel en iyi koordinatlarının bir birleşimi olacaktır. Çözüm uzayı problemdeki değişken veya bilinmeyen sayısına bağlı olarak çok boyutta olabilir. Aşağıdaki formülde de bu belirtilmiştir (Tamer ve Karakuzu, 2006).

$$f(x) = 5x^2 + 3y^3 + (z/w)^2 + 4 \quad (3.57)$$

Buradaki formülde çözüm uzayı x, y, z ve w bilinmeyenlerinden dolayı 4 boyutludur. Bu problemin çözüm uzayında tanımlanan bir parçacığın pozisyonu 4 koordinat ile $P=[x, y, z, w]$ şeklinde belirtilmektedir. Görsel olarak insanların resmedemediği 4 veya daha fazla boyutlu karmaşık problemlerde çalışmanın PSO için herhangi bir zorluğu bulunmamaktadır. Örneğin PSO, bir yapay sinir ağının eğitiminde kullanılacaksa ve ağda 50 tane bağlantı ağırlığı mevcutsa problem 50 boyutlu bir uzayda çözülecektir. PSO, bir grup rastgele çözümle (parçacık sürüsü) başlatılır ve güncellemelerle optimum çözüm bulunmaya çalışılır. Her tekrarlama (iterasyonda), parçacık konumları, iki en iyi değere göre

güncellenir. İlki; o ana kadar parçacığın elde ettiği en iyi çözümü sağlayan koordinatlardır. Bu değer “pbest” olarak adlandırılır ve hafızada saklanmalıdır. Diğer en iyi değer ise, popülasyonda o ana kadar tüm parçacıklar tarafından elde edilen en iyi çözümü sağlayan koordinatlardır. Bu değer global en iyidir ve “gbest” ile gösterilir. Örneğin D adet parametreden oluşan n adet parçacık olduğunu varsayalım. Bu durumda popülasyon parçacık matrisi aşağıdaki ifadede olduğu gibidir (Tamer ve Karakuzu, 2006).

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1d} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nd} \end{bmatrix}_{n \times D} \quad (3.58)$$

Yukarıdaki matriste, i'ninci parçacık $x_i = [x_{i1} + x_{i2} + \dots + x_{id}]$ olarak ifade edilir. Önceki en iyi uygunluk değerini veren i'ninci parçacığın pozisyonu $pbest_i = [p_{i1} + p_{i2} + \dots + p_{id}]$ olarak ifade edilir. “gbest” ise her iterasyonda tüm parçacıklar için tektir ve $gbest = [p_1 + p_2 + \dots + p_d]$ şeklinde gösterilir. i'ninci parçacığın hızı (her boyuttaki konumunun değişim miktarı $v_i = [v_{i1} + v_{i2} + \dots + v_{id}]$ olarak ifade edilir. İki en iyi değer bulunmasından sonra parçacık hızları ve konumları aşağıda verilen denklemlere göre güncellenir.

$$v_i^{k+1} = v_i^k + c_1 \cdot rand_1^k (pbest_i^k - x_i^k) + c_2 \cdot rand_2^k (gbest^k - x_i^k) \quad (3.59)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (3.60)$$

Denklem 3.57' deki, c_1 ve c_2 öğrenme faktörleridir. c_1 ve c_2 , her parçacığı pbest ve gbest pozisyonlarına doğru çeken, stokastik hızlanma terimlerini ifade eden sabitlerdir. c_1 parçacığın kendi tecrübelerine göre hareket etmesini, c_2 ise sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerine göre hareket etmesini sağlar. Düşük değerler seçilmesi parçacıkların hedef bölgeye doğru çekilmeden önce, bu

bölgeden uzak yerlerde dolaşmalarına imkân verir. Ancak hedefe ulaşma süresi uzayabilir. Diğer yandan, yüksek değerler seçilmesi, hedefe ulaşmayı hızlandırırken, beklenmedik hareketlerin oluşmasına ve hedef bölgenin es geçilmesine sebep olabilir. Bu algoritma üzerinde araştırmacıların yaptığı denemelerde $c1 = c2 = 2$ olarak almanın iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir. Aşağıda PSO algoritması aşağıdaki akış diyagramı ile özetlenmiştir (Tamer ve Karakuzu, 2006).

3.2.7. Kurt kolonisi algoritması

Bu algoritma isabetli çözümler içeren bir algoritma olup sürü bireylerinin(yapay kurt) iş bölümün kesinlikle olarak belirlendiği ve çözümü adımlarının kararlı olduğu bir algoritmadır. Bir grup kurdun görevi av için keşif işlemi yapmaktır. Av belirlendiği zaman diğer kurtlara uluyarak haber verirler. Diğer avcı yapay kurtlar avın etrafını çevirirler. Av ilk önce güçlünün sonrada ondan zayıf olana atanır (Mirjalili, vd., 2014).

Kurt kolonisi davranışları

D değişkenini araştırma uzayının boyutu ve birey sayısını varsayalım. Boyutta i . yapay kurdun pozisyonu aşağıdaki gibidir.

$$X_i = (X_{i1}, \dots, X_{id}, \dots, X_{iD}) \quad (3.61)$$

Arama davranışı

Avı belirleme şansını artırılması için q kadar yapay kurt arama işlemi seçilir. İzlenen bir yapay kurt birey P_0 pozisyonuna geldiğinde P_0 noktasından h değişkeni yeni arama pozisyonları aramaya başlar. Herhangi bir pozisyon olan P_1 daha iyiyse P_1 yeni pozisyon olmaktadır (Mirjalili, vd., 2014).

Belirlenen q değişkenini avı arayan yapay kurtların sayısı varsayalım. Maksimum arama limiti ve i . bireyin XX_i olsun. XX_i değişkeninden h değişkeni kadar arama

pozisyonu vardır. Aşağıdaki denkleme göre ($1 \leq j \leq h$) arama aralığında Y_j yeni pozisyon olur.

$$Y_j = XX_i + \text{rand}_n * \text{step}\alpha \quad (3.62)$$

rand_n rastgele olarak -1 ve 1 arası alınan bir sayıdır. Toplam arama sayısı max_{dh} ' den büyükse arama davranışının işlemi sonlanır.

Avin etrafını çevirme davranışı

Avin yerini belirlendiği zaman avı belirleyen yapay kurtlar avın yerini uluyarak diğer kurtlara bildirir. Diğer kurtlar ava yaklaşır avın etrafını çevirirler. Aşağıdaki formüle göre avın pozisyonunu d . inci arama pozisyonu G_d^k . tekrarlama kurdun pozisyonu X_d^k olur.

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + \text{rand} * \text{step}\beta * (G_d^k - X_{id}^k) \quad (3.63)$$

Yukarıdaki rand değişkeni 0 ile 1 arasında rastgele bir sayıdır. $\text{step}\beta$ etrafını çevirme için katsayı, k ise tekrarlama sayısıdır (Mirjalili, vd., 2014).

Sürünün Güncellenmesi

Yiyeceğin atanma kuralı önce güçlü kurda sonra daha zayıf kurda atanmasıdır. Bu sayede zayıf kurt açlıktan ölecek bile olsa daha güçlü kurdun hayatta kalıp ölmesi bir dahaki sefere avlanması sağlanır. Böylelikle kurt sürüsünü adaptasyon özelliği muhafaza edilir (Mirjalili, vd., 2014).

Kurt sürüsü optimizasyon algoritmasının adımları

- **Adım 1:** Maksimum birey sayısını n , maksimum tekrarlama sayısını max_k , arama için yapay kurtların sayısını q , arama yönü h , maksimum arama yönü max_{dh} , arama katsayısı $\text{step}\alpha$, çevirme katsayısını $\text{step}\beta$, zayıf olan kurtların sayısını m ve ilk kurdun pozisyonunu X_1 olarak belirleyelim.

- **Adım 2:** Avı aramaya başlayan yapay kurtlar en iyi pozisyonu bularak avı aramaya başlarlar.
- **Adım 3:** Avı arayan yapay kurdun pozisyonu avı bulabilmek için pozisyonunu denklem 3 göre güncellenir. Eğer arama kurdunun pozisyonu maksimum ve minimum değerleri aşarsa değerleri maksimuma veya minimuma eşitlenir.
- **Adım 4:** Kurt sürüsü atanma kuralına göre güncellenir. Rastgele sayıda zayıf kurt sürüden çıkarılır.
- **Adım 5:** Eğer maksimum tekrarlama sayına ulaştığında kalan kurtların pozisyonunu optimal çözüm olarak al, ulaşmadıysa adım 2 ye geri dön(Mirjalili vd., 2014).

3.2.8. Kiril sürüsü algoritması

Gandomi ve Alavi tarafından ortaya konan bir algoritma olan kril algoritması antartik krillerin beslenme alışkanlıklarından esinlenilip tasarlanan bir sürü zekâsı tabanlı metasezgisel algoritmadır (Wang, vd., 2014).

Krillerin bulabilmedeki temel davranışlarını kril sürüsünün başka bir canlı tarafında avlanıp sürü yoğunluğunun düşmesi ve yemek kaynağında uzaklaşılması durumu algoritmanın başlangıç noktasıdır (Gölcük, vd., 2014).

Kiril sürüsündeki hareketler aşağıdaki işlemlerle belirlenir:

- Diğer bireylerin hareketi
- Besin arama hareketliliği
- Rassal yayılma

n boyutlu karar uzayındaki model:

$$\frac{dX_i}{dt} = N_i + F_i + D_i \quad (3.64)$$

Yukardaki formülde N_i diğer kirillerin neden olduğu hareket, F_i besin bulma hareketi ve D_i i. kiril bireyinin yayılmasını ifade eder.

Kiril Sürüsü Algoritmasında Bireylerin Hareketleri

Algoritmada kriller için hareket formülleri aşağıda verilmiştir.

$$N_i^{\text{yeni}} = N^{\text{maks}} \alpha_i + w_n N_i^{\text{eski}} \quad (3.65)$$

$$\alpha_i = \alpha_i^{\text{lokal}} + \alpha_i^{\text{hedef}} \quad (3.66)$$

Yukardaki denklemde N maksimum hız, 0.01 (m/s) alınmıştır. α_i sebep olunan hareketin doğrultusu, w_n neden olunan atalet, N_i^{eski} son sebep olunan hareket, α_i^{lokal} komşu bireyler tarafından tanımlanan yerel etkiler ve α_i^{hedef} en iyi birey tarafından sağlanan hedef yönünde etkisidir. Bireye komşu bireylerin etkisi aşağıdaki formüllerdedir (Gölcük, vd., 2014).

$$\alpha_i^{\text{lokal}} = \sum_{j=1}^{NN} K_{ij} X_{i,j} \quad (3.67)$$

$$X_{i,j} = \frac{X_j - X_i}{\|x_j - x_i\| + \epsilon} \quad (3.68)$$

$$K_{i,j} = \frac{K_i - K_j}{K^{\text{enkötü}} - K^{\text{eniyi}}} \quad (3.69)$$

En iyi ve en kötü uygunluk değerleri $K^{\text{enkötü}}$ ve K^{eniyi} ifade etmektedir. Amaç fonksiyonun değeri K_i ile belirtilirken, j . komşu bireyin amaç fonksiyonu K_j değeridir. Her kiral bireyinin pozisyonu x , NN toplam komşu sayısını göstermektedir.

$$d_{s,i} = \frac{1}{5N} \sum_{j=1}^N \|x_i - x_j\| \quad (3.70)$$

Kril bireyin hissedilen uzaklığı $d_{s,i}$ ile belirtilirken Toplam kril bireyin sayısı N ile verilmektedir. En iyi amaç fonksiyonu değerine sahip krilin i . bireye etkisi şu şekildedir.

Burada $d_{s,i}$ i . kril bireyinin hissedilen uzaklığını gösterirken, N toplam kril bireyi sayısını vermektedir. 3.67 teki denkleme göre eğer iki kril bireyi arasındaki uzaklık 'de kril bireylerinin komşu olduğu sonucu çıkartılmaktadır. En iyi amaç fonksiyonu değeri olan kril bireyinin kril bireyi üzerine olan etkisi aşağıdaki denklemdir:

$$\alpha_i^{\text{hedef}} = C^{\text{eniye}} K_{i,\text{eniye}} X_{i,\text{eniye}} \quad (3.71)$$

C^{eniye} etki katsayısı olmak üzere;

$$C^{\text{eniye}} = 2 \left(\text{rast} + \frac{1}{I_{\text{maks}}} \right) \quad (3.72)$$

Burada rast $[0,1]$ aralığında rastgele bir değer, I döngü sayısı I_{maks} maksimum döngü sayısıdır (Gölcük, vd., 2014).

Besin Arama Hareketliliği

Besin arama işi iki şekilde açıklanabilir. Bunun ilki yem yerinin tespiti ikincisiyse önceki yaşadıklarında bağlı olarak değişebilir. Bu hareket i . kril bireyi için aşağıdaki gibidir (Wang, vd., 2014).

$$F_i = V_f \beta_i + w_f F_i^{\text{eski}} \quad (3.73)$$

$$\beta_i = \beta_i^{\text{besin}} + \beta_i^{\text{eniye}} \quad (3.74)$$

V_f burada yem arama hızıdır ve değeri $0.02 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ dir. w_f besin aramadaki hareketin ağırlığı, F_i^{eski} son besin arama hareketi, β_i^{yem} bireyin besine çekmek için bir

faktör, $\beta_i^{\text{eni}} i$. birey şuana kadarki en iyi amaç fonksiyonu değerinin etkisidir. Besin merkezi aşağıdaki denklemdeki gibidir:

$$X^{\text{besin}} = \frac{\sum_{i=1}^N (1/K_i) X_i}{\sum_{i=1}^N 1/K_i} \quad (3.75)$$

Aşağıdaki denklemde kiril için besine çekme faktörü ifade edilmektedir.

$$\beta_i^{\text{eni}} = C^{\text{besin}} K_{i,\text{eni}} X_{i,\text{eni}} \quad (3.76)$$

$$C^{\text{besin}} = 2 \left(1 - \frac{1}{I_{\text{max}}} \right) \quad (3.77)$$

i. Kiril bireyinin en iyi amaç fonksiyonu sayısı aşağıdaki denkleme göre hesaplanır.

$$\beta_i^{\text{besin}} = K_{i,\text{eni}} X_{i,\text{eni}} \quad (3.78)$$

$K_{i,\text{eni}}$ sayısı daha önceden ziyaret edilmiş pozisyonudur.

