T.C.

DİCLE ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SU DAĞITIM ŞEBEKELERİNİN METASEZGİSEL YÖNTEMLERLE OPTİMİZASYONU

Veli BATMAZ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HİDROLİK VE SU KAYNAKLARI ANABİLİM DALI

DİYARBAKIR

Haziran 2021

T.C

DİCLE UNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ

DİYARBAKIR

Veli BATMAZ tarafından yapılan "Su Dağıtım Şebekelerinin Metasezgisel Yöntemlerle Optimizasyonu" konulu bu çalışma, jürimiz tarafından Hidrolik ve Su Kaynakları Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyesinin

Ünvanı	Adı Soyadı
Başkan:	Doç. Dr. Nizamettin HAMİDİ
Üye:	Doç. Dr. Necati KAYAALP
Üye:	Doç. Dr. Abdullah MURATOĞLU

Tez Savunma Sınavı Tarihi: 14/07/2021

Yukarıdaki bilgilerin doğruluğunu onaylarım.

…. /…. / 2021

Prof. Dr. Neslihan DALKILIÇ

ENSTİTÜ MÜDÜR V.

(MÜHÜR)

TEŞEKKÜR

İlgili yüksek lisans tez çalışmamın hazırlanması aşamasında öncelikle kıymetli zamanlarını, akademik bilgi ve tecrübelerini benden esirgemeyen değerli hocam ve tez danışmanım Doç. Dr. Necati KAYAALP'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca çalışmalarım sırasında sabırlı bir şekilde bana uygun çalışma ortamı hazırlayan biricik aileme ve zor zamanlarımda beni yalnız bırakmayan kıymetli arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

Veli BATMAZ

Haziran 2021-Diyarbakır

İÇİNDEKİLER

Sayfa

TEŞEKKÜR ..... **I**

İÇİNDEKİLER ..... **II**

ÖZET ..... **V**

ABSTRACT ..... **VII**

ÇİZELGE LİSTESİ ..... **IX**

ŞEKİL LİSTESİ ..... **X**

KISALTMA VE SİMGELER ..... **XII**

1. GİRİŞ **1**

2. KAYNAK ÖZETLERİ **7**

3. MATERYAL VE METOT **11**

3.1. Materyal 11

3.1.1. Epanet 11

3.1.2. Epanet Araç Seti 12

3.1.3. Matlab 13

3.1.4. Epanet-Matlab Araç Seti 14

3.1.5. Epanet ile Su Dağıtım Şebekelerinin Tasarımı 14

3.2. Metot 16

3.2.1. Temel Denklemler 16

3.2.1.1. Süreklilik Denklemi 16

3.2.1.2. Momentum Korunumu 17

3.2.1.3. Enerji Denklemi 17

3.2.2. Borularda Sürekli Yük Kaybı Hesabı 18

3.2.2.1. Hazen-Williams Formülü 18

3.2.2.2. Chezy-Manning Formülü 18

3.2.2.3. Darcy-Weisbach Formülü 18

3.2.3. Yersel Yük Kaybı Hesabı 20

3.2.4. Su Dağıtım Şebekelerinin Optimum Tasarımı 21

3.2.5. Uygulamada Kullanılacak Şebekeler 23

3.2.5.1. Alperovits ve Shamir Şebekesi 23

3.2.5.2. Hanoi Şehir Şebekesi 25

3.2.6. Epanet-MATLAB Araç Setinin Kullanılması 27
3.2.7. Optimizasyon 29
3.2.7.1. Optimizasyon Algoritmalarının Sınıflandırılması 30
3.2.7.2. Optimizasyon Değişkenleri 32
3.2.8. Metasezgisel Optimizasyon Algoritmaları 33
3.2.8.1. Genetik Algoritma (GA) 33
3.2.8.2. Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO) 39
3.2.8.3. Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC) 43
3.2.8.4. Karınca Koloni Optimizasyon Algoritması (ACO) 48
3.2.8.5. Armoni Arama Algoritması (HS) 53
3.2.8.6. Diferansiyel Evrim Algoritması (DE) 56
3.2.8.7. Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon Algoritması (BBO) 58
3.2.8.8. Tavlama Benzetimi Algoritması (SA) 60
3.2.8.9. İstilacı Ot Optimizasyon Algoritması (IWO) 62
4. **BULGULAR VE TARTIŞMA 67**
4.1. Alperovits ve Shamir Şebekesi Maliyet Optimizasyonu Sonuçları 67
4.1.1. Genetik Algoritma (GA) ile Maliyet Optimizasyonu 67
4.1.2. Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 68
4.1.3. Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC) ile Maliyet Optimizasyonu 69
4.1.4. Armoni Arama (HS) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 70
4.1.5. Karınca Koloni Optimizasyon (ACO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 71
4.1.6. Diferansiyel Evrim (DE) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 72
4.1.7. Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon (BBO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu . 73
4.1.8. Tavlama Benzetimi Algoritması (SA) ile Maliyet Optimizasyonu 73
4.1.9. İstilacı Ot Optimizasyon Algoritması (IWO) ile Maliyet Optimizasyonu 74
4.2. Alperovits ve Shamir Şebekesinin Optimizasyonunda Kullanılan Algoritmaların Performanslarının Değerlendirilmesi 78
4.3. Hanoi Şehir Şebekesi Maliyet Optimizasyonu 80
4.3.1. Genetik Algoritma (GA) ile Maliyet Optimizasyonu 80
4.3.2. Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 81
4.3.3. Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC) ile Maliyet Optimizasyonu 81
4.3.4. Armoni Arama (HS) algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 82
4.3.5. Karınca koloni optimizasyon (ACO) algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 83

4.3.6. Diferansiyel Evrim (DE) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu 84
4.3.7. Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon (BBO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu . 85
4.3.8. Tavlama Benzetimi Algoritması (SA) ile Maliyet Optimizasyonu 86
4.3.9. İstilacı Ot Optimizasyon algoritması (IWO) ile Maliyet Optimizasyonu 87
4.4. Hanoi Şehir Şebekesinin Optimizasyonunda Kullanılan Algoritmaların Performanslarının Değerlendirilmesi 91
5. SONUÇ VE ÖNERİLER 94
5.1. Sonuç 94
5.2. Öneriler 95
6. KAYNAKLAR 98
ÖZGEÇMİŞ 108

ÖZET

SU DAĞITIM ŞEBEKELERİNİN METASEZGİSEL YÖNTEMLERLE OPTİMİZASYONU

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Veli BATMAZ

DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
HİDROLİK VE SU KAYNAKLARI ANABİLİM DALI

2021

Nüfusun hızla arttığı ve mevcut su kaynaklarının çeşitli sebeplerle zarar gördüğü dünyamızda, suya olan ihtiyaç giderek artmaktadır. Bu yüksek lisans tez çalışmasında, hayati bir öneme sahip olan suyun tüketiciye ulaştırma maliyetini düşürmek için su dağıtım şebekeleri metasezgisel optimizasyon yöntemleri ile optimize edildi. Şebekede basınç, hız, debi vb. sınırlayıcıların olması tasarımı oldukça zorlaştırmaktadır. Bu yüzden Marios Kyriakou ve Demetrios Eliades tarafından geliştirilmiş Epanet-MATLAB araç seti yardımıyla Epanet ortamında kolay bir şekilde tasarlanan şebeke verileri MATLAB programlama dilinde metasezgisel algoritmaların içerisine yerleştirilerek optimizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Optimizasyon işleminde genetik algoritma (GA), yapay arı koloni (ABC), parçacık sürü optimizasyon (PSO), karınca koloni optimizasyon (ACO), armoni arama (HS), diferansiyel evrim (DE), biyo-coğrafya esaslı optimizasyon (BBO), tavlama benzetimi (SA) ve istilacı ot optimizasyon (IWO) algoritmaları kullanılmıştır. Daha önce su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanımlarına rastlanmayan biyo-coğrafya esaslı optimizasyon (BBO), istilacı ot optimizasyon (IWO) algoritmaları ile şebeke optimizasyonunda çok az kullanılmış yapay arı koloni (ABC) algoritmasının sonuçları yaygın bir şekilde kullanılan diğer algoritma sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

Sunulan optimizasyon yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılması için daha önceki çalışmalarda kullanılan Alperovits ve Shamir ile Hanoi şehir şebekeleri aynı sınırlayıcılar altında optimize edilmiştir. Optimizasyon işlemi sonucunda Alperovits ve Shamir şebekesi için literatürdeki en düşük maliyet olan 419 000 birim maliyete birçok araştırmadan daha az değerlendirme sayısıyla ulaşılmıştır. Benzer şekilde Hanoi şehir şebekesi için 6.081×10^6 $ ile birçok araştırmadan daha düşük bir maliyete daha az değerlendirme sayısıyla ulaşılmıştır. İlk defa kullanılan Biyo-coğrafya esaslı optimizasyon (BBO), istilacı ot optimizasyon (IWO) ve çok az kullanılmış yapay arı koloni (ABC) algoritmalarının kullanımları yaygın olan birçok

algoritmadan daha başarılı performans sergiledikleri tespit edilmiştir. Bu tez çalışmasıyla şebeke optimizasyonunda Epanet-MATLAB araç seti başarılı bir şekilde kullanılarak güvenirliği kanıtlanmıştır. Optimizasyon yöntemlerinin farklı şebekelerde aynı kontrol parametreleri ile aynı derecede başarılı sonuçlar vermediği tespit edilmiştir. Bu yüzden algoritma kontrol parametrelerinin problem yapısına göre değişkenlik gösterebileceği sonucuna varılmıştır.

Anahtar kelimeler: Epanet -MATLAB araç seti, metasezgisel optimizasyon algoritmaları, su dağıtım şebekelerinin optimizasyonu, istilacı ot optimizasyon, biyo-coğrafya esaslı optimizasyon

ABSTRACT

OPTIMIZATION OF WATER DISTRIBUTION NETWORKS USING METAHEURISTIC METHODS

MASTER'S THESIS

Veli BATMAZ

DICLE UNIVERSITY
INSTITUTE OF SCIENCES
DEPARTMENT OF HYDRAULIC AND WATER RESOURCES

2021

In our world, where the population is increasing rapidly and the existing water resources are damaged for various reasons, the need for water is gradually increasing. In this master thesis study, water distribution networks are optimized using metaheuristic optimization methods to reduce the cost of delivering water to consumers, which is of vital importance. The presence of constraints such as pressure, speed and flow in the network makes the optimization process quite complex. However, the Epanet-MATLAB toolkit developed by Marios Kyriakou and Demetrios Eliades enables an interactive bilateral data transfer between Epanet environment and MATLAB programming language, which makes the network optimization to be done in a relatively easier way. In the scope of this thesis, the following optimization processes were used to minimize the costs of two benchmark water distribution networks; genetic algorithm (GA), particle swarm optimization (PSO), ant colony optimization (ACO), harmony search (HS), differential evolution (DE), annealing simulation (SA), artificial bee colony (ABC), bio-geography based optimization (BBO), and invasive weed optimization (IWO). While the ABC algorithm was used in a few studies before, the last two optimization algorithms, namely, BBO and IWO, are used for the first time in this thesis study for the optimization of water distribution networks. For this reason, the results of the bio-geography-based optimization (BBO), invasive weed optimization (IWO), and the artificial bee colony (ABC) algorithms are mainly compared with the results of the other commonly used optimization algorithms in this thesis study.