Yayılma Süreci

Rastgele bir süreç olan yayılma süreci aşağıdaki şekilde modellenir.

$$D_i = D^{\text{maks}} \left(1 - \frac{1}{I_{\text{maks}}} \right) \delta \quad (3.79)$$

Bu modele maksimum hız D^{maks} olmak üzere, $D^{\text{maks}} \in [0.002, 0.010] \frac{m}{s}$, ve δ rastgele yönlü vektör ve değerleri $[-1, 1]$ aralığındadır.

Kiril Sürüsü Algoritması Hareketleri

Bireyin hareket süreci t ve Δt zaman aralığındadır. Bulduğu pozisyon aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$X_i(t + \Delta t) = X_i(t) + \Delta t \frac{dX_i}{dt} \quad (3.80)$$

$$\Delta t = C_i \sum_{j=1}^{NV} UB_j - LB_j \quad (3.81)$$

Yukarıdaki denklemlerde NV tüm değişken sayısını LB_j ve UB_j j. değişkene ait alt ve üst limitleri, C_i sabit bir değerdir. C_i 0.5 olarak belirlenmiştir.

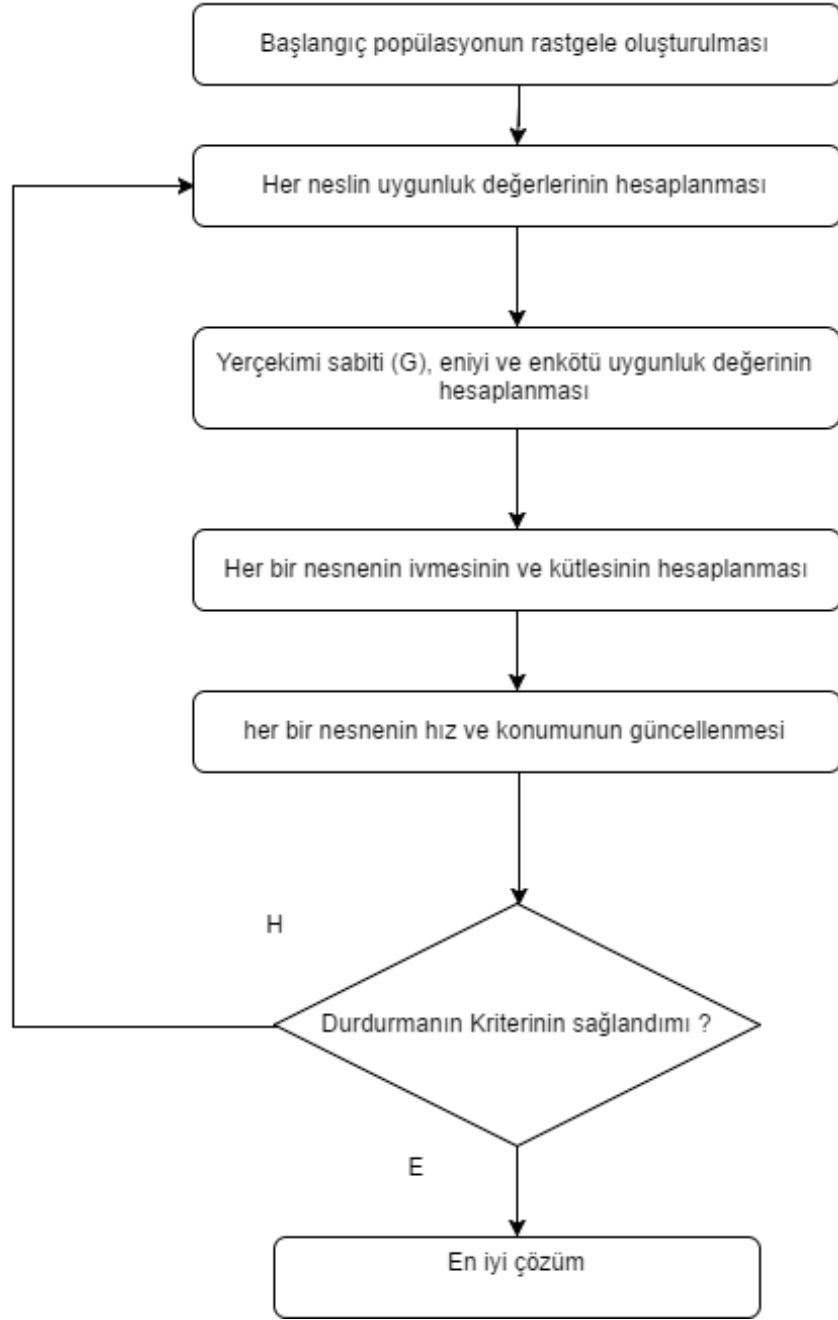
3.2.9. Yerçekimsel arama algoritması

Newton'un yerçekimi kanunlarından esinlenen geliştirilen sezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır. Her bir kütle arama uzayında bir birimdir. Arama uzayında bu birimler Newton'un yasalarına gereğince birbirlerini çekerek ve yerçekimi etkisi uygulayarak birbirlerine kuvvet uygularlar. Yerçekimsel bu kuvvet sonucu arama uzayında hareket ederek en uygun sonuca ulaşırlar. Kütlelerarası çekim formülü aşağıdaki gibidir (Rashedi vd., 2009).

$$F = G_X \frac{M_1 \times M_2}{R^2} \quad (3.82)$$

Yukardaki formülde G yerçekimi sabit kuvvetini ifade eder. Bu kuvvete maruz kalan kütleler arama uzayında hareket ederek optimum çözüme ulaşır. Newtonun ikinci yasasına göre arama uzayındaki her bir cismin konumu, eylemsizlik kütlesi aktif yerçekim kütlesi ve pasif yerçekim kütlesi bulunmaktadır. Buldukları her bir nokta problem için çözüm alternatifidir. Bu kütleler, üzerlerine herhangi etki halinde bu etkiye karşı koyarlar. Bu etkiye eylemsizlik kütlesi denir (Yalçın, vd. 2012).

Algoritmada her bir cismin kütlesi onun performansıdır. Algoritma süresi boyunca en ağır olan diğerlerine göre yavaş hareket edecektir ve diğerlerini kendine çekecektir. İterasyon bitince kütlesi en fazla olan nesne, problemin optimum çözümüdür. Bu algoritmanın akış şeması aşağıdaki gibidir.



Şekil 3.7. Yerçekimi arama algoritması akış şeması (Yalçın, vd., 2012)

Yerçekimi Arama Algoritması Adımları

- **Başlangıç:** Yerçekimi sabiti (G), maksimum iterasyon sayısı ve bir kütle için diğer kütlelere yapacağı etkiyi hesaplamak için küçük bir sabit ϵ tanımlanır (Yalçın vd., 2012).

- **Arama Uzayının Tanımlanması:** Sistemde kaç parçacığı tanımlanacağı kısımdır. Parçacıklar arama uzayında rastgele yerleşir.

$$X_i = (X_i^1, \dots, X_i^d, \dots, X_i^n) \quad i=1,2,3, \dots, N \quad (3.83)$$

- **Yerçekimi Sabiti Tanımlama:** Her iterasyonda en başta atanan sabit değer her iterasyonda azaltıldığı kısımdır. Arama hızı zamanla azalan yerçekimi ile arama hızı kontrol edilir.

$$G(t) = G_0 e^{(-\alpha \frac{k}{K})} \quad (3.84)$$

Yukardaki denklemde G_0 sabiti; α , önceden belirlenen bir değeri; k , iterasyonda kaçta olduğunu gösterir.

- **Uygunluk Değerlerinin Hesaplanması:** Uygunluk değerleri hesaplanan değerlerin en iyi ve en kötuları seçilir.

Problem minimize edilecekse;

$$\text{eni}(k) = \min(\text{fit}_j(k)) \quad (3.85)$$

$$\text{enkötü}(k) = \max(\text{fit}_j(k)) \quad (3.86)$$

Problem maksimize edilecekse;

$$\text{eni}(k) = \max(\text{fit}_j(k)) \quad (3.87)$$

$$\text{enkötü}(k) = \min(\text{fit}_j(k)) \quad (3.88)$$

Yukardaki denklemlerde $j = \{1, \dots, N\}$ ' dir. $fit_j(k)$ j. kütlenin k. iterasyondaki uygunluk değeridir. $eni(k)$ ve $enkötü(k)$ ise sırasıyla en iyi ve en kötü çözümdür.

- **Kütle Hesaplanması:** Bir kütlenin aktif yerçekimsel kütlesi, pasif yerçekimsel ve eylemsizlik kütlesi eşitlenerek tüm kütleler hesaplanır.

$$M_{\alpha i} = M_{pi} = M_{ii} = M_i \quad (3.89)$$

$$m_i(k) = \frac{fit_j(k) - worst(k)}{best(k) - worst(k)} \quad (3.90)$$

$$M_i(k) = \frac{m_i(k)}{\sum_{j=1}^N m_j(k)} \quad (3.91)$$

- **Etki Alanı Hesaplanması:** Newton kanunlarından esinlenilerek iki cismin birbirine uyguladığı çekim kuvveti; cisimler arası mesafenin kütleler mesafenin kütlelerin çarpımına bölünmesi sonucu hesaplanır.

$$R_{ij}(k) = \|x_i(k), x_j(k)\| \quad (3.92)$$

3.89'da tanımlanan R_{ij} , k. iterasyonda i ve j cisimleri arası mesafeyi verir.

- **İvme Hesabı:** Newton'un ikinci yasası ivme yasasına dayanarak aşağıdaki formüle göre kütle ivmeleri hesaplanır.

$$a_i^d(k) = \frac{F_i^d(k)}{M_{ii}(k)} \quad (3.93)$$

$a_i^d(k)$ k. jenerasyonda d. boyutta i. kütlenin ivmesini verir.

- **Son:** Maksimum iterasyon sayısına ulaşıldığında en uygun kütle cisim seçilir (Yalçın, vd., 2012).

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Gövde borulu ısı deęiřtiricisinin en uygun maliyetle hesaplanması için belirtilen dizilerdeki deęiřkenlerin algoritmalarla ısı deęiřtirici formüllerine uygulanıp en verimli olan ısı deęiřtiricisi tasarımı belirlenir. Bu formüller gerekli parametrelerle optimizasyon işlemine tabi tutularak en uygun tasarım sonucunu ve maliyetini bulunması saęlanır. Gövde borulu ısı deęiřtiricisi tasarımı için gerekli parametreler ařaęıda tanıtılmıřtır.

Çizelge 4.1. Gövde borulu ısı deęiřtiricisi parametre çizelgesi

Parametre	Açıklaması
Boru çapı	12 ile 32 mm arasında deęiřen bir deęerdir. {12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 26, 28, 30, 32}
Boru geçiř sayısı	Gövde içinden geçecek olan akıřkanın kaç defa kıvrılıp geçeceęini belirten bir deęerdir. 1 ile 8 arasında deęiřen bir deęerdir. {1, 2, 4, 6, 8}
Gövde çapı	Gövde borusunun dıř çapıdır. 150 ile 1200 mm arasında deęiřen bir deęerdir. {150, 200, 250, 300, 350, 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1000, 1100, 1200}
řaşırtma levhaları arası boşluk	Gövde borunun içindeki Kesmeler arasındaki boşluęun deęeridir. Gövde çapının katı 0.2 ile 0.45 arasında bir deęerdir. {2, 2.5, 3, 3.5, 4, 4.5}
řaşırtma levhası yükseklięi	Gövde boru içindeki kesmelerin yüzdelik yükseklięi olarak ifade edilir. %15 ile %45 arasında deęiřen bir deęerdir. {15, 25, 35, 45}
Boru dizilimi	Gövde içindeki boru demetinin dizilimini ifade eden sayılarıdır.1 için üçgen dizilim, 2 için kare dizilim. {1, 2}
Akıř türü	Akıřkanımı akıř yönünü ifade rakamlardır. 1 için paralel akın 2 için karřıt akım ve 3 için çapraz akım geçerlidir. {1, 2, 3}

Optimizasyon probleminin çözümü için önerilen bu çalışmada uygun olan optimizasyon algoritmaları modellenip sistem üzerinde denenmiştir. Ortaya çıkan grafikler karşılaştırılıp düşük maliyet ve en hızlı çözümü belirten optimizasyon algoritması bulunmaya çalışılmıştır. Bu çalışmada belirlenen optimizasyon algoritmaları sistem üzerinde denenmiştir. Yukarıdaki tabloya göre deki eşitlikte verilen parametrelere göre $11 \times 5 \times 14 \times 6 \times 4 \times 2 \times 3 = 110880$ adet tasarım konfigürasyonu denenmiştir.

Problem çözümünde akışın türbülanslı olabilmesi için Re, hız ve basınç değerlerinin belli değerlerin altında olması gerekmektedir. Bu kısıtlar aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 4.2. Değer kısıtlamaları

Değer	Kısıtlama Aralığı
Gövde tarafı Akışkanın Hızı (V_1)	$V_1 > 0.5$ $V_1 < 1.5$
Boru tarafı Akışkanın Hızı (V_2)	$V_2 > 0.1$
Gövde tarafı akışkanı için Reynold Değeri (Re_1)	$Re_1 < 2300$
Boru tarafı akışkanı için Reynold Değeri (Re_2)	$Re_1 < 2300$
Gövde tarafı akışkanı için Basınç Değeri (P_1)	$P_1 < 10^5$
Gövde tarafı akışkanı için Basınç Değeri (P_2)	$P_2 < 10^5$

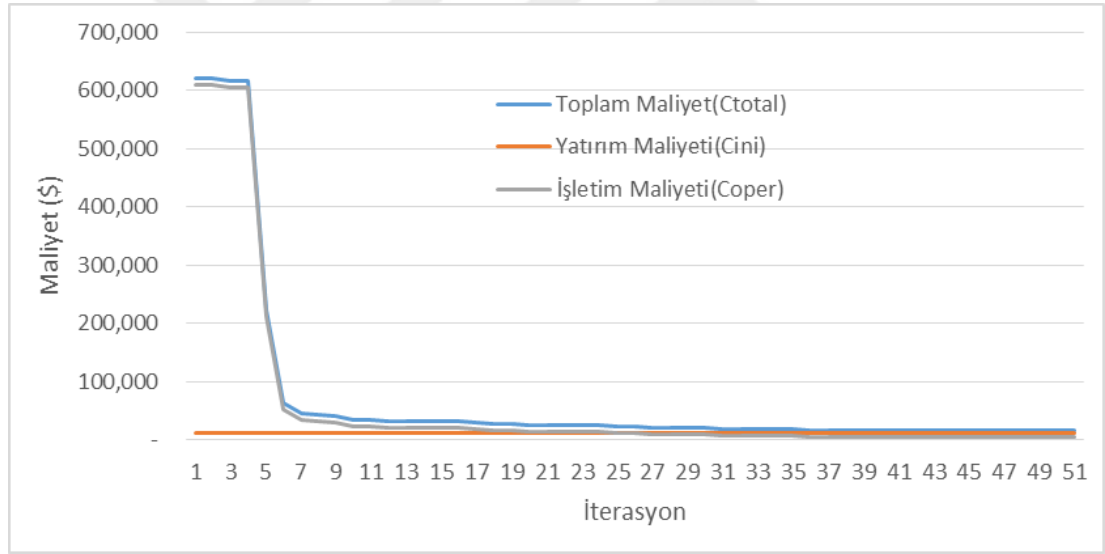
4.1. Gövde Borulu Isı Değiştiricisi Optimizasyon Sonuçları

Bu çalışmada gövde borulu ısı değiştiricisinin optimizasyonu için belirlenen algoritmaları sistem üzerinde denenip grafikleri belirlenip elde edilen sonuçları maliyet ve ısı değiştirici alanı özellikleri bakımından karşılaştırılıp en uygun optimizasyon algoritması belirlenmiştir.

Problemde verilen veriler boru demetinin içindeki akışkanın giriş sıcaklığı 20 C° , çıkış sıcaklığı 35 C° ve gövdenin içinden geçecek olan akışkan için giriş sıcaklığı 75 C° , çıkış sıcaklığı 50 C° olarak verilmiştir. Sıcak olan su gövde borunun içinden soğuk olan ise boru demetlerinin içinden verilmiştir.

4.1.1. Genetik algoritma optimizasyon sonuçları

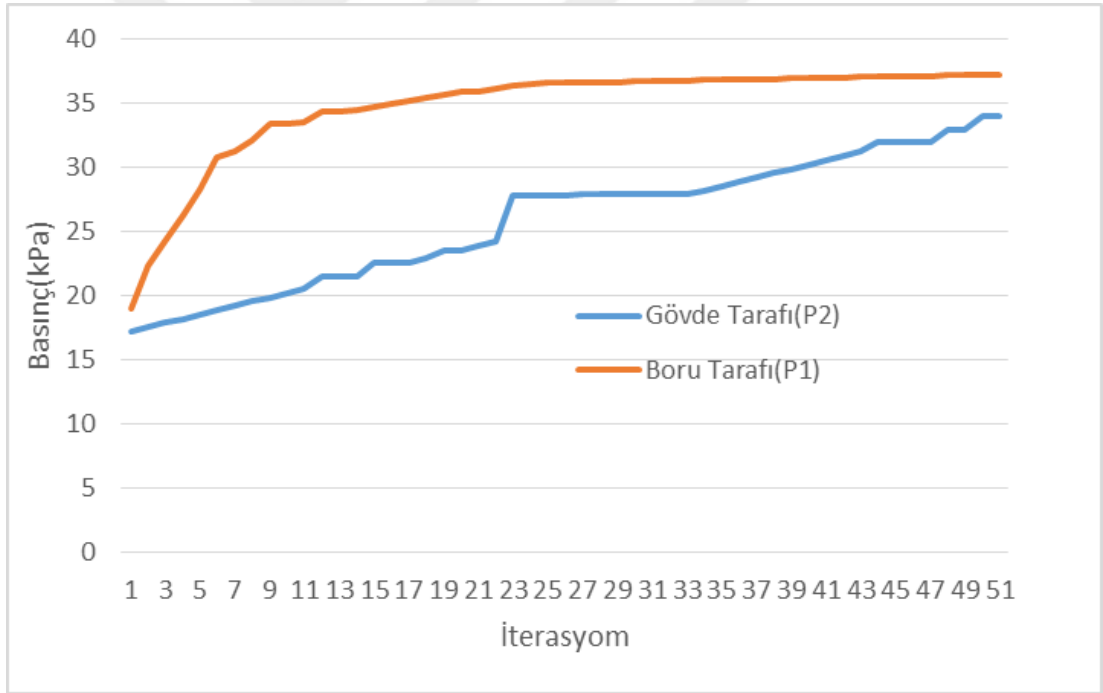
Genetik algoritmayı formüller üzerinde test edip denediğimizde ortaya çıkan grafikler aşağıdaki gibi gösterilmiştir. Şekil 4.1' teki grafik Genetik algoritmanın formüller üzerinde uygulandığında iterasyonla uygun hale gelen maliyet iterasyon grafiğidir. İterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiş ve optimizasyon işlemi en uygun maliyet çözümünü bulmuştur. Genetik algoritma ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 15.804 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.2' te gösterilen grafikte ise alan iterasyonla birlikte verilmiş olup optimize edilen maliyetle paralel düzeyde seyretmiştir. Şekil 4.3' te ise basınç grafiği ise gövde tarafı ve boru tarafı alanının minimize edilmesiyle sürekli artan çizgide seyretmektedir.



Şekil 4.1. Genetik algoritma maliyet iterasyon grafiği



Şekil 4.2. Genetik algoritma alan iterasyon grafiği

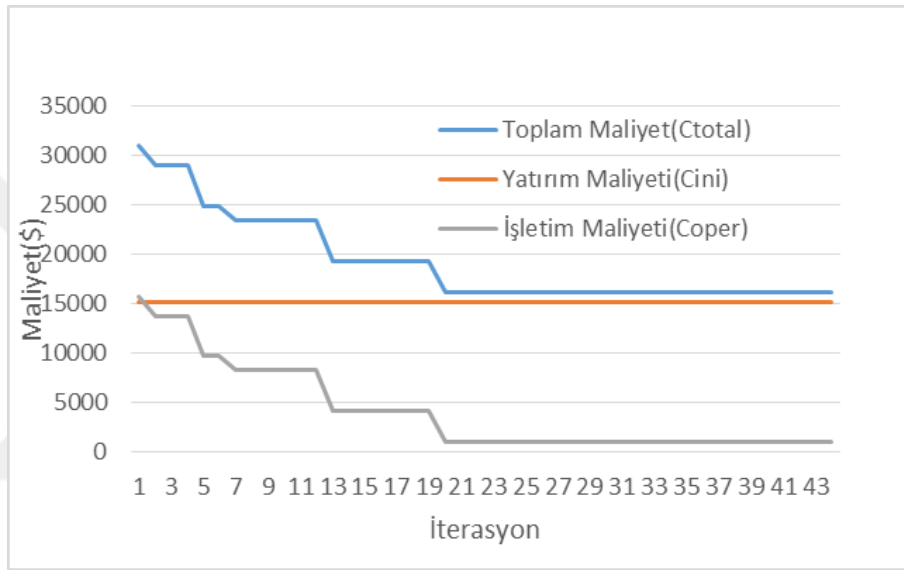


Şekil 4.3. Genetik Algoritma basınç iterasyon grafiği

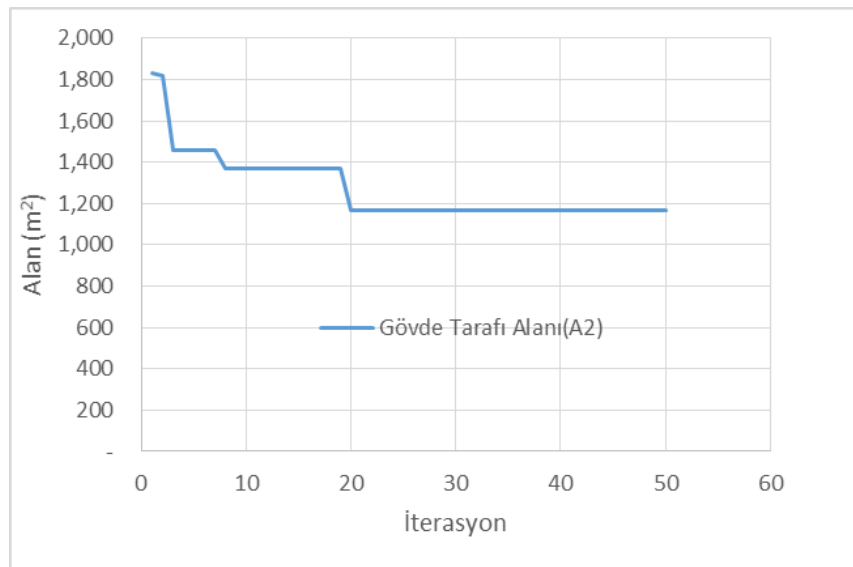
4.1.2. Parçacık sürü algoritması optimizasyon sonuçları

Parçacık sürü algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde süreç sonucunda ortaya çıkan grafikleri aşağıdaki gibi gösterilmiştir. Şekil 4.4' deki grafik parçacık sürü algoritmasının formüller üzerinde uygulandığında

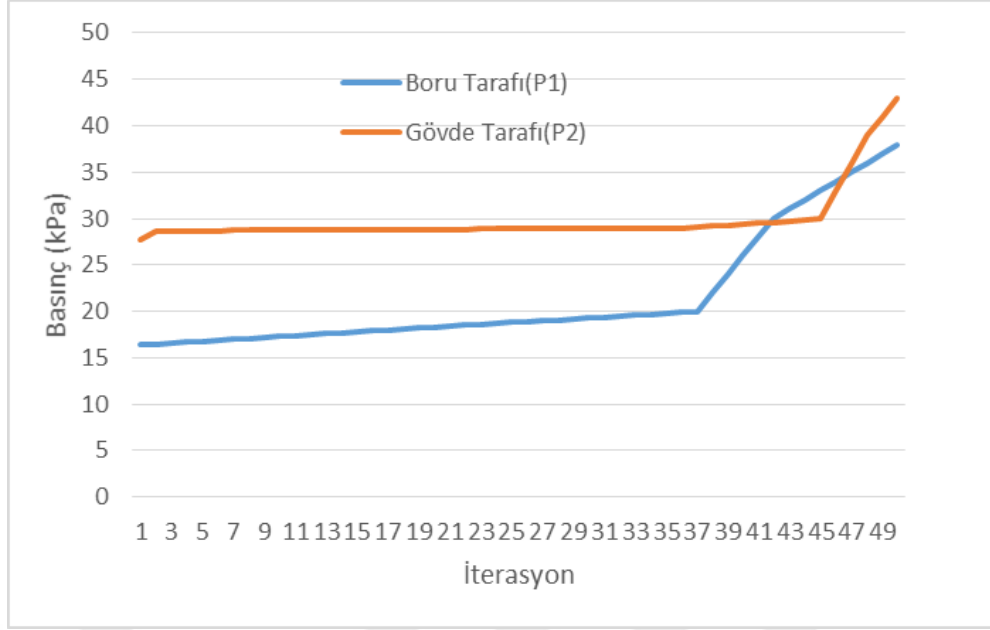
iterasyonla en uygun hale gelen maliyet-iterasyon grafiğidir. İterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiş ve optimizasyon işlemi en uygun maliyet çözümünü bulmuştur. Parçacık sürü algoritması ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 16.213 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.5' de gösterilen grafikte ise gövde alanı ve iterasyon birlikte verilmiş olup optimize edilen maliyetin yine optimize edilen alanla orantılı olarak azaldığı gözlemlenmiştir. Şekil 4.6' de ise basınç grafiği ise gövde ve boru tarafı alanının minimize edilmesiyle sürekli artan çizgide seyretmektedir.