The benchmark networks Alperovits and Shamir, and Hanoi city networks were optimized under the same constraints to compare the performances of the optimization methods used. When compared to several previous studies, the previously reported lowest 419 000-unit cost for the Alperovits and Shamir network in the literature was achieved with lower numbers of evaluations using BBO and IWO algorithms in this study. Similarly, for the Hanoi city grid, a lower cost of $\$6.081 \times 10^6$ was achieved with lower numbers of evaluations with BBO and IWO

algorithms used in this study when compared to some of the previous studies. It is concluded that bio-geography based optimization (BBO), invasive weed optimization (IWO), and artificial bee colony (ABC) optimization algorithms can perform better results than many algorithms that are widely used. Also, the Epanet-MATLAB toolkit was successfully used in the network optimization. Nevertheless, it was determined that the optimization methods could not give equally successful results without changing the control parameters in different networks. Therefore, it is concluded that the algorithm control parameters should be adjusted to the given specific problem.

Keywords: Epanet-MATLAB toolkit, metaheuristic optimization algorithms, optimization of water distribution networks, invasive weed optimization, bio-geographical based optimization

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge no		Sayfa
Çizelge 1. 1.	Su dağıtım sistemlerinin maliyet dağılımı	2
Çizelge 3. 1.	Boru akış hesabı için kullanılan metotların kronolojisi	15
Çizelge 3. 2.	Hazen-Williams ve Chezy-Manning formülleri için CK değerleri	20
Çizelge 3. 3.	Hazen-Williams, Darcy-Weisbach, Chezy-Manning formüllerinde kullanılan pürüzlülük katsayısının boru malzemesine bağlı değişimi	20
Çizelge 3. 4.	Yük kayıp katsayı değerleri	21
Çizelge 3. 5.	Alperovits And Shamir Şebekesi Çap ve birim maliyet değerleri	24
Çizelge 3. 6.	Alperovits And Shamir şebekesi optimizasyon öncesi düğüm noktası ve bağlantı özellikleri	24
Çizelge 3. 7.	Hanoi şehir şebekesi kullanılacak ticari çaplar ve birim maliyetleri	26
Çizelge 3. 8.	Hanoi şehir şebekesi optimizasyon öncesi düğüm noktası ve bağlantı özellikleri	26
Çizelge 3. 9.	Örnek Alperovits And Shamir şebekesi kromozom yapısı	35
Çizelge 4. 1.	Alperovits ve Shamir şebekesinin GA, PSO, ABC, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen sonuç değerleri	75
Çizelge 4. 2.	Alperovits ve Shamir şebekesi için kullanılan algoritmaların maliyet, değerlendirme sayısı ve optimizasyon süresi	76
Çizelge 4. 3.	Hanoi şehir şebekesinin GA, ABC, PSO, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen sonuç değerleri	88
Çizelge 4. 4.	Hanoi şehir şebekesi için kullanılan algoritmaların maliyet, değerlendirme sayısı ve optimizasyon süresi	90

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil no		Sayfa
Şekil 3. 1.	Epanet araç setinin kullanıldığı bazı yazılım programları	12
Şekil 3. 2.	Moody diyagramı	20
Şekil 3. 3.	Optimizasyon öncesi Alperovits ve Shamir şebekesi Epanet tasarımı	23
Şekil 3. 4.	Optimizasyon öncesi Hanoi şehir şebekesi Epanet tasarımı	25
Şekil 3. 5.	Epanet-MATLAB araç seti internet adresi	28
Şekil 3. 6.	Epanet' den şebeke verilerinin çekilmesi	28
Şekil 3. 7.	Epanet verilerinin MATLAB ortamında okutulması	29
Şekil 3. 8.	Optimizasyon metotlarının sınıflandırılması	31
Şekil 3. 9.	GA akış diyagramı	34
Şekil 3. 10.	Rulet tekerleği seçim yöntemi	37
Şekil 3. 11.	PSO algoritmasının akış diyagramı	43
Şekil 3. 12.	Karaboğa (2005) arıların doğada nektar toplama davranışları	44
Şekil 3. 13.	ABC algoritmasının akış diyagramı	47
Şekil 3. 14.	Karıncaların yuva ile yiyecek kaynağı arasındaki en kısa yolu bulması	48
Şekil 3. 15.	ACO algoritmasının akış diyagramı	52
Şekil 3. 16.	Armoni araştırması ile gerçek optimizasyon problemleri arasındaki bağlantı	53
Şekil 3. 17.	HS algoritmasının akış diyagramı	56
Şekil 3. 18.	DE algoritmasının akış diyagramı	58
Şekil 3. 19.	BBO algoritmasının akış diyagramı	60
Şekil 3. 20.	SA algoritmasının akış diyagramı	62
Şekil 3. 21.	IWO algoritmasının akış diyagramı	65
Şekil 4. 1.	Alperovits ve Shamir şebekesinin GA'a ait maliyet değişimi	68
Şekil 4. 2.	Alperovits And Shamir şebekesi için PSO 'ya ait maliyet değişimi	69
Şekil 4. 3.	Alperovits And Shamir şebekesi için ABC 'ye ait maliyet değişimi	70
Şekil 4. 4.	Alperovits ve Shamir şebekesinin HS'ye ait maliyet değişimi	70
Şekil 4. 5.	Alperovits ve Shamir şebekesinin ACO'ya ait maliyet değişimi	71
Şekil 4. 6.	Alperovits ve Shamir şebekesinin DE'ye ait maliyet değişimi	72
Şekil 4. 7.	Alperovits ve Shamir şebekesinin BBO'ya ait maliyet değişimi	73
Şekil 4. 8.	Alperovits ve Shamir şebekesinin SA'ya ait maliyet değişimi	74
Şekil 4. 9.	Alperovits ve Shamir şebekesinin IWO'ya ait maliyet değişimi	75

Şekil 4. 10. Alperovits ve Shamir şebekesinin GA, PSO, ABC, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen çap değerleriyle yapılan Epanet tasarımı 76

Şekil 4. 11. Hanoi şehir şebekesi için GA'ya ait maliyet değişimi 80

Şekil 4. 12. Hanoi şehir şebekesi için PSO' ya ait maliyet değişimi 81

Şekil 4. 13. Hanoi şehir şebekesi için ABC'ye ait maliyet değişimi 82

Şekil 4. 14. Hanoi şehir şebekesi için HS'ye ait maliyet değişimi 83

Şekil 4. 15. Hanoi şehir şebekesi için ACO'ya ait maliyet değişimi 84

Şekil 4. 16. Hanoi şehir şebekesi için DE'e ait maliyet değişimi 85

Şekil 4. 17. Hanoi şehir şebekesi için BBO'ya ait maliyet değişimi 86

Şekil 4. 18. Hanoi şehir şebekesi için SA'ya ait maliyet değişimi 87

Şekil 4. 19. Hanoi şehir şebekesi için IWO'ya ait maliyet değişimi 88

Şekil 4. 20. Hanoi şehir şebekesinin GA, ABC, PSO, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen çap değerleri ile yapılan Epanet tasarımı 89

KISALTMA VE SİMGELER

ABC	: Yapay arı kolonisi (Artificial bee colony)
PSO	: Parçacık sürü optimizasyonu (Particle swarm optimization)
GA	: Genetik algoritma (Genetic algorithm)
HS	: Armoni arama (Harmony search)
ACO	: Karınca koloni optimizasyon (Ant colony optimization)
DE	: Diferansiyel evrim (Differantial evolution)
BBO	: Biyo_coğrafya esaslı optimizasyon (Biogeography based optimization)
SA	: Tavlama benzetimi (Simulated annealing)
IWO	: İstilacı ot optimizasyon (İnvasive weed optimization)
LP	: Lineer programlama
STA	: Sezgisel esaslı algoritma
ÇE	: Çapraz entropi
TA	: Tabu arama
SFLA	: Karışmış Sıçrayan Kurbağa Algoritması (Shuffled frog-leaping algorithm)
DP	: Dinamik Programlama

1. GİRİŞ

Su, canlılar için yaşamın en temel unsurlarından biridir. Bu temel unsurun doğal yollarla edinilmesi, yapay yöntemlerle üretilememesi önemini iyice artırmakta ve vazgeçilmez bir hale getirmektedir. Suyun doğal kaynakları okyanuslar, denizler, buzullar, göller, nehirler, yeraltı suları ve yeryüzüne inen kar ve yağmur suları olarak gruplandırılabilir. 'Mavi Küre' olarak adlandırılan dünyamızın su kaynaklarına bakıldığında; toplam yüzey alanının dörtte üçü su ile kaplı olmasına rağmen mevcut suyun (1400 milyon km^3) %2.5'i (35 milyon km^3) kullanılabilir tatlı su kaynakları, geriye kalan %97.5'lik kısmı tuzlu su kaynakları oluşturmaktadır. Bu %2.5'lik tatlı su kaynaklarının %0.3'ü (105 000 km^3) nehirler ve göllerde kullanılabilir durumda, geriye kalan kısmı kutuplarda ve yüksek dağlarda buz kütleleri halinde ve yeraltında hapsolmuş durumdadır. (BM su istatistikleri (2003)' den aktaran Muluk ve diğerleri 2013). Yaklaşık 8 milyar nüfusa sahip ve her saniye yaklaşık 2.6 kişinin arttığı dünyamızda (Alman Dünya Nüfus Vakfı (DSW) 2020), az olan bu %0.3'lük içilebilir su oranı düşünüldüğünde, suyun yetersiz olduğu açıkça anlaşılmaktadır. Dahası dünyada ve ülkemizde her geçen gün sanayileşme, çevre kirliği, bilinçsiz tüketim vb. sebeplerden dolayı mevcut su kaynakları zarar görmekte ve azalmaktadır. Çoğu ülke gibi Türkiye de su kaynakları bakımından zengin bir ülke değildir. Zengin bir ülke olmayışımızda kaynakların kontrol edilmeyişi, kaynakların bölgelere dengesiz dağılması, yağışların düzensiz olması, su kaynaklarının bölgesel ve kısa vadeli planlanması etkilidir (Özsoy 2009). Özellikle ülkemizdeki nüfus artışı ve gelişmekte olan sanayisi düşünüldüğünde, gerekli tedbirlerin alınmaması halinde ilerleyen yıllarda ciddi problemlerle karşılaşması elzemdir. Bütün bu veriler göz önünde bulundurulduğunda suyun insan yaşamı için vazgeçilmez bir madde olması sebebiyle su ile ilgili verimlilik çalışmalarının arttırılması beklenmektedir. Bu anlamda mevcut su kaynaklarının korunması, kaynakların tüketiciye ulaştırılması üzerinde çalışılması gereken en önemli mühendislik alanları arasında olduğu düşünülmektedir.

Su tüketiciye açık ve kapalı kanallar kullanılarak iletilebilir. Açık kanallar ile iletilmesi bazı sağlık problemlerine davetiye çıkaracağından kapalı kanallar ile tüketiciye ulaştırılması tercih edilmektedir. Bu doğrultuda tüm dünyada suyun sağlıklı bir şekilde iletilmesi için su dağıtım şebeke sistemleri inşa edilmiştir.