Şekil 4.4. Parçacık sürü algoritması maliyet iterasyon grafiği



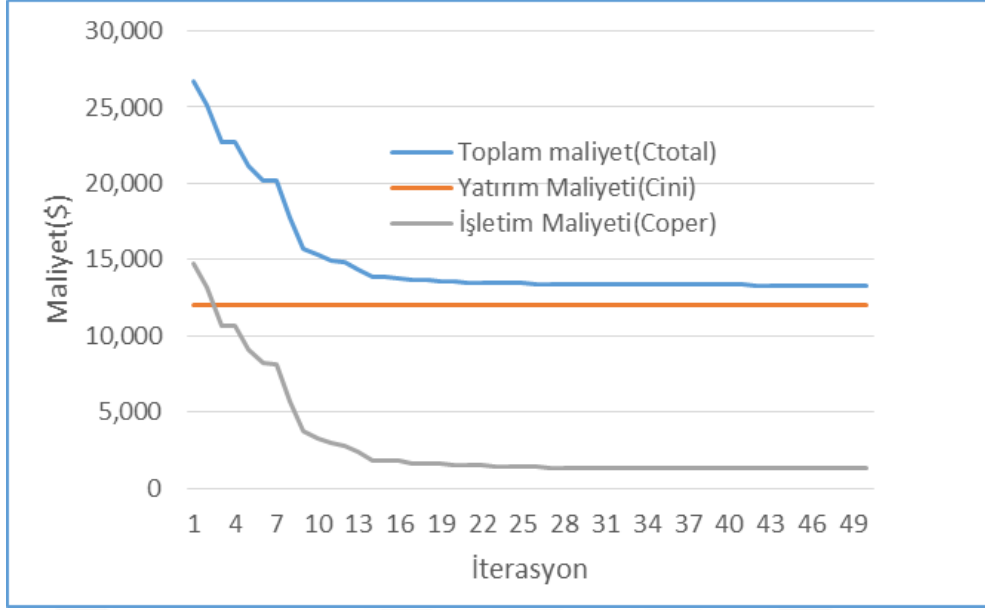
Şekil 4.5. Parçacık sürü algoritması alan-iterasyon grafiği



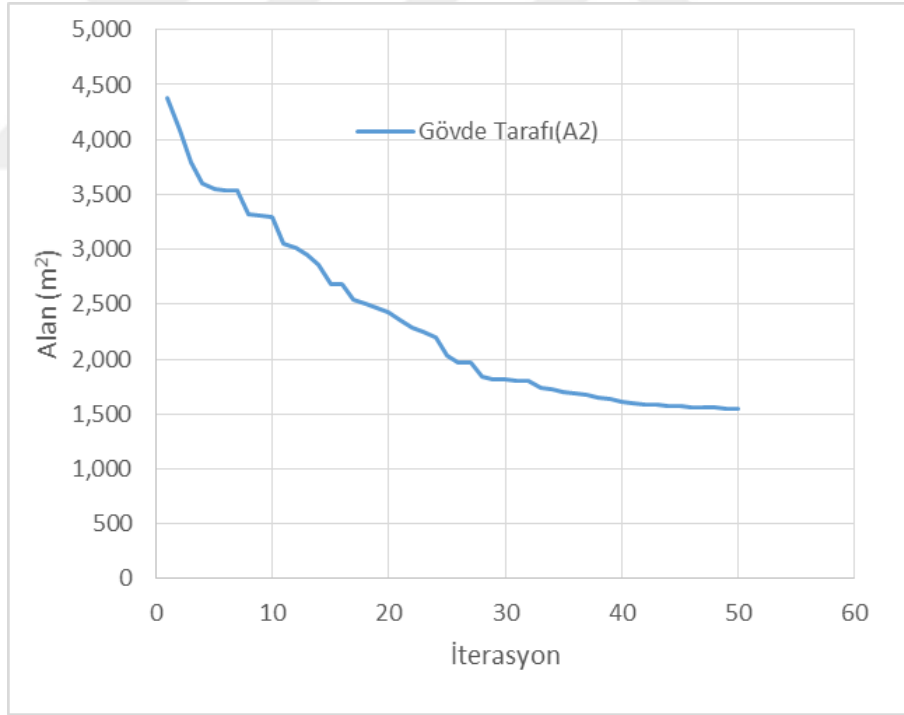
Şekil 4.6. Parçacık sürü algoritması basınç-iterasyon grafiği

4.1.3. Ateş böceği algoritması optimizasyon sonuçları

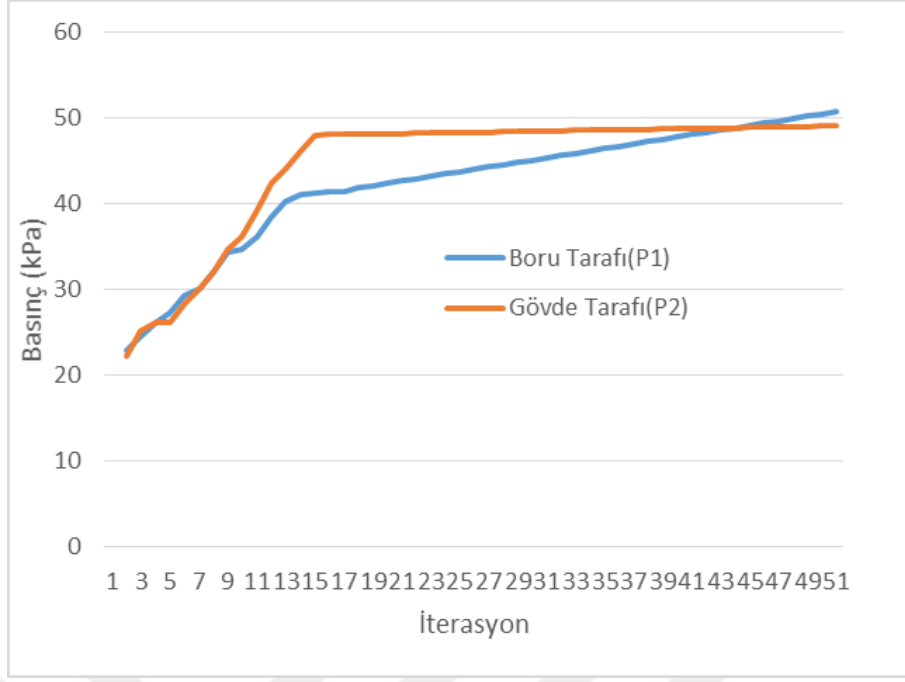
Ateş böceği algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde bu algoritmanın ortaya çıkan maliyet iterasyon grafiği şekil 4.7' deki gibidir. Bu grafikte iterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiş ve optimizasyon işlemi en uygun maliyet çözümünü bulmuştur. Parçacık sürü algoritması ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 16.213 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.8' de gösterilen grafikte ise alan ve iterasyon birlikte verilmiş olup optimize edilen maliyetin yine optimize edilen alanla orantılı olduğu bulunmuştur. Şekil 4.9' da ise basınç grafiği ise gövde ve boru tarafı alanının minimize edilmesiyle sürekli artan çizgide seyretmektedir.



Şekil 4.7. Ateş böceği algoritması maliyet-iterasyon grafiği



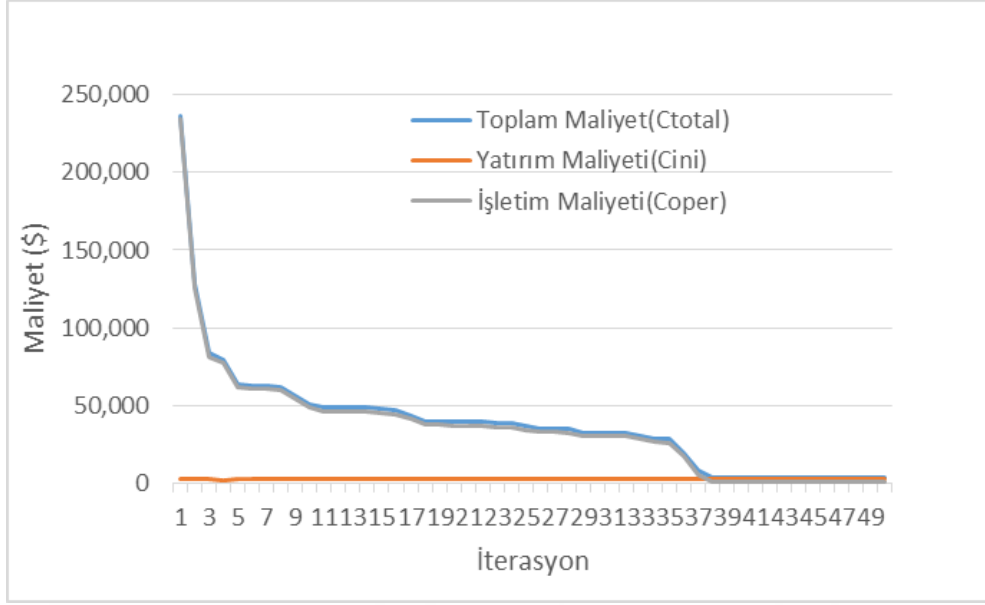
Şekil 4.8. Ateş böceği algoritması alan-iterasyon grafiği



Şekil 4.9. Ateş böceği algoritması basınç-iterasyon grafiği

4.1.4. Yarasa sürüsü algoritması optimizasyon sonuçları

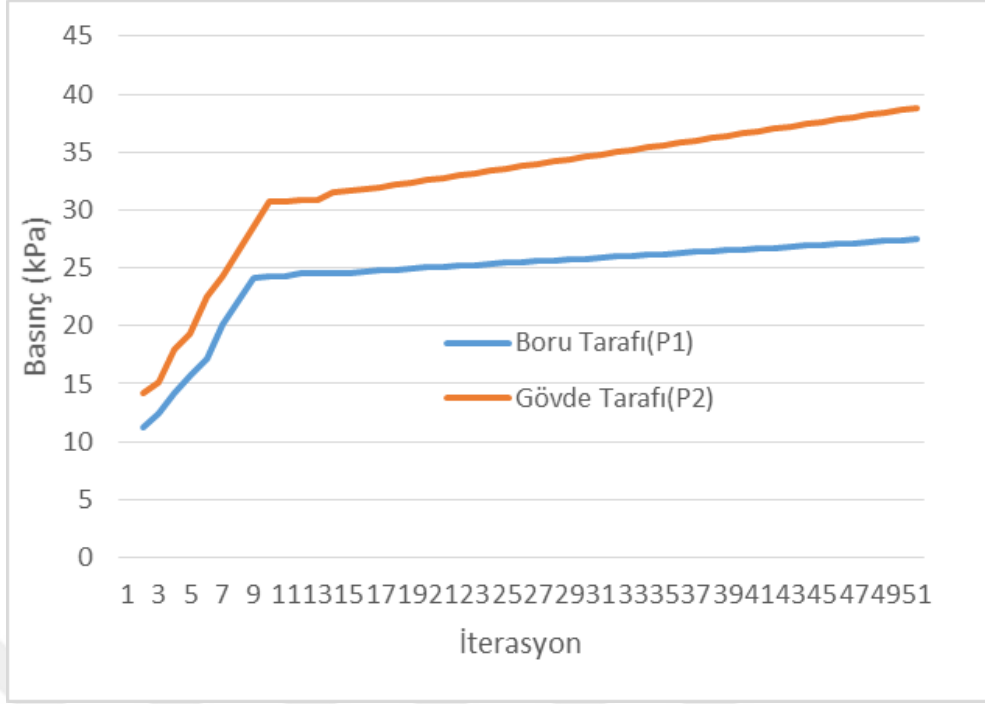
Yarasa sürüsü algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde bu algoritmanın maliyet-iterasyon grafiği şekil 4.10' deki gibi gösterilmiştir. Bu grafikte gösterilen yarasa sürüsü algoritmasının formüller üzerinde uygulandığında iterasyonla en uygun hale gelen optimizasyon grafiğidir. İterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiştir. Yarasa algoritması ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 3.220 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.11' deki grafikte ise gövde alanı-iterasyon grafiği gözlenmektedir. Bu grafikte gövde tarafı alanının maliyetle orantılı bir biçimde azaldığı gözlemlenmiştir. Şekil 4.12'deki ise gövde ve boru tarafı basınç-iterasyon grafiğidir. Bu grafikte ise gövde alanının azalmasına bağlı olarak basınç artışa geçmiştir.



Şekil 4.10. Yarasa sürüsü algoritması maliyet-iterasyon grafiği



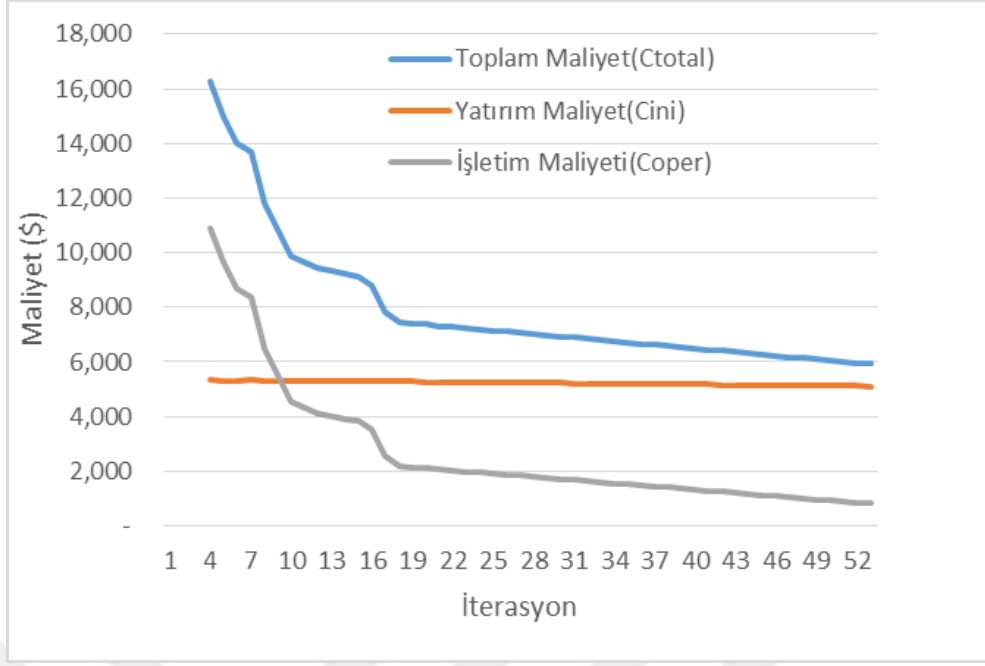
Şekil 4.11. Yarasa sürüsü algoritması alan-iterasyon grafiği



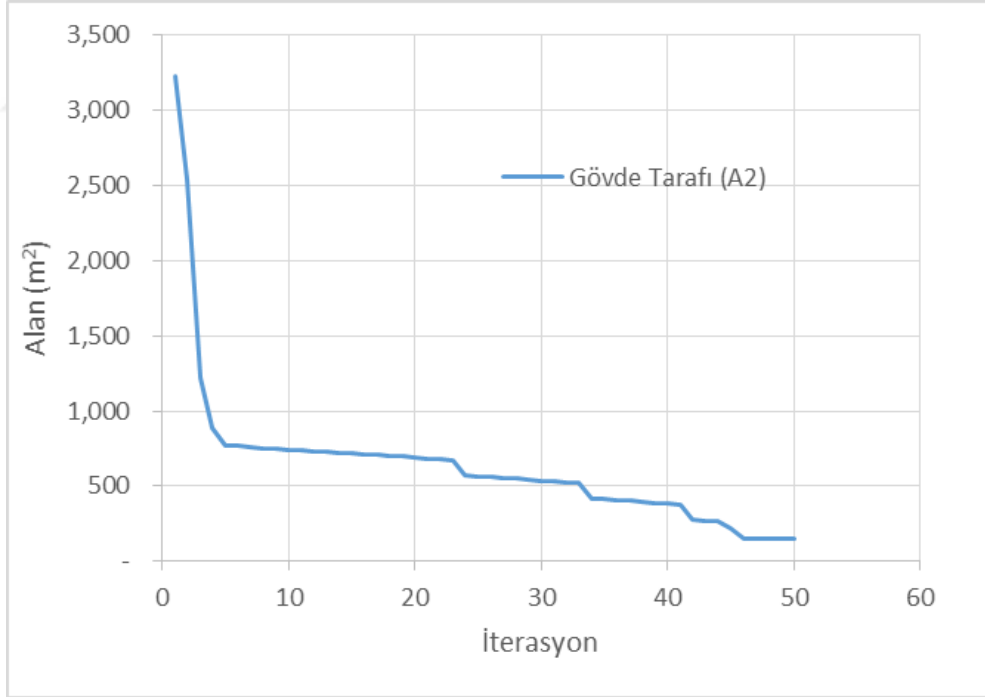
Şekil 4.12. Yarasa sürüsü algoritması basınç-iterasyon grafiği

4.1.5. Yerçekimsel arama algoritması optimizasyon sonuçları

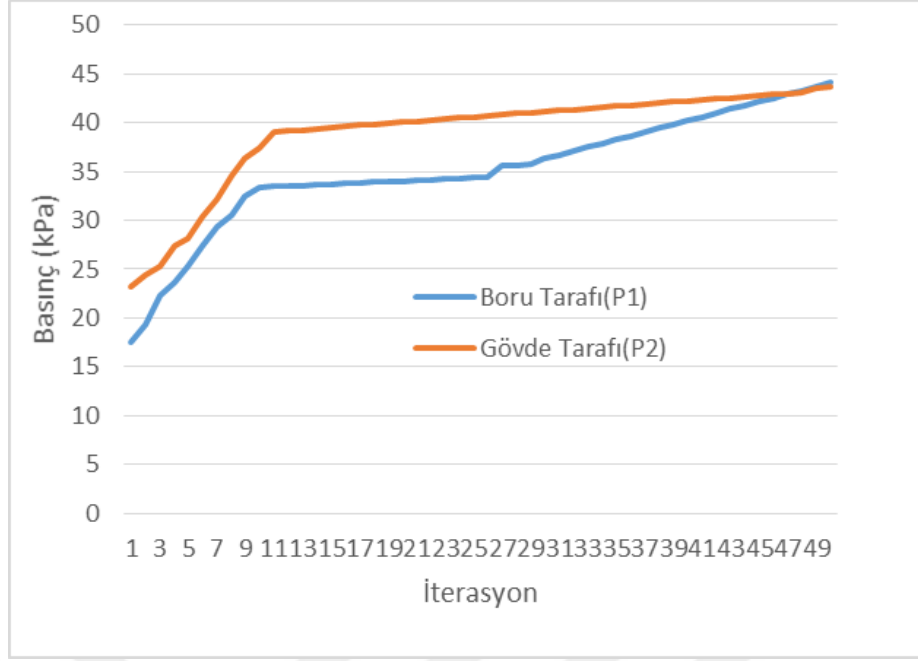
Yerçekimsel arama algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde bu algoritmanın maliyet-iterasyon grafiği şekil 4.13' de ve alan-iterasyon grafiği şekil 4.14' de olduğu gibi gösterilmiştir. Şekil 4.13' deki grafikte gösterilen Yerçekimsel arama algoritmasının formüller üzerinde uygulandığında maliyeti iterasyonla uygun hale gelen grafiğidir. Burada iterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiştir. Yerçekimsel arama algoritmasını ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 5.919 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.15' de ise gövde ve boru tarafı basınç-iterasyon grafiğidir. Bu grafikte ise gövde alanının azalmasına bağlı olarak basınç artışa geçmiştir.



Şekil 4.13. Yerçekimsel arama algoritması maliyet-iterasyon grafiği



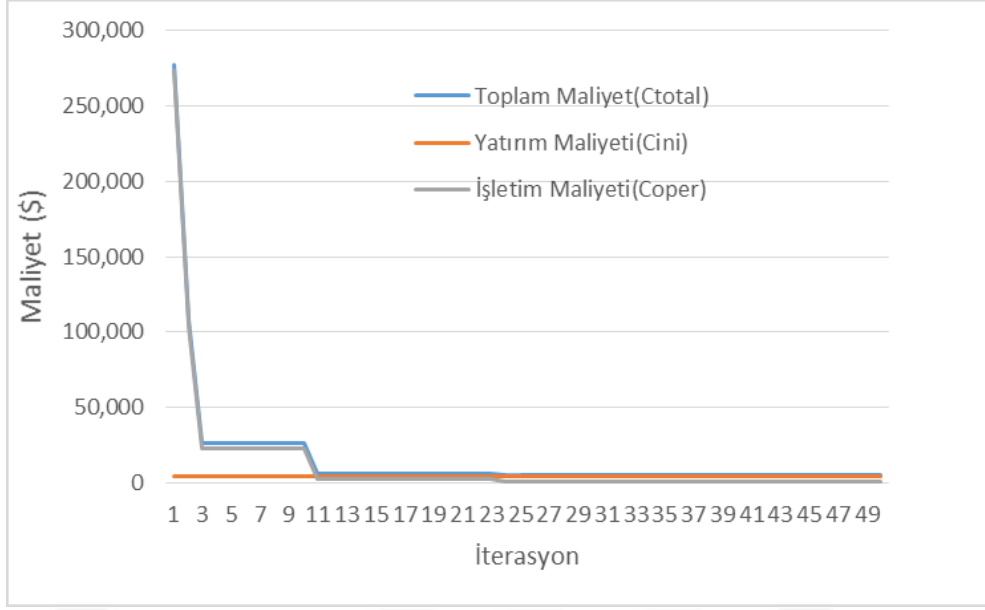
Şekil 4.14. Yerçekimsel arama algoritması alan-iterasyon grafiği



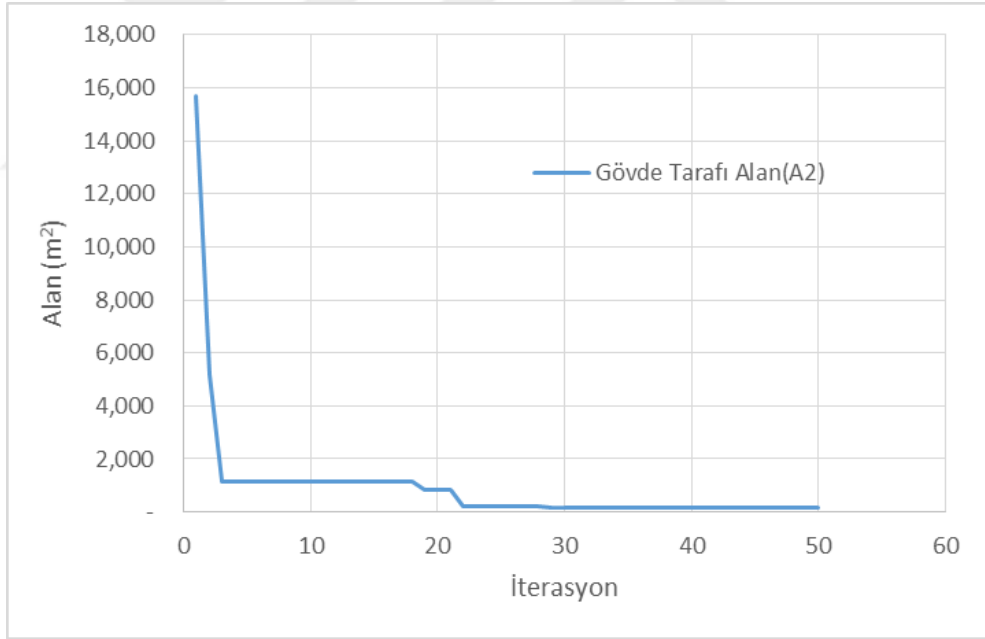
Şekil 4.15. Yerçekimsel arama algoritması basınç-iterasyon grafiği

4.1.6. Kurt sürüsü algoritması optimizasyon sonuçları

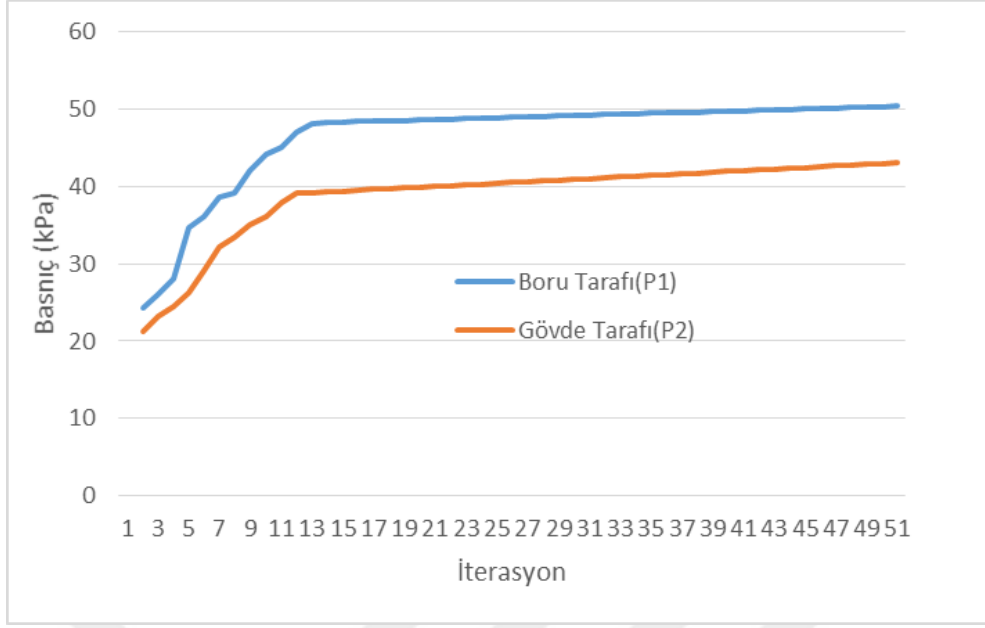
Kurt sürüsü algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde bu algoritmanın maliyet grafiği şekil 4.16 te, alan grafiği şekil 4.17' de olduğu gibi gösterilmiştir. Şekil 4.16' deki grafik Kurt sürüsü algoritmasının formüller üzerinde uygulandığında iterasyonla en uygun hale gelen optimizasyon grafiğidir. İterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiştir. Kurt sürüsü algoritmasını ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 5.336 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.17'deki grafikte ise maliyetin düşmesi ile gövde tarafı alanda da düşü gözlemlenmiştir. Şekil 4.18' da verilen basınç grafiği ise gövde tarafı alanının minimize edilmesiyle sürekli artan çizgide seyretmektedir.