Genel olarak, su dağıtım şebeke sistemleri; şebeke tasarımı ve şebeke tasarımının bir parçası olarak kullanılan şebeke hidrolik analizi olmak üzere iki ana kategoriye ayrılmıştır. Şebeke tasarımı genellikle sistem maliyetini ve şebekenin su kullanılabilirliği, basıncı ve kalitesine yönelik tüketici taleplerini karşılama kapasitesini göz önünde bulundurarak boru çapları ve konfigürasyonları ile pompa ve vana özellikleri gibi sistem öğelerini seçerken; Şebeke hidrolik analizi, düğüm noktalarındaki basınçların ve boru akışının belirli bir ağ tasarımı ve bilinen veya muhtemel su tüketim seviyeleri altında dağılımını tahmin eder (Moosavian 2018).

Bir su dağıtım şebekesinin inşa edilmesinin temel amacı kaynaktan alınan suyu istenilen basınçta kesintisiz olarak tüketicinin hizmetine sunmaktır. Günümüzde su, farklı kaynaklardan toplanır, isale hatları vasıtasıyla biriktirilmek üzere haznelere taşınır, daha sonra tüketiciye ihtiyaçları oranında şebekeler ile ulaştırılır. Yapılan bir çalışmaya göre su dağıtım sistemleri içerisindeki (kaynak, derleme, hazne, iletim ve dağıtım) maliyet oranlarına bakıldığında, iletim ve dağıtım (şebeke) maliyeti oranı yaklaşık olarak %56'dır (Çizelge 1.1.) (Özdağlar vd. 2006).

Çizelge 1. 1. Su dağıtım sistemlerinin maliyet dağılımı (Özdağlar vd. 2006)

Su dağıtım sistemleri	
İletim ve dağıtım	%56
Arıtma	%26
Depolama	%9
Kaynak	%8
Diğerleri	%1

Toplam maliyet içerisindeki oranı yüksek olan (%56) iletim ve dağıtım, borular yardımıyla yapıldığı için maliyeti belirleyen temel faktörün boru çapı olduğu anlaşılmaktadır. Şebekelerin toplam maliyet içerisinde yüksek oranda maliyet değerine sahip olması, bu konu üzerine çalışmaların yapılmasını elzem bir hale getirmiştir. Nitekim bakıldığında geçmişten günümüze daha düşük maliyetli su dağıtım şebeke tasarımı yapmak için birçok çalışma yapılmıştır ve hala yapılmaya devam etmektedir. Fakat su dağıtım şebekelerinin hesap esasları incelendiğinde, içerisinde çok sayıda lineer olmayan eşitlik içermesi, borulardaki hız ve basıncın belli aralıkta bırakılmak istenmesi ve şebeke boyunca enerji ve süreklilik denklemlerinin varlığının yanı sıra üretilen boru çaplarının belli ebatlarda üretilmesi ve çap değeri olarak geniş bir seçim aralığı olması tasarımı oldukça güç bir duruma sokmuştur (Yılmaz 2015). Bu çok

sayıdaki boru çapları arasından optimum maliyetli şebeke için boru çapını belirlemek bir optimizasyon problemi haline gelmiştir. Optimizasyon bir şebeke tasarımı ya da tasarlanmış bir şebekenin maliyetinin iyileştirilmesi için kullanılabilir. Bilimsel gelişmelerle birlikte optimizasyon metotlarında da artış olmuştur. İlk başlarda lineer ve lineer olmayan geleneksel optimizasyon metotları kullanılmıştır. 1960'larda su dağıtım şebekelerinin optimizasyonunda kullanılmaya başlayan geleneksel optimizasyon metotları, lineer olmayan eşitlikler barındıran su dağıtım şebekelerinde etkili sonuçlar vermediği gözlemlenmiş ve 1990'lı yıllarda şebeke optimizasyonunda metasezgisel metotlar kullanılmaya başlanmıştır. Metasezgisel optimizasyon algoritmaları doğadan esinlenerek oluşturulmuş optimizasyon algoritmalarıdır. Metasezgisel optimizasyon algoritmaları, su dağıtım şebekelerinin en düşük maliyetli tasarımı için oldukça başarılı olmasına rağmen, bunlarla ilişkili en büyük dezavantaj, uygun maliyetli çözüme ulaşmak için çok sayıda değerlendirme gerektirmesidir (Mohan ve Babu 2009). Böyle bir dezavantajdan dolayı araştırmacılar sürekli yeni metotlar geliştirmeye çalışmışlardır.

Metasezgisel terimi, yunanca "meta" ve "heuristic" kelimelerinin birleşiminden oluşan bir kelimedir ve "daha ileri sezgisel" veya "üst seviye sezgisel" şeklinde ifade edilmektedir. Bu üst seviye sezgisel yaklaşım olasılık temelli ancak bilinçli bir yaklaşımla arama uzayında arama yapar. Metasezgisel metotlar her adımda oluşturulan çözüm kümesinden yola çıkarak yeni çözümler üretirler. Böylece arama uzayında en uygun çözüme yakın olan noktalarda çözüm üreterek yerel optimum çözüm noktalarından kurtularak global optimum çözümü bulmaya çalışır. Metasezgisel metotların özellikleri şu şekilde ifade edilebilir (Seckın 2017);

- Arama işlemine yön veren metotlardır.
- Amaç, arama uzayını en iyi şekilde keşfederek en iyi veya en iyiye en yakın çözümü bulmaktır.
- Yerel arama tekniklerinden, karmaşık öğrenme işlemlerine kadar yayılım gösteren yapıdadırlar.
- Yaklaşık bir çözüm sunarlar, genelde belirleyici olmayan yöntemlerdir.
- Belirli bir probleme özgü değillerdir.
- Arama uzayında yerel en iyi konumlara takılıp kalmayı engelleyecek yapıları bulunmaktadır.

Su dağıtım şebekelerinin optimizasyonu konusunda yapılmış çalışmaların neredeyse tamamında araştırmacılar tarafından "benchmark" şebeke olarak tanımlanan bazı test şebekeleri kullanılmıştır (Yılmaz 2015). Bu test şebekeleri; Alperovits ve Shamir şebekesi (Alperovits ve Shamir 1977), New York şehir şebekesi (Schaake ve Lai 1969), Hanoi şehir şebekesi (Fujiwara ve Khang 1990) olarak gösterilebilir. Bu tez çalışmasında bu test şebekelerinden Alperovits ve Shamir şebekesi ile Hanoi şehir şebekesi Epanet-MATLAB araç seti yardımıyla sezgisel optimizasyon algoritmaları kullanılarak boru çapları minimize edilmek suretiyle maliyet optimizasyonu yapılmıştır. Literatürde su dağıtım şebekelerinde kullanılmayan algoritmaları da içeren çok sayıda optimizasyon algoritmaları kullanılarak optimizasyon konusunda en iyi performansa sahip algoritmalar bulunmaya çalışılmıştır.

Metasezgisel yöntemler, çözüm uzayının tamamını taramak yerine çözüme sezgisel yaklaşarak kısa sürede en iyi sonucu ya da en iyiye yakın bir sonucu bulmaya çalışır. Bu tez çalışmasında şebeke optimizasyonunda 9 farklı metasezgisel yöntem Alperovits ve Shamir ile Hanoi şehir şebekesi optimizasyonunda kullanılarak, şebeke optimizasyonu için en uygun yöntem bulunmaya çalışılmıştır. Ayrıca kontrol parametrelerinin, kullanılan algoritmanın performansını etkilediği tespit edilmiş. Kullanılan algoritmaların optimal kontrol parametrelerini bulmak için birçok çalışma yapılmış ancak tüm şebekeler için genel olarak kullanılabilecek kontrol parametrelerine ulaşılamamıştır. Bu yüzden kullanılan algoritmaların optimal kontrol parametreleri ile en iyi sonucu elde etmek için her bir algoritma için en az 50 farklı değerdeki kontrol parametreleri (popülasyon sayısı, iterasyon sayısı ve her probleme özgü sabit katsayı değerleri) denenmiş ve elde edilen optimum değerler tezde sunulmak üzere hazırlanmıştır.

Literatürdeki birçok çalışmadan farklı olarak, şebeke hidrolik hesap esaslarını manuel olarak tanımlamak yerine Marios Kyriakou ve Demetrios Eliades (2016) tarafından geliştirilmiş Epanet-MATLAB araç seti kullanılarak otomatik olarak Epanet'ten çekilmiştir. Bu da özellikle büyük ve karmaşık şebekeler için ağır olan işlem yükünü hafifletmiştir. Gelişmiş MATLAB kodları yardımıyla Epanet programında başlangıç tasarımı yapılan şebekenin verileri çağrılarak, amaç doğrultusunda üzerinde değişiklik yapılabilmektedir. Şebeke çözümünde şebekeye ait sınırlayıcılar, amaç ve ceza fonksiyonları tanımlanıp algoritmaların içerisine yerleştirilmiştir. Başlangıç

değerleri rastgele üretilen çözüm kümesinde boru maliyeti içeren amaç fonksiyonu ile birlikte, sınırlayıcıların karşılanamaması durumunda belirlenen ceza maliyet değeri ile şebeke maliyeti yapay olarak artırılarak istenmeyen şartları içeren çözüm kümesinin optimum çözüm kümesi olarak seçilmesi engellenmiştir.

Mevcut çalışma;

- Daha önce şebeke optimizasyonunda kullanılmayan algoritmaları içermesi
- Çok sayıdaki deneme ile algoritmalar için optimum kontrol parametrelerinin seçilmesi
- Optimizasyon işlemine büyük bir kolaylık sağlayan Epanet-MATLAB araç setinin efektif bir şekilde kullanılması
- Tezde kullanılan şebekeler için algoritma performanslarının karşılaştırılması
- Şebekeler için optimum maliyet değerine kısa sürede ulaşması

gibi birçok açıdan literatüre katkı sağlamıştır.

Mevcut çalışma elde ettiği sonuçlar itibariyle çok önemli bir yere sahiptir. Oldukça karmaşık bir yapıya sahip olan su dağıtım şebekelerinin bütün kısıtları sağlayacak şekilde optimum tasarlama imkânı sağlamaktadır. Böylece istenmeyen durumlar engellenerek su kaynaklarının ihtiyaca göre israf edilmeden kullanılması sağlanmaktadır. Ayrıca su dağıtım sistemleri içerisinde oldukça yüksek orana sahip olan iletim ve dağıtım (şebeke) maliyetini minimize ederek şebekenin toplam işletme maliyetini azaltma fırsatı sunmaktadır.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Su dağıtım şebekelerinin metasezgisel yöntemlerle optimizasyonu konulu bu yüksek lisans tez çalışmasında, bu konuda daha önce yapılan çalışmalar detaylı bir şekilde incelenmiştir. Su dağıtım şebeke optimizasyonu, bazı sınırlayıcıları sağlamak koşuluyla maliyeti en aza indirmek amacıyla şebekedeki bağlantılar için farklı boru çapları seçilmesi suretiyle gerçekleşmektedir. Yüksek hızlı dijital bilgisayarların geliştirilmesi ve optimizasyon metotlarının geliştirilmesi ile birlikte, 1970'den itibaren su dağıtım şebekelerinin tasarımı denenmektedir (Suribabu 2010). Bu konuda yapılan ilk çalışmalar lineer ve lineer olmayan optimizasyon metotlarıdır.

1970'lerin başında bu konuda yapılan ilk çalışmalardan biri olarak Schaake ve Lai (1969) çalışması olarak gösterilebilir. Bu çalışmanın amacı alternatif yatırım fırsatları için optimal kriterler tanımlamak ve daha sonra optimum yatırım sorununu çözmek için matematiksel bir programlama modeli oluşturmaktır (Schaake ve Lai 1969). Araştırmacılar New York şehir şebekesini kullanarak global optimum maliyet değerini araştırmışlardır. Şebekeden gelecekte ne kadar suyun çekileceği konusu kapasite genişletme problemi olarak tanımlanmıştır. Bu kapasite genişletme problemi Dinamik Programlama (DP) metodu ile çözülmeye çalışılmıştır. Daha sonra bu konuda Alperovits ve Shamir (1977) 8 borudan oluşan hayali bir şebeke üzerinde Lineer Programlama (LP) metodu ile optimum değeri bulmaya çalışmışlardır. Alperovits ve Shamir şebekesi daha sonra birçok araştırmacı tarafından kullanılarak bir test şebekesi haline gelmiştir. Fujiwara ve Khang (1990) Lineer Programlama (LP) metoduyla Hanoi Şehir şebekesini optimize etmeye çalışmışlardır. Uzun yıllar boyunca lineer ve lineer olmayan geleneksel optimizasyon metotları araştırmacılar tarafından kullanılmıştır. Ancak lineer olmayan eşitlikler içeren su dağıtım şebekelerinin optimizasyonunda geleneksel metotlarının başarılı sonuçlar vermediği görülmüştür.

1990'lı yıllarda sezgisel optimizasyon metotları su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanılmaya başlanmıştır. Sezgisel optimizasyon metotlarından olan Genetik Algoritma (GA) (Simpson vd. 1994; Dandy vd. 1996; Savic ve Walters 1997a; Savic ve Walters 1997b; Castillo ve González 1998; Prasad ve Park 2004; Reca ve Martínez 2006; Guc 2006; Afshar 2009; Cisty 2010; Costa vd. 2010; Zheng vd. 2012; Dong vd. 2012; Hama 2018), Tabu Arama (TS) (Cunha ve Ribeiro 2004), Yapay Arı

Koloni algoritması (ABC) (Yılmaz 2015; Yılmaz vd. 2020), Parçacık Sürü Optimizasyon algoritması (PSO) (Ezzeldin vd. 2014; Babu ve Vijayalakshmi 2013), Harmoni Arama (HS) (Geem 2006; Baek vd. 2010; Geem 2009), Karışmış Sıçrayan Kurbağa Algoritması (SFLA) (Eusuff ve Lansey 2003), Diferansiyel Evrim algoritması (DE) (Suribabu 2010; Vasan ve Simonovic 2010; Dong vd. 2012; Zheng vd. 2013; Mansouri vd. 2017), Karınca Koloni Optimizasyon (ACO) algoritması (Simpson vd. 2001; Maier vd. 2004; Zecchin vd. 2006; Ostfeld ve Tubaltzev 2008; López-Ibáñez vd. 2008) gibi birçok sezgisel optimizasyon metodu su dağıtım şebeke optimizasyonunda yaygın bir şekilde kullanılmaya başlamıştır. Genel olarak sezgisel metotların geleneksel metotlardan daha başarılı sonuçlar elde ettiği ifade edilmektedir. Ancak Mohan ve Jinesh Babu (2009) sezgisel metotların dezavantajını, optimum sonuca uzun sürede ve çok sayıda iterasyon ile ulaşmak olarak ifade etmiştir.

Sezgisel optimizasyon algoritmalarının performanslarının arttırılması ve daha başarılı sonuçlar elde etmek için algoritmalar hibrit bir şekilde kullanılmıştır. Cisty (2010) LP ve GA, Babu ve Vijayalakshmi (2013) PSO ve GA, Sedki ve Ouazar (2012) PSO ve DE metotlarını birlikte kullanmıştır. Günümüze kadar var olan algoritmalar üzerinde değişiklikler yapılarak daha başarılı sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır.

Karaboğa (2005) tarafından ilk defa ortaya atılan Yapay Arı Koloni (ABC) algoritması birçok araştırmacı tarafından farklı konularda kullanılmıştır (Akay ve Karaboga 2012; Garg vd. 2013a; Garg vd. 2013b; Chen vd. 2018; Wang vd. 2020). Ancak ABC algoritmasının su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanımı çok yaygın değildir. Yılmaz (2015) ve Yılmaz vd. (2020) ilk defa ABC algoritmasını şebeke optimizasyonunda kullanmışlardır. Bu tez çalışmasında da ABC algoritması kullanılarak, Yılmaz (2015) ve Yılmaz vd. (2020)'den elde edilen maliyet açısından daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon (BBO) algoritması, ilk defa D. Simon (2008) tarafından geliştirilmiş, farklı yaşam alanlarındaki canlılar arasındaki etkileşim sonucu yeni türlerin ortaya çıkmasını konu alan popülasyon esaslı sezgisel bir algoritmadır. BBO algoritması, 'Rezervuar Sistemlerinin Optimum Çalışması için Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon Algoritması' konulu çalışma ile Haddad vd. (2016), 'Biyocoğrafya Esaslı Optimizasyon Metodu Kullanarak Asenkron Motor Parametre

Tahmini' konulu çalışma ile Saraçoğlu vd. (2013) tarafından kullanılmıştır. Ancak BBO algoritmasının şebeke optimizasyonunda kullanımına rastlanmamıştır. Bu yüzden bu çalışmada ilk defa şebeke optimizasyonunda kullanılacak olan BBO algoritmasının performansı diğer algoritmalar ile karşılaştırılmıştır.

İstilacı Ot Optimizasyon (IWO) algoritması, istilacı yabani otların davranışlarından esinlenerek ilk defa Mehrabian ve Lucas (2006) tarafından oluşturulmuş sezgisel esaslı bir algoritmadır. IWO algoritması (Rad ve Lucas 2007; Karimkashi ve Kishk 2010; Pourjafari ve Mojallali 2012; Basak vd. 2013; Saravanan vd. 2014; Zhou vd. 2015; Okkan vd. 2017; Koç vd. 2018; Elshaboury vd. 2021) gibi birçok araştırmacı tarafından farklı konularda kullanılmıştır. Ancak su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanılmamıştır. Bu yüzden oluşturulma tarihi itibariyle genç bir sezgisel algoritma olan IWO algoritması bu tez çalışmasında şebeke optimizasyonunda başarılı bir şekilde kullanılmış ve performansı diğer algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Günümüzde oluşturulmuş birçok algoritma bulunmasına karşın karşılaşılan problemlerin çeşitliliği, var olan metotların hepsine aynı anda başarılı çözüm sunan algoritmanın olmaması, algoritma performanslarının sürekli değişkenlik göstermesi gibi nedenlerle optimizasyon konusu üzerinde sürekli çalışmalar yapılmakta ve yeni metotlar üretilmektedir. Bu çalışma ile su dağıtım şebeke optimizasyonunda yaygın bir şekilde kullanılan metotların iyileştirilmesi, az kullanılmış algoritmaların performanslarını desteklemek ve kullanılmamış algoritmaları kullanarak literatüre katkı sağlamak amaçlanmıştır.

3. MATERYAL VE METOT

Bu tez çalışmasının bu bölümünde su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanılan materyal ve metotlar sunulmuştur.

3.1. Materyal

Şebeke hidrolik hesapları Epanet programı kullanılarak yapıldı. Hesaplarda Epanet programının kullanılması optimizasyonun hızlı ve kolay yapılmasını sağlamıştır. Metasezgisel metotlar ile optimizasyon işlemi ise MATLAB R2018a yazılım programı kullanılarak gerçekleştirildi.

3.1.1. Epanet

Epanet, su dağıtım ağ sistemlerinin hidrolik ve su kalitesi analizi için kullanılan ücretsiz bir simülasyon programıdır. Epanet programı, GUI (Şekil Kullanıcı Ara yüzü) ortamı ile geliştirilmiş ve sezgisel ağ öğeleri ve çok çeşitli simülasyon seçenekleri sağlama avantajına sahiptir. Epanet ve Epanet araç seti, ABD Çevre Koruma Ajansı tarafından geliştirilmiştir. Epanet, toplu akış ve boru reaksiyonları dikkate alınarak içme suyu bileşenlerinin hareketlerini daha iyi anlamak için bir araştırma aracı olarak tasarlanmıştır (Rossman 1999). Epanet Programı sayesinde borulardaki debi, düğüm noktalarındaki basınç değeri, depodaki suyun yüksekliği ve ağ boyunca kimyasal madde konsantrasyonu ve su yaşı bir periyod boyunca izlenebilmektedir.

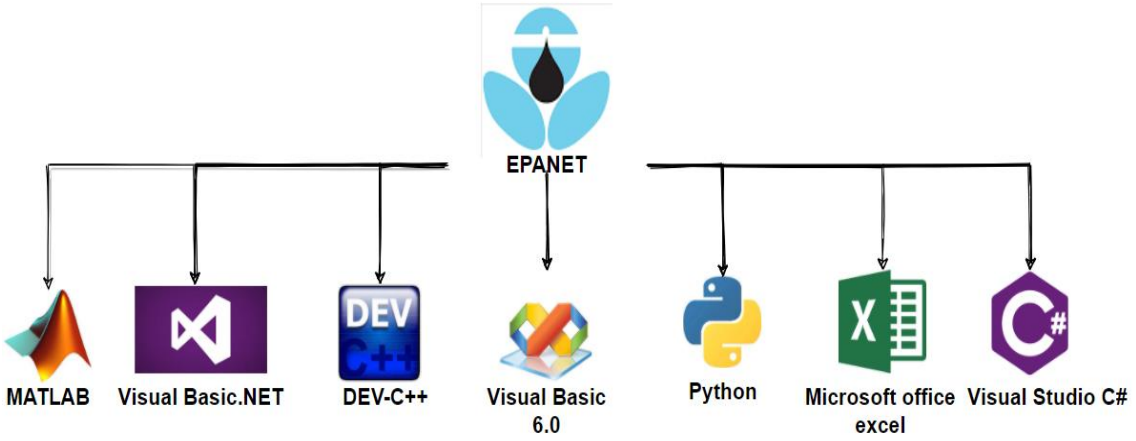
Epanet ’in tasarım kabiliyetleri aşağıdaki gibi sıralanabilir (Rossman 2000);

- Analiz edilecek şebekenin boyutuna sınırlama getirmez.
- Hazen-Williams, Darcy-Weisbach veya Chezy-Manning formüllerini kullanarak sürtünme yük kayıplarını hesaplar.
- Dirsekler, donatı elemanları vb. için küçük yük kayıplarını içerir.
- Sabit veya değişken hızlı pompaları modeller.
- Pompalama enerjisini ve maliyetini hesaplar.
- Kapatma, kontrol, basınç düzenleme ve akış kontrol vanaları dahil olmak üzere çeşitli vana tiplerini modeller.
- Depoların herhangi bir şekle sahip olmasını sağlar (örneğin çap yüksekliğe bağlı değişebilir).

- Noktalardaki her biri kendi zaman desenine sahip çoklu talep kategorilerini dikkate alır.
- Yayıcılardan (fıskiye kafalarından) gelen basınca bağlı akışı modeller.
- Sistemin çalışmasını basit depo seviyesinde veya zamanlayıcı kontrollerinde ve karmaşık kural esaslı kontrollerde yapabilir. Program ve kullanıcı kılavuzunun Türkçe versiyonuna T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı web sayfasından[1] indirilip kullanılabilir.