Şekil 4.16. Kurt sürüsü algoritması maliyet-iterasyon grafiği



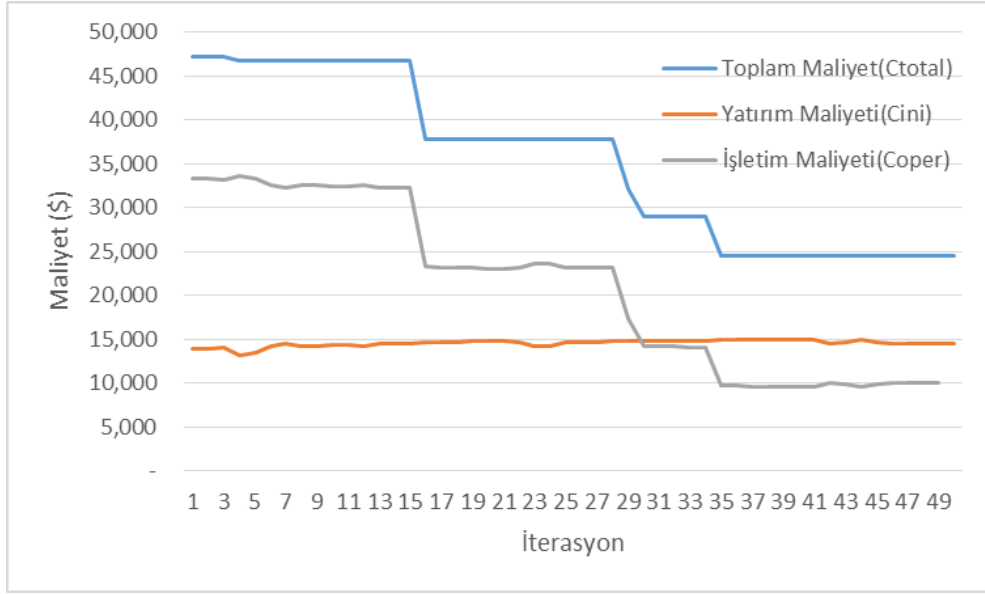
Şekil 4.17. Kurt sürüsü algoritması alan-iterasyon grafiği



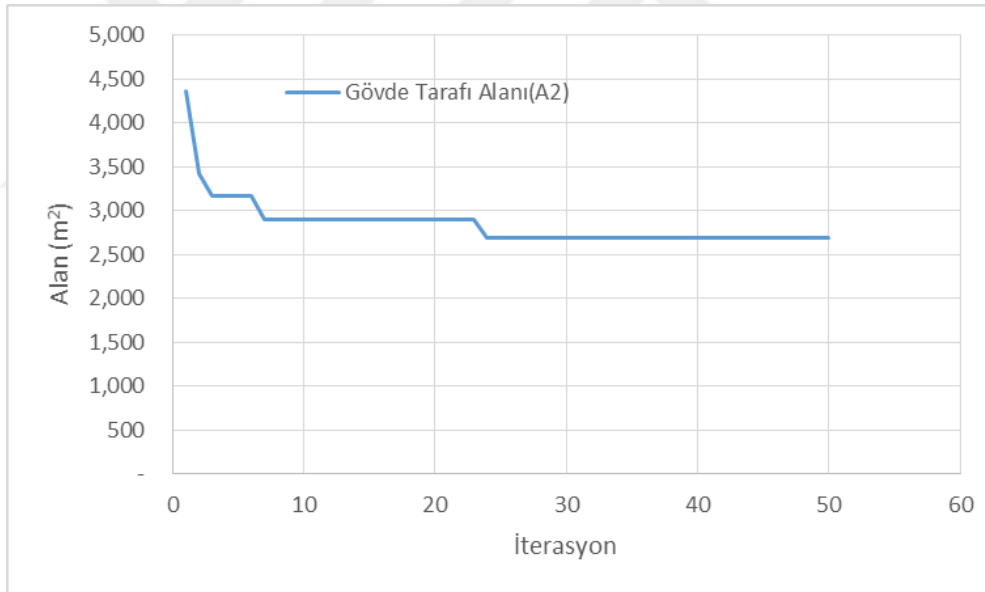
Şekil 4.18. Kurt sürüsü algoritması basınç iterasyon grafiği

4.1.7. Karınca kolonisi algoritması optimizasyon sonuçları

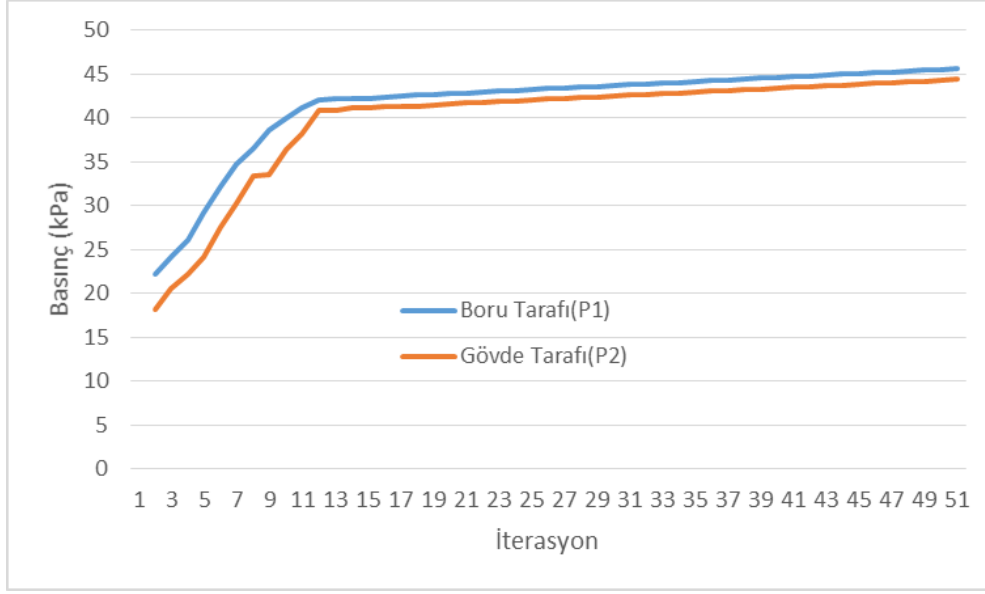
Karınca kolonisi algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde bu algoritmanın maliyet-iterasyon grafiği şekil 4.19' da, alan -iterasyon grafiği şekil 4.20' de olduğu gibi gösterilmiştir. Şekil 4.19' daki grafikte gösterilen Karınca kolonisi algoritmasının formüller üzerinde uygulandığında iterasyonla uygun hale gelen maliyet-iterasyon grafiğidir. İterasyon arttıkça toplam maliyet uygun hale gelmiştir. Karınca kolonisi algoritmasını ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 150.160 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.20'deki grafikte ise maliyetin düşmesi ile gövde tarafı alanda da düşüş gözlemlenmiştir. Şekil 4.21' de ise basınç grafiği ise gövde tarafı alanının minimize edilmesiyle sürekli artan çizgide seyretmektedir.



Şekil 4.19. Karınca kolonisi algoritması maliyet-iterasyon grafiği



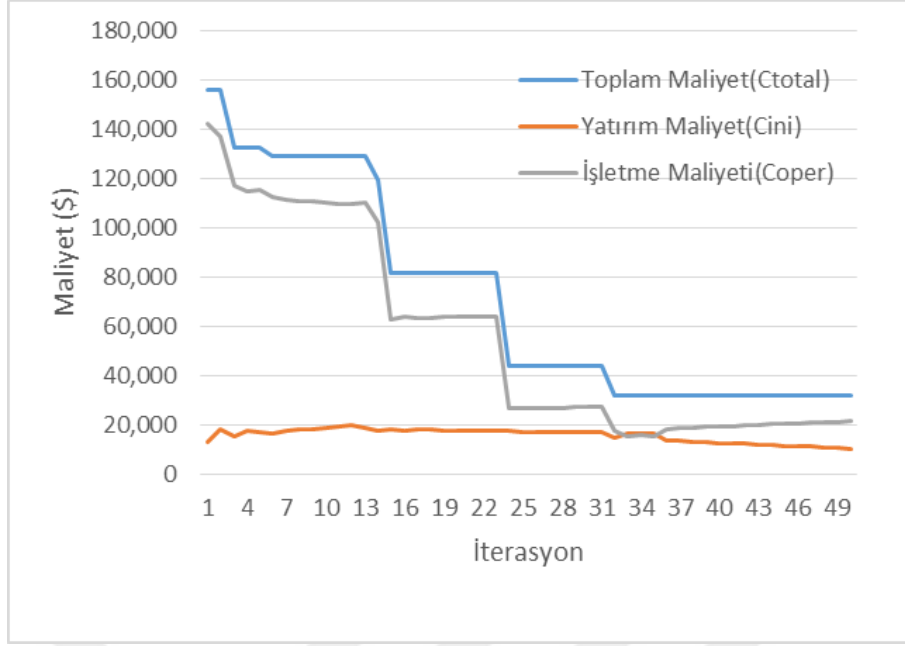
Şekil 4.20. Karınca kolonisi algoritması alan-iterasyon grafiği



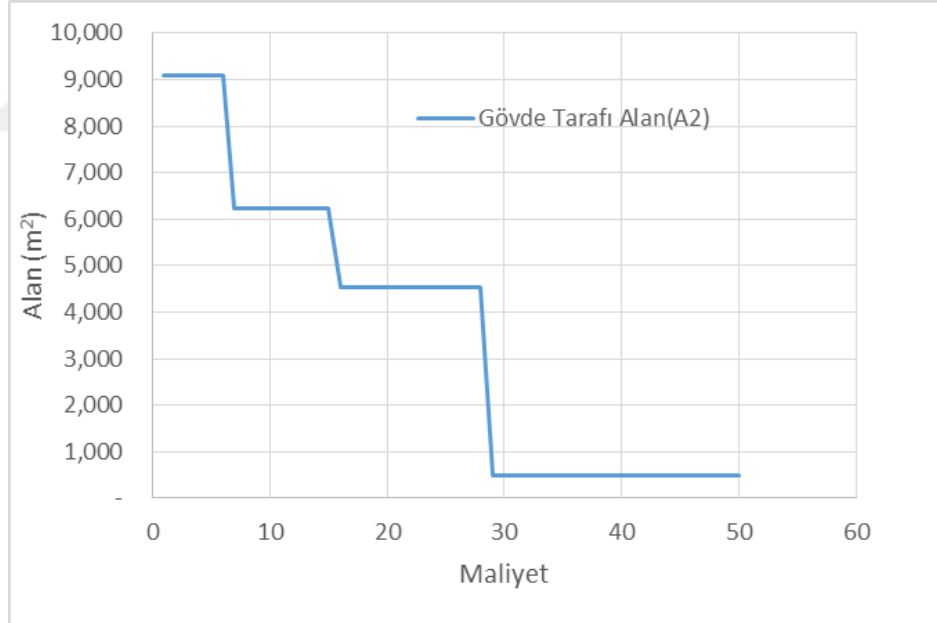
Şekil 4.21. Karınca kolonisi algoritması basınç iterasyon grafiği

4.1.8. Kril sürüsü algoritması optimizasyon sonuçları

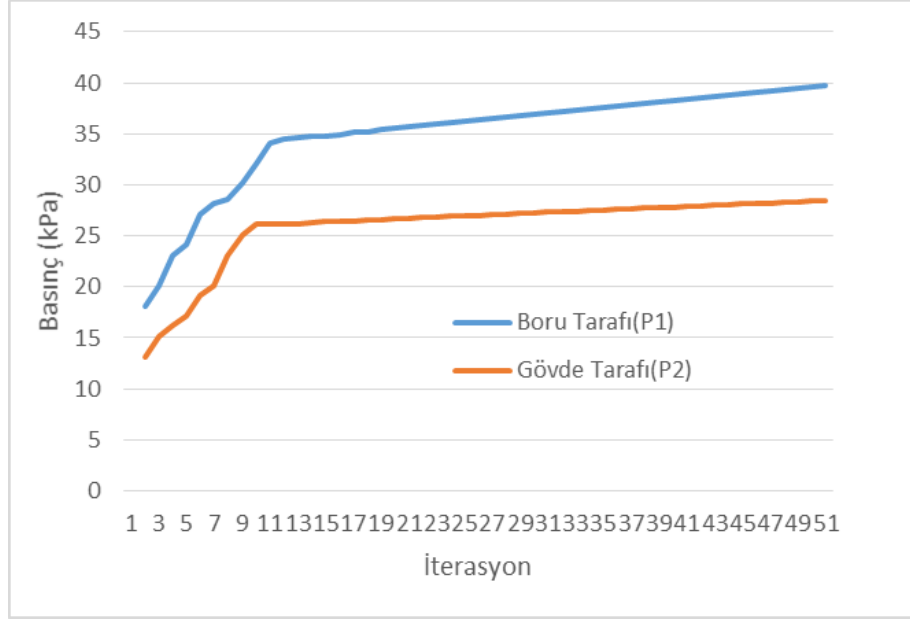
Kril sürüsü algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde bu algoritmanın maliyet-iterasyon grafiği şekil 4.22' de ve alan-iterasyon grafiği şekil 4.23' de olduğu gibi gösterilmiştir. Şekil 4.22 teki grafikte gösterilen kril sürüsü algoritmasının formüller üzerinde uygulandığında iterasyonla uygun hale gelen maliyet-iterasyon grafiğidir. İterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiştir. Kril sürüsü algoritması ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 32.220 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.23' deki grafikte ise maliyetin düşmesi ile gövde tarafı alanda da düşüş gözlemlenmiştir. Şekil 4.24' de ise basınç grafiği ise gövde ve boru tarafı alanının minimize edilmesiyle sürekli artan çizgide seyretmektedir.



Şekil 4.22 Kril sürüsü algoritması maliyet-iterasyon grafiği



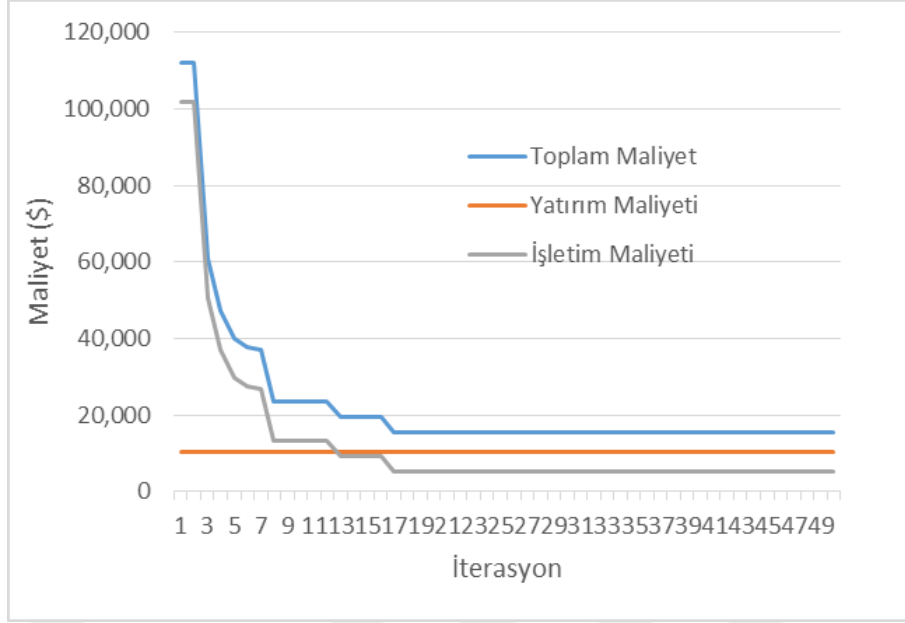
Şekil 4.23. Kril sürüsü algoritması alan-iterasyon grafiği



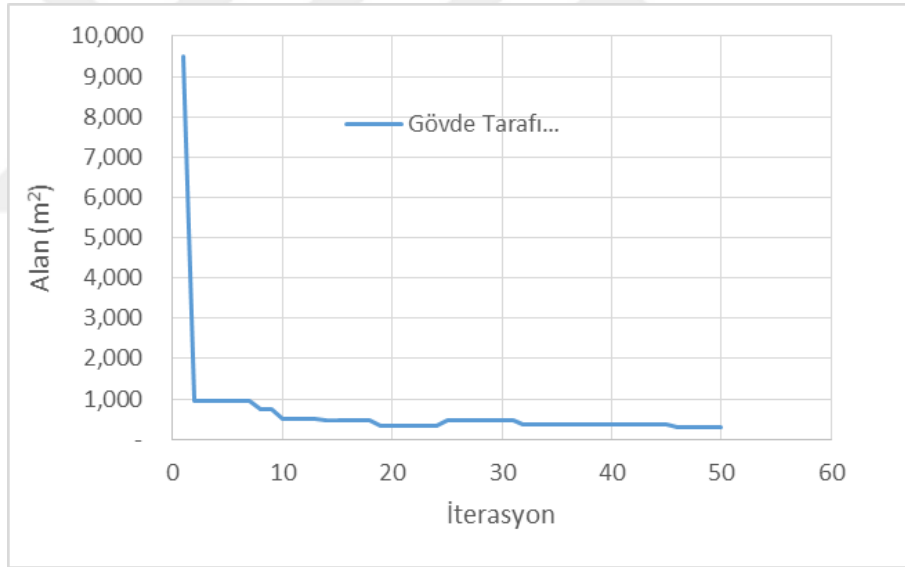
Şekil 4.24. Kril sürüsü algoritması basınç-iterasyon grafiği

4.1.9. Arı kolonisi algoritması optimizasyon sonuçları

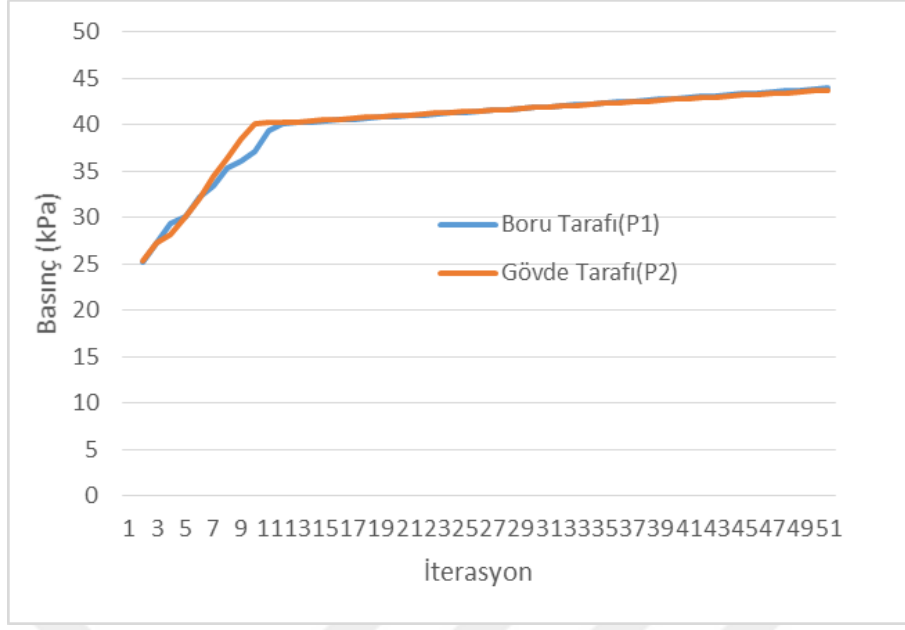
Arı kolonisi algoritmasını formüller üzerinde test edip denediğimizde bu algoritmanın maliyet-iterasyon grafiği şekil 4.25 te, alan-iterasyon grafiği şekil 4.26 te olduğu gibi gösterilmiştir. Şekil 4.25' deki grafikte gösterilen arı kolonisi algoritmasının formüller üzerinde uygulandığında iterasyonla en uygun hale gelen optimizasyon grafiğidir. İterasyon arttıkça toplam maliyet daha uygun hale gelmiştir. Arı kolonisi algoritması ile yapılan denemelerde en uygun maliyet 15.336 \$ olarak bulunmuştur. Şekil 4.26'da ise azalan maliyete bağlı olarak gövde borunun alanında da düşüş gözlenmiştir. Şekil 4.27' de ise basınç grafiği ise gövde ve boru tarafı alanının minimize edilmesiyle sürekli artan çizgide seyretmektedir.



Şekil 4.25 Arı kolonisi algoritması maliyet-iterasyon grafiği



Şekil 4.26 Arı kolonisi algoritması maliyet-alan grafiği



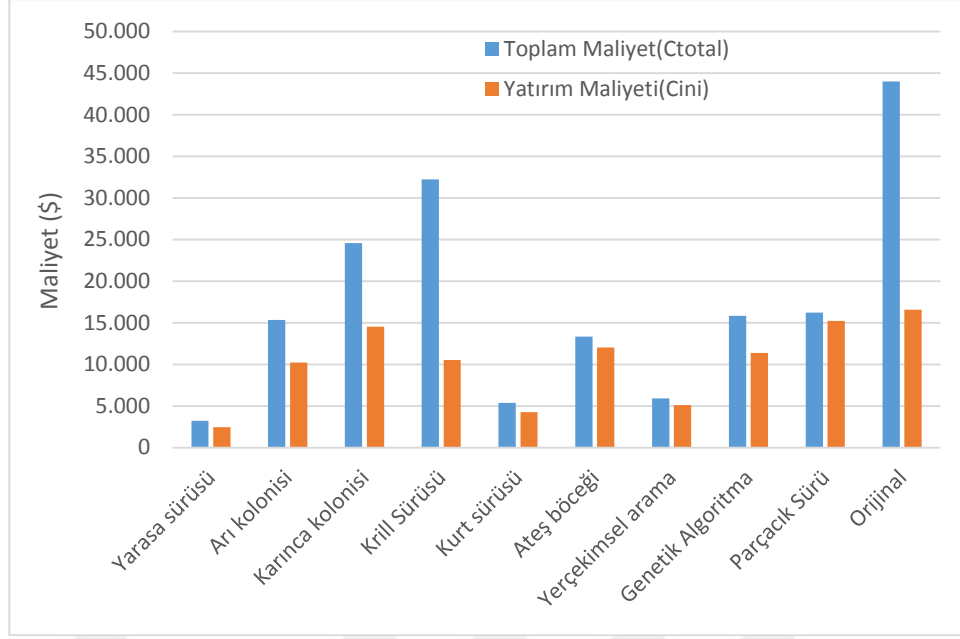
Şekil 4.27. Arı kolonisi algoritması basınç -iterasyon grafiği

5. TARTIŞMA VE SONUÇLAR

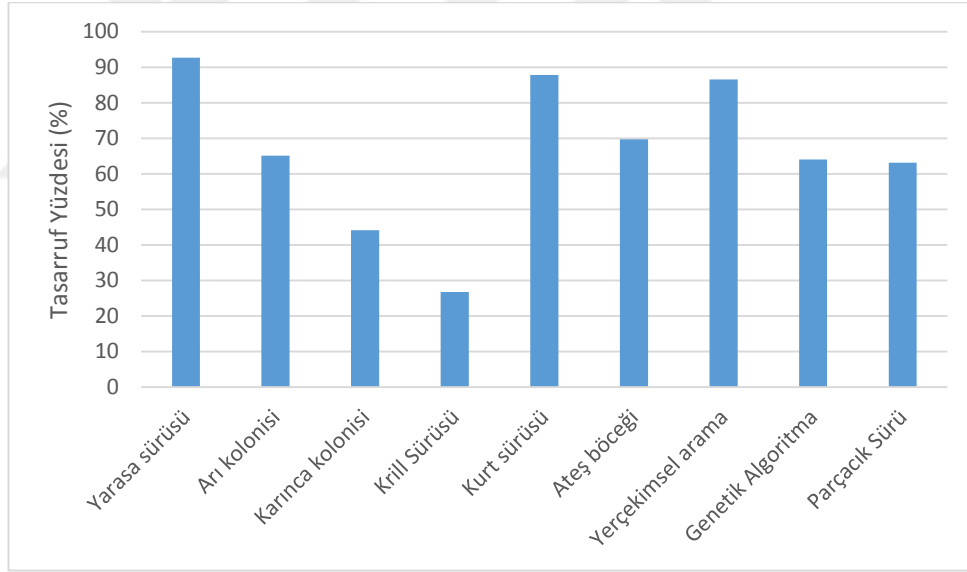
Bu çalışmada en uygun gövde borulu ısı deęiřtiricileri tasarım maliyetini bulmak için optimizasyon algoritmaları kullanılarak çözüm önerileri sunulmuřtur. Belirlenen tasarım parametreleriyle; gövde çapı, geçiř sayısı, gövde çapı, kesmeler arası boşluk, baffle yükseklięi, boru dizilimi ve akıř türü için ayrı ayrı deęerler kombinasyona tabi tutulup farklı farklı tasarımlar ortaya çıkarılmıřtır. Her bir optimizasyon üzerinde yapılan deneylerin maliyetsel karřılařtırılması řekil 5.1' de verilmiřtir. Bu sonuçların deęerlendirilmesinde bir orijinal maliyet deęeri řekil 5.1' de ve 5.2' de verilen grafikte belirtilmiřtir. řekil 5.2'deki grafikte ise orijinal optimizasyona iřlemine tabi tutulmayan tasarım maliyeti üzerinden tasarruf yüzdesi belirtilmiřtir. Grafikte, optimizasyon teknikleri ile maliyetteki yüzde azalma görölmektedir. Tüm bu optimizasyon süreçleri sonrasında ortaya tasarım parametreleri çizelge 5.1' deki algoritmalarıyla gösterilmiřtir.

Yapılan çalışmalar ışığında en uygun tasarım maliyetini bize hazırlayan algoritma yarasa sürüsü algoritması olmuřtur. Yarasa sürüsü ile yapılan deneylerde maliyet 3.220 \$ ve tasarruf oranı %92 olarak bulunmuřtur. Kurt sürüsü algoritmasında verimlilik ve maliyet olarak yarasa sürüsünde hemen hemen aynı olmaktadır. Bu algoritmanın maliyet sonucu 5.369 \$ ve tasarruf oranı % 87 olarak bulunmuřtur. Yerçekimsel arama algoritmasında verimlilik ve maliyet açısından Yarasa ve Kurt sürüsünden ardından maliyet sonucunu 5.919 \$ ve tasarruf oranını % 86 olarak bulunmasını saęlamıřtır.

Bu çalışmaların endüstride geniş bir kullanım alanı olan gövde borulu ısı deęiřtiricisinin uygun maliyetle tasarlanmasına yeni bir bakıř açısı kazandırılması amaçlanmıřtır. Böylelikle güncel sürü zekâsı algoritmalarının mühendislik alanında kullanımlarının verimli olduęu gösterilmiřtir. Yaptığımız bu çalışmayla endüstride gövde borulu ısı deęiřtirici maliyeti en uygun düzeyde seçilebilecek ve iřletmelere verimlilikler artacaktır.