3.1.2. Epanet Araç Seti

Epanet araç seti hesaplama kitaplığınızı başka bir yazılım programına bağlamanıza ve kullanıcıya Epanet'i kendi ihtiyaçlarına göre özelleştirebilme imkânı sağlayan dinamik bir kitaplığa sahip (DLL) olan dosya klasörüdür. Bu dosya klasörüne Epanet'in web sayfasından ulaşılabilmektedir[2]. 2008 yılında piyasaya sürülen en son sürümü 2.00.12 olan dinamik bağlantı kitaplığı (Epanet2.dll), C programlama dilinde yazılmış ve işlevleri bir Windows DLL' ye dahil edilmesine izin veren başka herhangi bir ortamda kullanılmak üzere derlenmiştir (Niño vd. 2018).



Şekil 3. 1. Epanet araç setinin kullanıldığı bazı yazılım programları

Windows için Dinamik Bağlantı Kitaplığı (DLL), Epanet, farklı programlama dillerinde (C/C++, Python, MATLAB ve Visual Basic gibi) Şekil 1.1'de yazılmış harici yazılımlar tarafından bir programlama arabirimi aracılığıyla çağrılabilir (Eliades vd.

[1] T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı web sayfası https://www.tarimorman.gov.tr/
[2] Epanet web sayfası https://www.epa.gov/water-research/Epanet

2016). Bu yazılım programlarıyla Epanet araç seti kullanılarak aşağıdaki işlemler yapılabilir;

- Epanet ’de tasarlanmış bir ağ sisteminin verilerini (input dosyası) okumak ve ağı modellemek için gereken tüm veri yapılarını çalıştırmak
- Üzerinde çalışılan ağın verilerine erişmek ve veri değerlerinde değişiklik yapmak
- Üzerinde çalışılan ağ için kısa veya uzun süreli hidrolik simülasyonları çalıştırmak
- Simülasyon sonuçları hakkında raporlar oluşturabilmek (Rossman 1999).

Bu yüksek lisans tez çalışmasında Şekil 1.1’de gösterilen yazılım programları arasından MATLAB programı kullanılmıştır. MATLAB gibi programlama dilleri, araştırmacılar tarafından su dağıtım ağlarını analiz etmek için yeni metodolojiler ve araçlar tasarlamak ve değerlendirmek için kullanılır (Eliades vd. 2016).

3.1.3. Matlab

MATLAB, New Mexico Üniversitesi'nde Bilgisayar Bilimi Bölümünün Başkanı olan Cleve Moler tarafından 1970'lerin sonunda geliştirilmeye başlandı. İlk sürümleri Fortran programlama dilinde yazılan MATLAB’ ın Cleve Moler’in 1983 yılında Jack Little ve Steve Bangert ile bir araya gelmesiyle C programlama dili ile tekrar yazılmış ve geliştirmeye devam etmek için 1984'te MathWorks'ü kurmuşlardır. MATLAB Matris laboratuvarı (Matrix Laboratory) kelimelerinin ilk üç harflerinin birleştirilmesiyle meydana gelmiş bir kelimedir (Kubat 2019). MATLAB; kontrol, görüntü işleme, istatistik, optimizasyon, bulanık kontrol, sinir ağları, sayısal işaret işleme, güç sistemleri, filtre dizaynı, genetik algoritma, şekil, veri tabanı, web sunucusu, finans vb. gibi saymakla bitiremeyeceğimiz kadar birçok alanda güvenli bir şekilde kullanılabilecek araç kutularına (toolbox) sahip teknik bir programlama dilidir (Kubat 2019). Aynı zamanda C, C++, Java, ve Fortran gibi diğer dillerde yazılmış programlarla ara bağlantı imkânı tanır. Her geçen gün mevcut özelliklerine yenilerini ekleyerek farklı alanlardaki kullanımlar için kolaylıklar sunmaktadır. Eğer bir kullanıcı yazılım programları hakkında yeterli bir bilgiye sahip değilse MATLAB programını öğrenerek başlaması yerinde bir karar olacaktır. MATLAB programının çok geniş bir yelpazeye

ışık tutması, sayısız problem çeşidine çözüm sunması kullanıcının başka uygulamalarda farklı bir programlama dili öğrenmesini gerektirmeyecektir.

MATLAB diğer yazılım programlarından bazı üstünlükler barındırmaktadır. Bu üstünlüklerinden biriside birçok algoritma türüne tek bir satır komutuyla ulaşılabilme fırsatı sunmasıdır. Böylece çok sayıda satıra sahip algoritmalar kısalmakta ve neticede hem algoritmanın sona erme süresi hem de bellek ihtiyacı azalmaktadır (Kubat 2019). MATLAB "Mathworks Incorporated" firmasının tescilli bir ürünüdür. Deneme sürümüne ve öğrenci sürümüne internet[3] üzerinden ulaşılabilir.

3.1.4. Epanet-Matlab Araç Seti

Epanet-MATLAB araç seti, başlangıçta Kıbrıs Üniversitesi Akıllı Sistemler ve Ağlar için KIOS Araştırma Merkezi tarafından MATLAB ortamında çalışan, Epanet' in en son sürümü için bir programlama arabirimi sağlamak üzere geliştirilmiş açık kaynaklı bir yazılımdır. Marios Kyriakou ve Demetrios Eliades, kamusal alanda bulunan ücretsiz portal Github'daki "Open Water Analytics" şirketi tarafından yönetilen dijital bir depoda erişilebilen MATLAB'ın Epanet'e bağlanması için bir Araç Seti oluşturdu (Niño vd. 2018). Epanet-MATLAB Araç Seti, Epanet kitaplıkları tarafından üretilen sonuçları görüntülemek, değiştirmek, simüle etmek ve çizmek için kullanımı kolay komutlar içerir (Eliades vd. 2016). Epanet verilerinin MATLAB programı tarafından çağrılarak okunmasını ve kendi problem türümüze, amacımıza uygun bir şekilde veriler üzerinde değişiklik yapma ve tasarlanmış olan ağı kontrol etme fırsatı sunan dosya klasörlerinden oluşmaktadır. Bu yüksek lisans tez çalışmasında da kullanılan Epanet-MATLAB araç setine Github internet sitesinden[4] ulaşılabilir.

3.1.5. Epanet ile Su Dağıtım Şebekelerinin Tasarımı

Su dağıtım şebekeleri bir bölgenin altyapı bileşenlerinin en önemlilerinden biridir. Bu altyapının tasarımı ve işletimi özellikle büyük şehirler için çok önemli bir sorun haline gelebilmektedir. Su dağıtım şebekelerinden verim alınabilmesi için tasarımının çok iyi bir şekilde yapılması gerekmektedir. Geçmişten bu yana borulardaki

[3] MATLAB öğrenci ve deneme sürümü internet adresi: https://www.mathworks.com
[4] EANET-MATLAB araç seti Github internet sitesi: https://github.com/OpenWaterAnalytics/EPANET-Matlab-Toolkit

akışları hesaplamak için birçok yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemlerin kronolojik sıralaması Çizelge 3.1'de gösterilmektedir.

Çizelge 3. 1. Boru akış hesabı için kullanılan metotların kronolojisi (Ramalingam vd. 2003)

YIL	METODU BULAN KİŞİ	METOD/UYGULAMA
1845	Darcy ve Weisbach	Tek bir borudan geçen akış için yük kaybı formülü
1892	Freeman	Şekil çözüm
1905	Hazen ve Williams	Tek bir borudan geçen akış için yük kaybı formülü ve eşdeğer boru yöntemi
1934	Camp ve Hazen	Elektrik ağı analizörü
1936	Cross	Gevşeme tekniği
1956	McIIroy	McIIroy akışkan analizörü
1957	Hoag ve Weinberg	Hardy Cross yönteminin dijital bilgisayara uyarlanması
1963	Martin ve Peters	Eşzamanlı düğüm noktası yöntemi
1968	Shamir ve Howard	Eşzamanlı düğüm noktası yönteminin genişletilmesi
1970	Epp ve Fowler	Eşzamanlı döngü yöntemi
1972	Wood ve Charles	Lineer yöntem
1977	Jeppson	Eşzamanlı döngü yöntemine dayalı ticari ağ analiz programı
1980	wood	KYPIPE-Ticari ağ analiz programı
1987	Todini ve Pilati	Gradyan yöntemi
1994	Rossman	Epanet-Ticari ağ analiz programı

Su dağıtım şebekelerinin ihtiyaca cevap verecek şekilde optimum bir şekilde tasarlayabilmek maliyet açısından çok ehemmiyetlidir. Şebeke içerisinde geniş boruların seçilmesi, işçilik ve nakliye maliyeti açısından çok ekonomik değildir. Geniş çaplı boruların seçilmesinin aksine yetersiz gelecek dar boruların seçilmesi aşırı yük ve hız kaybı ile yetersiz debi gibi problemleri ortaya çıkaracaktır. Bu yüzden boru çapı seçilirken hidrolik hesaplar neticesinde tüm sınırlayıcıları sağlayan, ihtiyaca cevap veren boru çapı tespit edilmelidir. Epanet programı yardımıyla kolaylıkla tasarımı yapılan su dağıtım şebekelerinin optimum değerine Epanet ortamında ulaşılamamaktadır. Bütün ihtimalleri deneyerek optimum boru çapını bulmak özellikle büyük ve karmaşık şebekelerde neredeyse imkansızdır. Bu haliyle şebekedeki optimum çap değerine ulaşmak optimizasyon problemi haline gelmiştir. Bu tez çalışmasında optimizasyonlar, Epanet-MATLAB araç seti kullanılarak şebeke verilerinin MATLAB'a aktarılması ve amaç fonksiyonunun metasezgisel algoritmaların içerisine yerleştirilmesi ile gerçekleştirilmiştir.

Epanet' te belirli bir zaman diliminde şebekedeki boruların hidrolik durumunu belirleyen akış sürekliliği ve yük kaybı denklemlerini hesaplamak için kullanılan metot

hibrit bir düğüm döngüsü yaklaşımı olarak tanımlanabilir (Rossman 2000). Todini ve Pilati (1987) bu yöntemi "Gradyan Yöntemi" olarak adlandırmıştır. Bu yüksek lisans tez çalışmasında 1994 yılında Rossman tarafından geliştirilen Epanet programı kullanılarak tasarım yapılmıştır. Epanet programı su dağıtım şebekesi hidrolik hesabı yaparken "Gradyan yöntemi" kullanır (Majidi vd. 2018). Farklı yaklaşımlar arasından Todini ve Pilati (1987)'nin yaklaşımı daha basit olduğu için Epanet 'de kullanılmak üzere seçilmiştir. Gradyan çözüm yöntemi, akış sürekliliğini tam olarak sağlayamayacak her bir borudaki akışların bir ön tahmininin yapılması ile başlar. Yöntemin her yinelemesinde, matris denklemi çözülerek yeni düğüm yükleri bulunur (Rossman 2000). Epanet ile tasarım yapılırken kısaca şu adımlar izlenir;

1. Projenin kurulumu
2. Projenin çizilmesi
3. Nesne özelliklerinin tanımlanması
4. Projenin kaydedilmesi
5. Projenin çalıştırılması
6. Gerekli şekil, çizelge ve raporların elde edilmesi

3.2. Metot

Şebeke optimizasyonu yapılırken Epanet-MATLAB araç seti kullanılarak, Epanet'te tasarlanan şebeke verileri MATLAB programına aktarıldı. MATLAB programında metasezgisel algoritma kodları kullanılarak şebeke optimize edildi.

3.2.1. Temel Denklemler

Akım, akışkanın sahip olduğu 3 temel büyüklük ile ifade edilir. Bunlar kütle veya debi, enerji ve momentumdur. Bu büyüklüklerin sistem boyunca her kısımda korunum halinde olması gerekir.

3.2.1.1. Süreklilik Denklemi

Süreklilik denklemi akışkan kütlesinin aktığı boru içerisindeki miktarının korunumunu ifade eder. Belli bir kontrol hacmine giren kütle ile çıkan kütlenin farkı, kontrol hacmindeki kütle artışına eşittir. Bu eşitliğin farklı 2 kesit için düşünülmesi denklem 3.1 ile ifade edilebilir.

$$Q = \int_A v\,dA = V_1 A_1 = V_2 A_2 \qquad 3.1$$

Burada; Q akışkan debisini, V akışkanın ortalama kesitsel hızını, A ise kesit alanına karşılık gelir.

3.2.1.2. Momentum Korunumu

Newton'nun 2. kanunu, kütlesi m olan bir akışkan parçacığına uygulandığında parçacık üzerine etki eden kuvvetler toplamı, parçacığın kütlesi ile ivmesinin çarpımına eşittir (F=m.a). Parçacığın kütlesi ile hızının çarpımı (m.V) parçacığın lineer momentumudur. Hareket halindeki akışkan parçacıkları daima bir momentuma sahiptir. Akım hızı ve yönü akım alanı içinde yerel değişiklikler gösterir, bu durumda akışkan parçacıklarının momentumları da değişir.

$$\sum F_{net} = \dot{m}(V_2 - V_1) = \rho Q\,(V_2 - V_1) \qquad 3.2$$

Burada F_{net} net kuvveti, $\dot{m}$ kütlesel debiyi, V_2 ve V_1 sırasıyla çıkış ve giriş kesitsel ortalama hızı, ρ ise özgül kütleyi temsil etmektedir.

3.2.1.3. Enerji Denklemi

Genel korunum ilkesinin bir gereği olarak enerji de yaratılamaz ve yok edilemez, ancak enerji türleri birbirine dönüştürülebilir. Akışkanların enerjisi hız yükü, basınç yükü, potansiyel enerji ve iç enerjilerini kapsar (denklem 3.3).

$$\frac{V_1^2}{2g} + \frac{p_1}{\gamma} + z_1 = \frac{V_2^2}{2g} + \frac{p_2}{\gamma} + z_2 + \sum h_{L_{1-2}} \qquad 3.3$$

Burada; $\frac{V^2}{2g}$ hız yükü veya birim akışkan ağırlığı başına düşen kinetik enerjiyi, $\frac{P}{\gamma}$ basınç yükünü veya birim akışkan ağırlığı başına düşen akış enerjisini, z zemin kotu veya birim birim akışkan ağırlığı başına düşen potansiyel enerjiye, $h_{L_{1-2}}$ ise 1. ve 2. nokta arasındaki yük kaybını ifade eder.

3.2.2. Borularda Sürekli Yük Kaybı Hesabı

Boru içerisinde akan suyun boru çeperi ile sürtünmesinden meydana gelen hidrolik yük kaybı Hazen-Williams, Chezy-Manning, Darcy-Weisbach formüllerinden biri kullanılarak hesaplanabilir.

3.2.2.1. Hazen-Williams Formülü

Hazen-Williams formülü ABD'de en yaygın kullanılan yük kaybı formülüdür (Rossman 2000). Hazen-Williams formülü su dışında başka bir sıvı için kullanılamaz ve türbülanslı akımlar için geçerli olan bir formüldür. Yük kaybı 3.4 eşitliği, yük kaybının hesaplanmasında kullanılan K direnç katsayısı denklem 3.5 kullanılarak hesaplanır.

$$hf = K\ Q^n \qquad 3.4$$

Burada; hf yük kabı, K direnç katsayısı, Q akışkanın debisi, n ise akış kuvvet çarpanıdır.

$$K = \frac{C_K\ L}{C_{HW}^{1.852}\ D^{4.87}} \qquad 3.5$$

Burada; C_K boyut sabiti (Çizelge 3.2' de verilmiştir), C_{HW} Hazen-Williams pürüzlülük katsayısı (Çizelge 3.3' te verilmiştir), D boru çapı ve L boru uzunluğudur.

3.2.2.2. Chezy-Manning Formülü

Chezy-Manning formülü daha çok açık kanal akımları için kullanılır. Yük kaybı denklemi Hazen-Williams denkleminde olduğu gibi denklem 3.4 kullanılarak hesaplanır ve direnç katsayısı (K) 3.6 eşitliği ile hesaplanır.

$$K = \frac{C_K\ n^2\ L}{D^{5.33}} \qquad 3.6$$

C_K Boyut sabiti (Çizelge 3.2' de verilmiştir), n Chezy-Manning pürüzlülük katsayısıdır (Çizelge 3.3' te verilmiştir).

3.2.2.3. Darcy-Weisbach Formülü

Darcy-Weisbach formülü teorik olarak gerçeğe en yakın olan formüldür.

Bütün akış rejimleri ve bütün sıvı akışları için kullanılabilir. Boruda oluşan yük kaybı 3.7 eşitliği ile hesaplanır.

$$hf = f\frac{L}{D}\frac{V^2}{2g} = f\frac{L}{D}\frac{Q^2}{2gA^2} \qquad 3.7$$

Burada; f sürtünme faktörü, g yerçekimi ivmesi ve hf yük kaybıdır.

$$Re = \frac{VD}{v} \qquad 3.8$$

Burada; Re Reynolds sayısı, v kinematik viskozitedir.

Epanet, akış rejimine bağlı olarak sürtünme faktörünü (f) hesaplamak için farklı yöntemler kullanır (Rossman 2000):

1) Laminer akış için Hagen-Poiseuille formülü kullanılır (Re <2 000)

$$f = \frac{64}{Re} \qquad 3.9$$

2) Tamamen türbülanslı akış için Colebrook-White denkleminin Swamee ve Jain yaklaşımı kullanılır (Re> 4 000)

$$f = \frac{0.25}{\left(\ln\left(\frac{e}{3.7D} + \frac{5.74}{Re^{0.9}}\right)\right)^2} \qquad 3.10$$

3) Geçiş akışı için Moody Diyagramından (şekil 3.1) bir kübik enterpolasyon kullanılır (2 000<Re<4 000)

$$f = \left(X1 + R\left(X2 + R(X3 + X4)\right)\right) \qquad 3.11$$

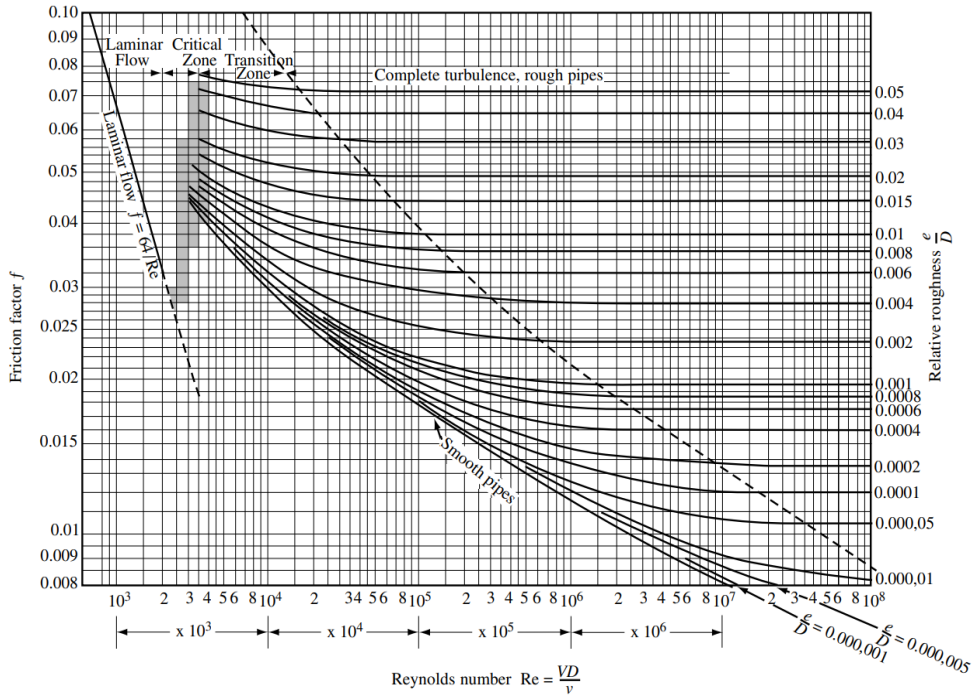
$$X1 = 7FA - FB, \qquad X2 = 0.128 - 17FA + 2.5FB$$

$$X3 = -0.128 + 13FA - 2FB, \qquad X4 = R(0.032 - FA + 0.5FB)$$

$$R = \frac{Re}{2000}$$

$$FA = (Y3)^{-2}, \quad FB = FA\left(2 - \frac{0.00514215}{(Y2)(Y3)}\right) \qquad 3.12$$

$$Y2 = \frac{e}{3.7D} + \frac{5.74}{Re^{0.9}}, \qquad Y3 = -0.86859Ln\left(\frac{e}{3.7D} + \frac{5.74}{4000^{0.9}}\right)$$



Şekil 3. 2. Moody diyagramı (Larock vd. 1999)

Çizelge 3. 2. Hazen-Williams ve Chezy-Manning formülleri için CK değerleri

Çap ve boru uzunluğu birimleri		**Hazen-Williams CK**	**Chezy-Manning CK**
D	**L**		
ft	ft	4.73	4.66
in	ft	8.53x105	2.65x106
m	m	10.67	10.29

Çizelge 3. 3. Hazen-Williams, Darcy-Weisbach, Chezy-Manning formüllerinde kullanılan pürüzlülük katsayısının boru malzemesine bağlı değişimi

Boru malzemesi	**Hazen-Williams C_{HW} (birimsiz)**	**Darcy-Weisbach e (ft)(x10^{-3})**	**Chezy-Manning n (birimsiz)**
Dökme demir	130-140	0.85	0.012-0.015
Beton veya beton astarlı	120-140	1.0-10	0.012-0.017
Galvanize demir	120	0.5	0.015-0.017
Plastik	140-150	0.005	0.011-0.015
Çelik	140-150	0.15	0.015-0.017
Vitrifiye (sirli) kil	110		0.013-0.015

3.2.3. Yersel Yük Kaybı Hesabı

Küçük yük kayıpları olarak da bilinen dirseklerde ve vanalarda meydana gelen kayıplardır. Bu yük kayıplarının şebekeye ilave edilmesi projenin doğruluk oranını

artıracaktır. Yersel yük kayıpları bağlantı elemanlarının durumuna göre bağlantıya küçük bir katsayı eklenerek hız yüksekliği ile çarpılması ile meydana gelir. Genel olarak 3.13 eşitliği ile elde edilir.

$$h_L = K\left(\frac{V^2}{2g}\right) \qquad 3.13$$

Burada; h_L yersel yük kaybı, K yük kayıp katsayısı, V kesitsel ortalama hız, g yerçekimi ivmesidir. Yük kayıp katsayısının seçilen bağlantı elemanının özelliğine göre aldığı değerler Çizelge 3.4'te verilmiştir.