Şekil 5.1. Elde edilen maliyet sonuçlarının karşılaştırılması tüm algoritmalar için karşılaştırılması



Şekil 5.2. Optimizasyon sonuçlarına göre farklı algoritmaların tasarruf açısından karşılaştırılması

Çizelge 5.1. Optimizasyon deneyleri sonucunda elde edilen tasarım parametreleri

Algoritma	Dış Çap	Boru Geçiş Sayısı	Gövde Çapı	Şaşırtma levhası aralığı	Şaşırtma levhası Kesmesi	Dizilim Seçimi	Akış türü
GA	12mm	8	600mm	3.50 x Dış çap	% 25	Kare	Çapraz
PSO	18mm	8	600mm	2.50 x Dış çap	% 35	Kare	Çapraz
ABA	12mm	1	800mm	3.50 x Dış çap	% 35	Üçgen	Karşit
YA	14mm	4	350mm	2.50 x Dış çap	% 35	Üçgen	Paralel
YAA	30mm	4	600mm	4.50 x Dış çap	% 35	Üçgen	Paralel
KSA (Kurt)	14mm	4	350mm	4.50 x Dış çap	% 35	Kare	Paralel
KKA	14mm	4	300mm	4.50 x Dış çap	% 35	Kare	Çapraz
KSA (Kiril)	30mm	4	600mm	3 x Dış çap	% 25	Kare	Karşit
YAK	30mm	4	600mm	3 x Dış çap	% 25	Kare	Karşit

KAYNAKLAR

- Akay, B., 2009. Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony) Algoritmasının Performans Analizi. Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 301s, Kayseri.
- Akyol, S., Alataş, B. 2012. Güncel Sürü Zekası Optamizasyon Algoritmaları. Nevşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitü Dergisi, 1, 36-50
- Alataş, B., 2007. Kaotik Haritalı Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmaları Geliştirme. Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- Altınışık, K., 2003. Uygulamalarla Isı Transferi. 2. Baskı, Nobel Yayın Dağıtım, 788s, Ankara.
- Aydın A., Engin T., Yurduseven S., Özel G., 2015. Perde Desenli Gövde Borulu Tip Isı Değiştiricilerinin Optimizasyonu, CFD Analizi Ve Deneysel İncelenmesi. Mühendis ve Makina, 56(667), 32-40.
- Braysy O. 2001. Efficient Local Search Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. 4th Metaheuristics International Conference (MIC'2001), 16-20 July 2001, Porto, Portugal, 299-303.
- Çengel Y.A, 2003. Heat Transfer - A Practical Approach. 2nd edition, McGraw-Hill, 932s, New York, USA
- Çeteci, M. 1999. Bilgisayar yardımıyla Isı Değiştiricisi Tasarımı. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 95 s.
- Çevre, U., Özkan, B., Uğur, A., 2007. Gezgin Satıcı Probleminin Genetik Algoritmalarla Eniyilemesi Ve Etkileşimli Olarak İnternet Üzerinde Görselleştirilmesi. XII. Türkiye'de İnternet Konferansı, 8-10 Kasım 2007, Ankara, 104-112.
- Der, O., Vural, R.A., Yıldırım, T., 2008. Parçacık Sürü Optimizasyonu Tabanlı Evirici Tasarımı. Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu (ELECO-2008), 26-30 Kasım 2008, Bursa.
- Dorigo, M., 1992. Optimization, Learning and Natural Algorithms. Doktora Tezi, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Milan, Italy.
- Dorigo, M., Stützle, T., 2004. Ant Colony Optimization. MIT Press, London, UK, 316s.
- Eberhart, R., Kennedy, J., 1995. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. Proceedings Of The 6th International Symposium On Micro Machine And Human Science, 4-6 October 1995, Nagoya, Japan, 39-43

- Emel, G.G., Taşkın, Ç., 2002. Genetik Algoritmalar Ve Uygulama Alanları . Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, XXI(1), 129-152.
- Engin, O., Fırlalı, A., 2002. Genetik Algoritmalarla Akış Tipi Çizelgelemede Üreme Yöntemi Optimizasyonu. İTÜ Dergisi, 1(1), 35-41.
- Fraas, A.P., 1989. Heat Exchanger Design, 2nd ed., John Wiley and Sons, USA.
- Genceli, O. F. 1999. Isı Değiştiricileri. Birsen Yayınevi, 424 s, İstanbul.
- Goldberg, D.E., Holland, J.H., 1988. Genetic Algorithms And Machine Learning. Machine Learning, 3(2-3), 95-99.
- Gölcük, İ, Baykasoğlu, A, Madenoğlu, F. S., 2014. Kril Sürüsü Algoritması İle Atölye Çizelgeleme. DEÜ Mühendislik Fakültesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 16(48), 61-75.
- Hadidi, A., Nazari, A., 2013. Design And Economic Optimization Of Shell-And-Tube Heat Exchangers Using Biogeography-Based (BBO) Algorithm. Applied Thermal Engineering, 51(1-2) 1263-1272.
- Hadidi, A., Hadidi, M., Nazari, A., 2013. A New Design Approach For Shell-And-Tube Heat Exchangers Using Imperialist Competitive Algorithm (ICA) From Economic Point of View. Energy Conversion and Management, 67, 66-74.
- Horng, M., Jiang, T., 2010. Multilevel image thresholding selection based on the firefly algorithm. Ubiquitous Intelligence and Computing and 7th International Conference on Autonomic & Trusted Computing (UIC/ATC), 26-29 October 2010, Xi'an, China, 58-63.
- Incropera, F. P., DeWitt, D. P., 2001. Isı ve Kütle Geçişinin Temelleri. Dördüncü Basımdan Çeviri, Literatür Yayıncılık, 960s, İstanbul.
- Jang J. S.R., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach To Learning and Machine Intelligence, Chapter 7: Derivative-Free Optimization, Prentice-Hall, USA, s. 173-196.
- Kabul, A., Kızıllan, Ö., Yakut, A.K., 2011. Gövde Borulu Isı Değiştirici İçin Isı Transfer Katsayısının Teorik Ve Deneysel İncelenmesi. SDU International Technologic Science, 3(2), 38-54.
- Kakaç, S., 1996. Heat Exchanger Design Course, Fundamentals and Applications, Istanbul Technical University, Mechanical Engineering, 31-24, May 1996.
- Karaboga, D., Basturk, B., 2007. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. Journal of Global Optimization, 39(3), 459-471.

- Karaboğa, D., Ozturk, C., 2011. A novel clustering approach: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm. *Applied Soft Computing*, 11(1), 652-657.
- Karaboğa, D., 2014. *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*. Nobel Yayın Dağıtım, 245s, Ankara.
- Karaboga, D., Basturk, B. 2008. On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm. *Applied Soft Computing*, 8, 687-697.
- Khosravi, R., Khosravi, A., Nahavandi, S., 2014, Assessing Performance of Genetic and Firefly Algorithms for Optimal Design of Heat Exchangers. 2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 5-8 October 2014, San Diego, CA, USA, 3296-3301.
- Kızılkın, Ö., 2007. Gövde Borulu Bir Isı Değiştiricisinde Şaşırtma Levhasının Isı Taşınım Katsayısına ve Basınç Düşümüne Etkisinin İncelenmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 11(3), 246-251.
- Lahiri, S.K., Khalfe, N.M. 2015. Hybrid Particle Swarm Optimization And Ant Colony Optimization Technique For The Optimal Design Of Shell And Tube Heat Exchangers. *Chemical Product and Process Modeling*, 10(2), 81-96.
- Leontief, W.W., 1933. The Use of Indifference Curves in the Analysis of Foreign Trade. *The Quarterly Journal of Economics*, 47, 493-503.
- Liu, C., Gao, Z., Zhao, W. 2012. A new path planning method based on firefly algorithm. *Fifth International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization (CSO '12)*, 23-26 June 2012, Harbin, Heilongjiang, China, 775-778.
- Lukasik, S., Zak, S., 2009. Firefly Algorithm for Continuous Constrained Optimization Tasks. Chapter in: *Computational Collective Intelligence. Semantic Web, Social Networks and Multiagent Systems*, Volume 5796, *Lecture Notes in Computer Science*, 97-106.
- Megep, 2008. *Kimya Teknolojisi - Borulu Isı Değiştiriciler*. Erişim Tarihi: 14.06.2015.
<http://hbogm.meb.gov.tr/modulerprogramlar/kursprogramlari/kimya/moduller/BorululsiDegistiriciler.pdf>
- Mirjalili S., Mirjalili S.M., Lewis A., 2014. Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61.
- Mohanty, D.K., 2016. Application Of Firefly Algorithm For Design Optimization Of A Shell And Tube Heat Exchanger From Economic Point Of View. *International Journal of Thermal Sciences*, 102, 228-238.

- Murty, K. G., 2003. Optimization Models For Decision Making. Vol. 1, Internet Edition, Chapter 1: Models for Decision Making, 1-18.
- Nellis G., Klein S., 2009. Heat Transfer. Cambridge University Press, 1107s, New York, USA.
- Ohadi, M.M., 2000. The Engineering Handbook, CRC Press LLC, USA.
- Ortakçı Y., Göloğlu C., 2012. Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Küme Sayısının Belirlenmesi. Akademik Bilişim'12 - XIV. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri, 1 - 3 Şubat 2012, Uşak, 335-341.
- Özsağlam M.Y, Çunkaş M. 2008 Optimizasyon Problemlerinin Çözümü için Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması. Politeknik Dergisi, 11(4), 299-305.
- Öztürk, C., Hançer, E., Karaboğa, D., 2014. Küresel En İyi Yapay Arı Koloni Algoritması İle Otomatik Kümeleme. Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 29(4), 677-687.
- Özturk, C., Hancer, E., Karaboga, D., 2015. Improved clustering criterion for image clustering with artificial bee colony algorithm. Pattern Analysis and Applications, 18(3), 587-599.
- Öztürk, A., Duman, S., 2009, Genetik Algoritma Kullanılarak Güç Sistemlerinde Optimal Çalışma Şartlarının Belirlenmesi. Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 24(3), 539-548.
- Parmaksızoğlu, C., Çeteci, Ö., 1999. Isı Değiştiricisi Tasarımı. IV. Ulusal Tesisat Mühendisliği Kongresi Ve Sergisi, 4-7 Kasım 1999, İzmir, 135-147.
- Patel, V.K., Rao, R.V. 2010. Design Optimization Of Shell-And-Tube Heat Exchanger Using Particle Swarm Optimization Technique. Applied Thermal Engineering, 30(11-12), 1417-1425.
- Ramo, F.M., 2013. Diagnosis of Heart Disease based on Ant Colony Algorithm. International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS), 11(5), 77-80.
- Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S., 2009. GSA: A Gravitational Search Algorithm. Information Sciences, 179(13), 2232-2248.
- Schlünder, E.U., 1983. Heat Exchanger Design Handbook. Vols. 1-5, Hemisphere, New York.
- Selbaş, R., Kızıllan, Ö., 2003. Optimal Design Analysis of Shell-and-Tube Heat Exchangers with Genetic Algorithms. The First International Exergy, Energy and Environment Symposium (IEEES-1), 13-17 July 2003, İzmir, 761-767.

- Selbaş, R., Kızıllkan, Ö., Reppich, M., 2006. A New Design Approach For Shell-And-Tube Heat Exchangers Using Genetic Algorithms From Economic Point Of View. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 45(4), 268–275.
- Shah, R.K., Sekulic, D.P., 2003. *Fundamentals of Heat Exchanger Design*. John Wiley & Sons, Inc., 976s, New Jersey, USA.
- Sinnot, R.K., 1996. *Coulson and Richardson's Chemical Engineering*. Vol. 6, Butterworth Heinemann, 1996.
- Söyler H., Keskindürk T., 2007. Karınca Kolonisi Algoritması ile Gezen Satıcı Probleminin Çözümü. 8. Türkiye Ekonometri ve İstatistik Kongresi, 24-25 Mayıs 2007, Malatya, 1-11.
- Tamer, S., Karakuzu, C., 2006. Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması Ve Benzetim Örnekleri. *Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu ELECO 2006, Elektronik Bildirileri Kitabı*, , 6-10 Aralık 2006, Bursa, 302-306.
- Tapkan, P., Özbakır, L., Baykasoğlu A., 2010. Arı Algoritması Ve Genelleştirilmiş Atama Problemi: Farklı Komşuluk Yapılarının Karşılaştırılması. *Endüstri Mühendisliği Dergisi*, 21(2),2-13.
- Tema, 1999. *Standarts of the Tubular Exchanger Manufacturers Association*. 8th Edition, Tubular Exchanger Manufacturers Association Inc, 294s, New York, USA.
- Thome, J.R., 2004. *Engineering Data Book III*. Wolverine Tube Inc., Lausanne, Switzerland.
- Turgut, E., Dikici, A. 2011. Eş Eksenli Bir Isı Değiştiricisinin Tasarım Parametrelerinin Taguchi Metodu ile Optimizasyonu. 6th International Advanced Technologies Symposium (IATS'11), 16-18 May 2011, Elazığ, 278-281.
- Turgut, O.E., Turgut, M.S., Coban, M.T., 2014. Design And Economic Investigation Of Shell And Tube Heat Exchangers Using Improved Intelligent Tuned Harmony Search Algorithm. *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), 1215–1231.
- Türkay, M. 2015 *Optimizasyon Modelleri ve Çözüm Metodları*. Erişim Tarihi: 16.09.2015.
<http://home.ku.edu.tr/~mturkay/indr501/Optimizasyon.pdf>
- Yalçın, N., Çakır, S., Kesler, M., Kazak, N., 2012. Yerçekimsel Arama Algoritması ile PID Denetleç Parametrelerinin Tespiti. *Elektrik - Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, 29 Kasım - 01 Aralık 2012, Bursa, 725-729.

- Yılmaz M., Şara, O.N., 2000. Isı Değiştirici Seçimi. Mühendis Ve Makina, 490, Erişim Tarihi: 20.09.2015.
http://www.mmo.org.tr/resimler/dosya_ekler/7e62166fc8586df_ek.pdf?dergi=23
- Yılmaz, S., 2014. Yarasa Algoritmasının Unimodal, Multimodal ve Kaydırılmış Sayısal Optimizasyon Problemleri. Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- Wang, G.G., Gandomi, A.H., Alavi, A.H., 2014. An Effective Krill Herd Algorithm with Migration Operator in Biogeography-Based Optimization. Applied Mathematical Modelling, 38(9), 2454-2462.
- Yang, X.S., 2010, A new meatheuristic Bat-Inspired Algorithm. In: Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010), Volume 284, Studies in Computational Intelligence, 65-74.
- Yang, X.S., 2009. Firefly Algorithm, Levy Flights and Global Optimization. Chapter in: Research and Development in Intelligent Systems XXVI, Springer, London, UK, 209-218.
- Yang, X.S., 2009. Firefly Algorithms Formulti Modal Optimization, SAGA'09 Proceedings of the 5th international conference on Stochastic algorithms: foundations and applications, 26-28 October 2009, Sapporo, Japan, 169-178.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Fatih Kürşad GÜNDÜZ
Doğum Yeri ve Yılı : Isparta, 1989
Medeni Hali : Bekâr
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : fatihgunduz@bartin.edu.tr



Eğitim Durumu

Lise : Isparta ATML Lisesi, 2007
Lisans : SDÜ, Teknik Eğitim Fakültesi, Bilgisayar Sistemleri Öğr.

Mesleki Deneyim

SDÜ BİDB 2011-2014