Çizelge 3. 4. Yük kayıp katsayı değerleri (Rossman 2000)

BAĞLANTI ELEMANI	KAYIP KATSAYISI (K)
Küresel vana (tam açık)	10.0
Açılı vana (tam açık)	5.0
Kanatlı kontrol vanası (tam açık)	2.5
Sürgülü vana (tam açık)	0.2
Kısa yarıçaplı dirsek	0.9
Orta yarıçaplı dirsek	0.8
Uzun yarıçaplı dirsek	0.6
45 derece dirsek	0.4
Kapalı dönüş bükümü	2.2
Standart t-akışı düz doğrultuda	0.6
Standart t-akışı dal doğrultuda	1.8
Hazne giriş	1.0
Hazne çıkış	0.5

3.2.4. Su Dağıtım Şebekelerinin Optimum Tasarımı

Su dağıtım şebekelerinin optimum tasarımı yapılırken amaç doğrultusunda bazı eşitlikler kullanılmaktadır. Daha önceki bölümlerde de ifade edildiği gibi bir su dağıtım şebekesinde amaç ihtiyaç duyulan suyu en düşük maliyetle tüketiciye ulaştırmaktır. Bu doğrultuda şebeke tasarımı yapılırken amaç fonksiyonumuz;

$$f = \min \sum_{i=1}^{M} CD_i L_i \qquad 3.14$$

şeklinde ifade edilir. Burada f amaç fonksiyonunu, M şebekedeki toplam boru sayısını, CD_i seçilen i numaralı boruya karşılık gelen boru birim maliyetini, L_i ise i numaralı borunun uzunluğunu ifade etmektedir. Bu amaç fonksiyonu için optimum maliyet hesaplanırken şebekedeki borularda ve düğüm noktalarında veya başka bir fiziksel veya

fiziksel olmayan bileşeninde tasarım kriterlerine göre belli sınırlayıcılar eklendiğinden, amaç fonksiyonu değeri bu sınırlayıcıları da sağlayan değerlerden oluşmalıdır. Bu tez çalışmasında şebekedeki boru çapları için bir optimizasyon işlemi yapılırken düğüm noktalarında istenen işletme basıncını sağlayacak şekilde basınç sınırlayıcısı eklenmiştir. Düğüm noktalarında basınç sınırlayıcısı;

$$P_{min} \leq P_j \leq P_{max} \qquad j = 1 \dots \dots \dots . N \qquad 3.15$$

Denklem 3.15'deki gibi ifade edilmektedir. Burada N şebekedeki toplam düğüm noktası sayısını, P_{min} düğüm noktalarındaki minimum işletme basıncını, P_{max} düğüm noktalarındaki maksimum işletme basıncını ve P_j ise j numaralı düğüm noktasındaki basıncı temsil etmektedir. Düğüm noktasındaki işletme basınç kontrolü yapılırken, düğüm noktalarındaki basıncın belirlenen alt (P_{min}) ve üst (P_{max}) sınırlar arasında kalmasını sağlamak için bir ceza maliyet değeri tanımlanır. Ceza maliyeti denklem 3.14 'teki toplam maliyete eklenerek aşağıdaki gibi tanımlanmıştır.

$$f = \min \sum_{i=1}^{M} CD_i L_i + P_{ceza}$$

Düğüm noktalarındaki basınç değerleri sınırları aşınca o çözüm değerine ceza maliyet değeri P_{ceza} eklenerek ($9x10^{50}$ gibi oldukça büyük bir değer seçildi) toplam şebeke maliyeti arttırıldı. Sonraki aşamalarda çözüm fonksiyonları maliyet değerine göre sıralanıp minimum maliyetli çözüm optimal çözüm olarak alınacağından sınırları ihlal eden çözüm elenmiş olacaktır.

Düğüm noktalarındaki süreklilik kontrolü denklem 3.16 yardımıyla yapılır.

$$Q_j^{giren} - Q_j^{çıkan} - Q_j^{çekilen} = 0 \qquad j = 1 \dots \dots \dots . N \qquad 3.16$$

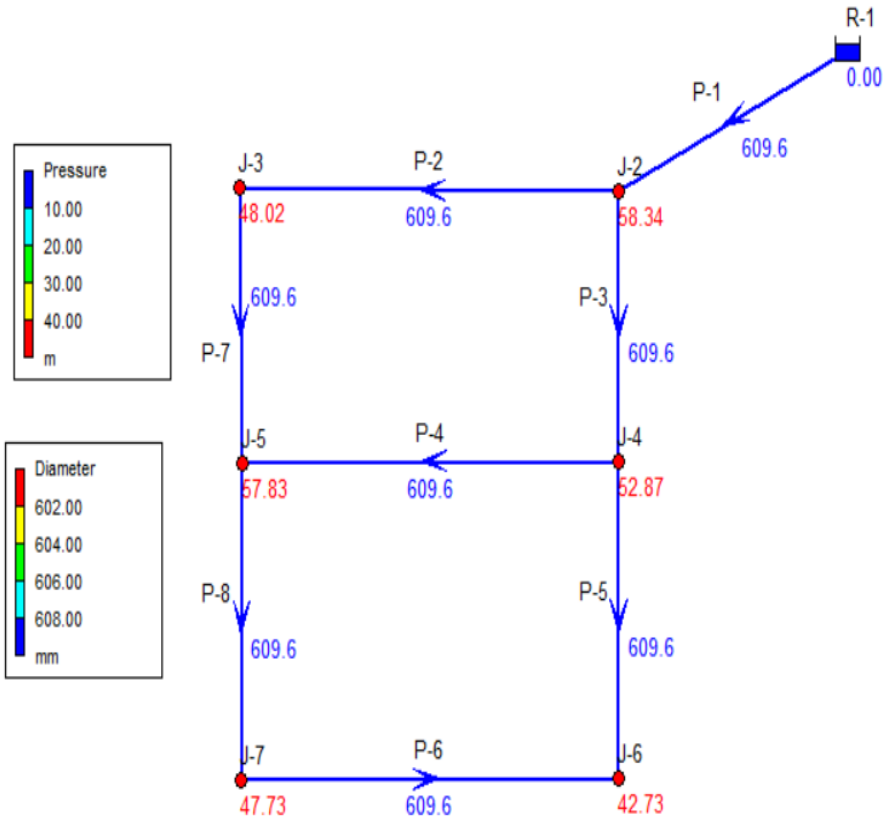
Burada; Q_j^{giren} düğüme giren debi, $Q_j^{çıkan}$ düğümden çıkan debi, $Q_j^{çekilen}$ düğümden çekilen debi ve N düğüm nokta sayısıdır.

3.2.5. Uygulamada Kullanılacak Şebekeler

Bu tez çalışmasında önceki araştırmacılar tarafından sürekli kullanılan ve birer test şebekesi haline gelmiş Alperovits ve Shamir ile Hanoi Şehir şebekeleri kullanılmıştır.

3.2.5.1. Alperovits ve Shamir Şebekesi

Alperovits ve Shamir (1977), su dağıtım şebekesinde optimizasyon yapan ilk araştırmacılardandır. Çalışmalarında 8 borudan oluşan hayali bir şebeke kullanmışlar ve Lineer Programlama (LP) yöntemini kullanarak maliyet optimizasyonu yapmışlardır. Bu şebeke daha sonra bu konuda çalışan araştırmacılar için bir test şebekesi haline gelmiş ve araştırmacılar kullandıkları yöntemi bu fiktif şebekeye uygulayarak elde ettikleri sonuçları yorumlamışlardır.



Şekil 3. 3. Optimizasyon öncesi Alperovits ve Shamir şebekesi Epanet tasarımı

Şebeke 8 boru, 6 düğüm noktası ve bir rezervuardan oluşmaktadır. Her bir boru 1 000 m uzunluğunda olup, Williams – Hazen katsayısı C_{WH}=130 olarak alınmıştır. Şebeke Epanet programıyla rastgele seçilen başlangıç çapları kullanılarak tasarlanmıştır. Başlangıç tasarımının kolay ve kısa sürede yapılması için bütün boruların başlangıç çap değeri aynı seçilmiştir. Şebekede düğüm noktalarında istenen minimum basınç değeri 30 m olarak belirtilmiştir.

Çizelge 3. 5. Alperovits And Shamir Şebekesi Çap ve birim maliyet değerleri

Çap (inç)	**Çap (mm)**	**Birim maliyet (Birim/m)**
1	25.4	2
2	50.8	5
3	76.2	8
4	101.6	11
6	152.4	16
8	203.2	23
10	254	32
12	304.8	50
14	355.6	60
16	406.4	90
18	457.2	130
20	508	170
22	558.8	300
24	609.6	550

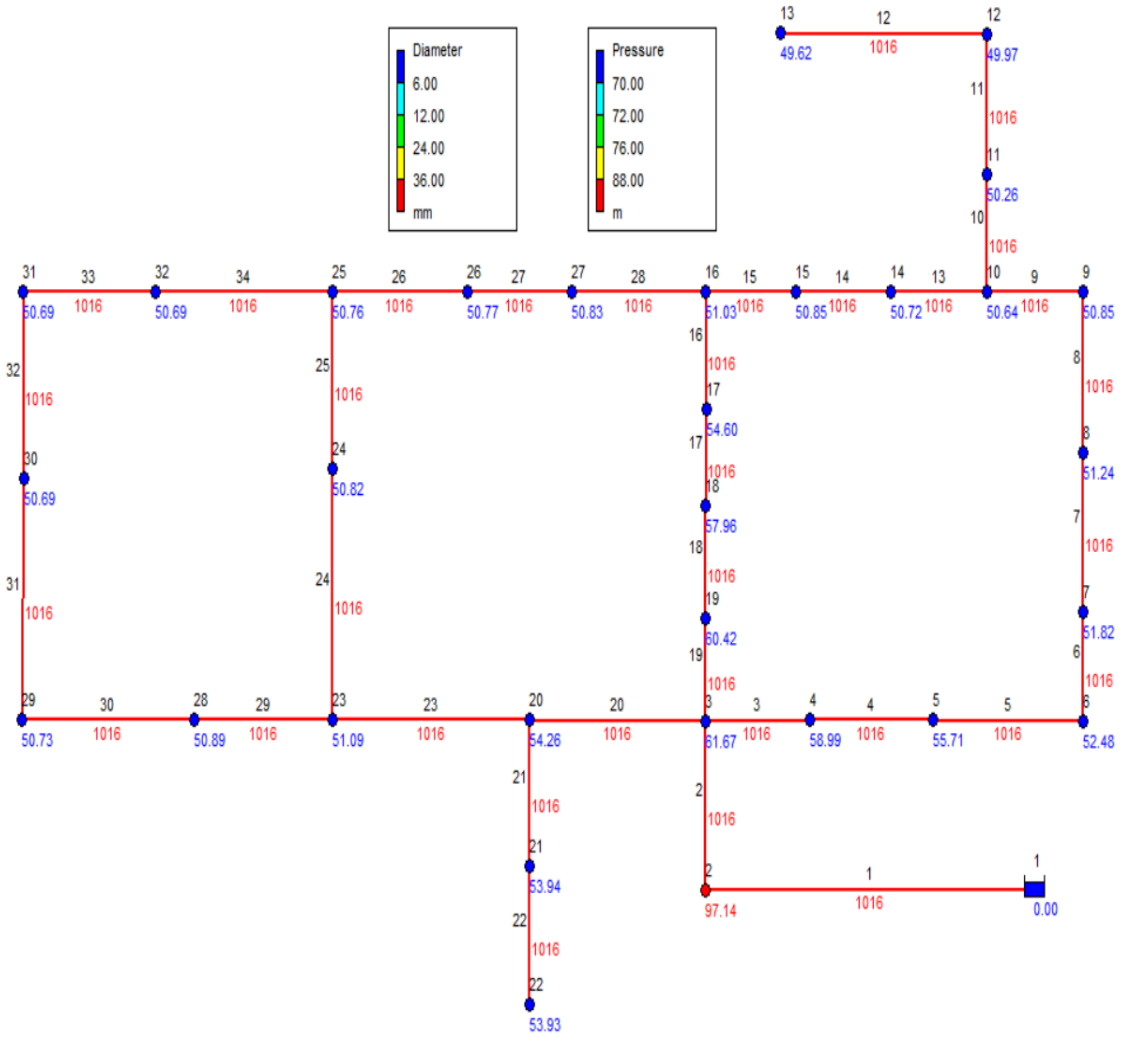
Kullanılan ticari çaplar ve birim maliyetler Çizelge 3.5'te, başlangıç Epanet tasarımı Şekil 3.3'te, düğüm noktalarındaki ihtiyaç debisi ile zemin kotu ve başlangıç boru çapı ile tanımlı boru uzunluk değerleri Çizelge 3.6' da verilmiştir.

Çizelge 3. 6. Alperovits And Shamir şebekesi optimizasyon öncesi düğüm noktası ve bağlantı özellikleri

Node ID	**Elevation (m)**	**Demand (CMH)**	**Link ID**	**Length (m)**	**Diameter (mm)**
Junc J-2	150	100	Pipe P-2	1 000	609.6
Junc J-3	160	100	Pipe P-3	1 000	609.6
Junc J-4	155	120	Pipe P-4	1 000	609.6
Junc J-5	150	270	Pipe P-5	1 000	609.6
Junc J-6	165	330	Pipe P-8	1 000	609.6
Junc J-7	160	200	Pipe P-6	1 000	609.6
Resvr R-1	210	-1 120	Pipe P-7	1 000	609.6
			Pipe P-1	1 000	609.6

3.2.5.2. Hanoi Şehir Şebekesi

İlk kez Fujiwara ve Khang (1990) tarafından kullanılan daha sonra bu konuda çeşitli araştırmacılar tarafından bir test şebekesi olarak tercih edilen Hanoi kenti su dağıtım şebekesi, 31 düğüm noktası ve 34 adet borudan oluşmaktadır. Şebekedeki tüm düğüm noktalarının kotu 0 (sıfır), rezervuar kotu ise 100 m'dir (Şekil 3.4).



Şekil 3. 4. Optimizasyon öncesi Hanoi şehir şebekesi Epanet tasarımı

Sistemde istenen minimum basınç değeri 30 m olarak belirtilmiştir. Bütün borularda C_{WH} katsayısı 130 alınmıştır. Tamamen cazibe ile çalışan bu sistem, mevcut ticari boru çapları kullanılarak istenen kotlar altında en ekonomik sistemi oluşturacak şekilde tasarlanmaya çalışılmıştır.

Çizelge 3. 7. Hanoi şehir şebekesi kullanılacak ticari çaplar ve birim maliyetleri

Ticari boru çapları (mm)	**Boru birim maliyeti (Birim/mm)**
304.8	45.726
406.4	70.4
508	98.378
609.6	129.333
762	180.748
1 016	278.280

Çizelge 3. 8. Hanoi şehir şebekesi optimizasyon öncesi düğüm noktası ve bağlantı özellikleri

Node ID	**Elevation (m)**	**Demand (CMH)**	**Link ID**	**Diameter (mm)**	**Length (m)**
Junc 2	0	890.00	Pipe 1	1 016	100
Junc 3	0	850.00	Pipe 2	1 016	1 350
Junc 4	0	130.00	Pipe 3	1 016	900
Junc 5	0	725.00	Pipe 4	1 016	1 150
Junc 6	0	1 005.00	Pipe 5	1 016	1 450
Junc 7	0	1 350.00	Pipe 6	1 016	450
Junc 8	0	550.00	Pipe 7	1 016	850
Junc 9	0	525.00	Pipe 8	1 016	850
Junc 10	0	525.00	Pipe 9	1 016	800
Junc 11	0	500.00	Pipe 10	1 016	950
Junc 12	0	560.00	Pipe 11	1 016	1 200
Junc 13	0	940.00	Pipe 12	1016	3 500
Junc 14	0	615.00	Pipe 13	1 016	800
Junc 15	0	280.00	Pipe 14	1 016	500
Junc 16	0	310.00	Pipe 15	1 016	550
Junc 17	0	865.00	Pipe 16	1 016	2 730
Junc 18	0	1 345.00	Pipe 17	1 016	1 750
Junc 19	0	60.00	Pipe 18	1 016	800
Junc 20	0	1 275.00	Pipe 19	1 016	400
Junc 21	0	930.00	Pipe 20	1 016	2 200
Junc 22	0	485.00	Pipe 21	1 016	1 500
Junc 23	0	1 045.00	Pipe 22	1 016	500
Junc 24	0	820.00	Pipe 23	1 016	2 650
Junc 25	0	170.00	Pipe 24	1 016	1 230
Junc 26	0	900.00	Pipe 25	1 016	1 300
Junc 27	0	370.00	Pipe 26	1 016	850

Çizelge 3. 8. Hanoi şehir şebekesi optimizasyon öncesi düğüm noktası ve bağlantı özellikleri (devamı)

Junc 28	0	290.00	Pipe 27	1 016	300
Junc 29	0	360.00	Pipe 28	1 016	750
Junc 30	0	360.00	Pipe 29	1 016	1 500
Junc 31	0	105.00	Pipe 30	1 016	2 000
Junc 32	0	805.00	Pipe 31	1 016	1 600
Resvr R-1	100.0	-19 940	Pipe 32	1 016	150
			Pipe 33	1 016	860
			Pipe 34	1 016	950

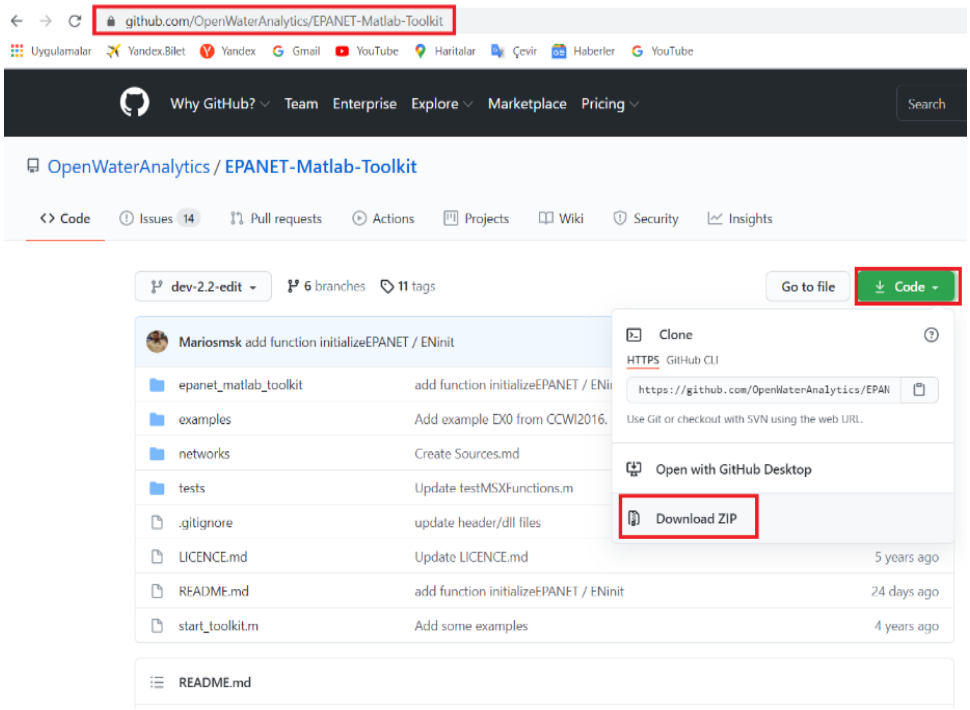
Şebekede kullanılan ticari boru çapları ile boru çapına karşılık gelen boru birim maliyeti Çizelge 3.7'de, optimizasyon öncesi şebekenin Epanet tasarımı Şekil 3.4'te, düğüm noktasındaki zemin kotu ile ihtiyaç debisi ve boruların uzunluğu ile rastgele seçilen başlangıç boru çapları Çizelge 3.8' de verilmiştir. Araştırmacılar tarafından birer test şebekesi haline gelmiş Hanoi şehir şebekesi sonuçların karşılaştırılması ve yöntem performanslarının karşılaştırılması için şebeke özellikleri değiştirilmeden aynı tutulmuştur.

3.2.6. Epanet-MATLAB Araç Setinin Kullanılması

Tezin materyal bölümünde detaylı bir şekilde anlatılan Epanet-MATLAB araç setini etkin ve doğru bir şekilde kullanabilmek için aşağıdaki işlem adımları takip edilmelidir;

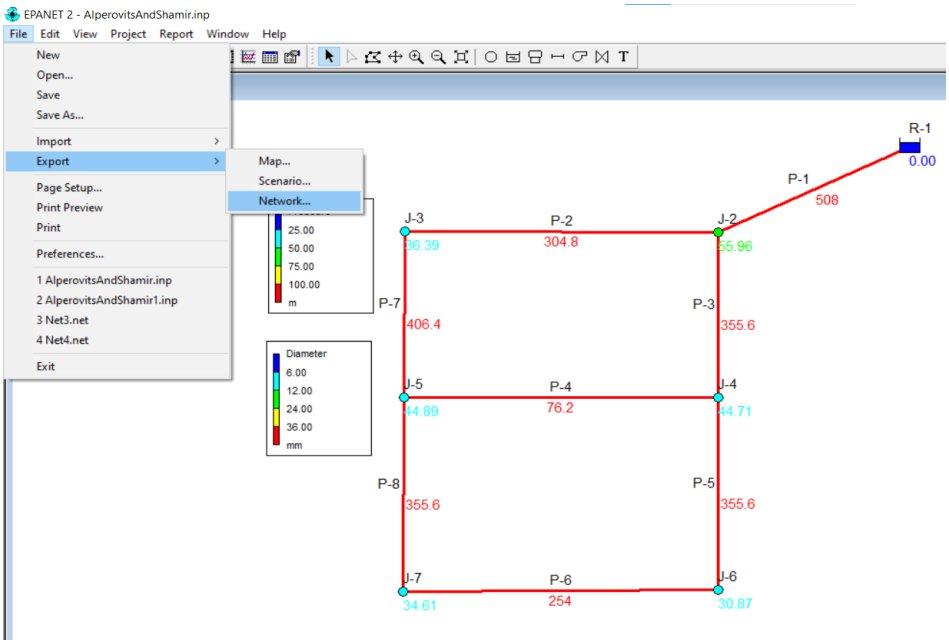
Adım 1: Marios Kyriakou ve Demetrios Eliades tarafından oluşturulmuş ücretsiz portal Github'daki "Open Water Analytics" şirketi tarafından yönetilen dijital bir depoda erişilebilen MATLAB'ın Epanet'e bağlanmasını sağlayan araç setinin MATLAB kodları Github internet sitesinden[5] indirilir ve MATLAB dosya klasörüne aktarılır (Şekil 3.5).

[5] https://github.com/OpenWaterAnalytics/EPANET-Matlab-Toolkit



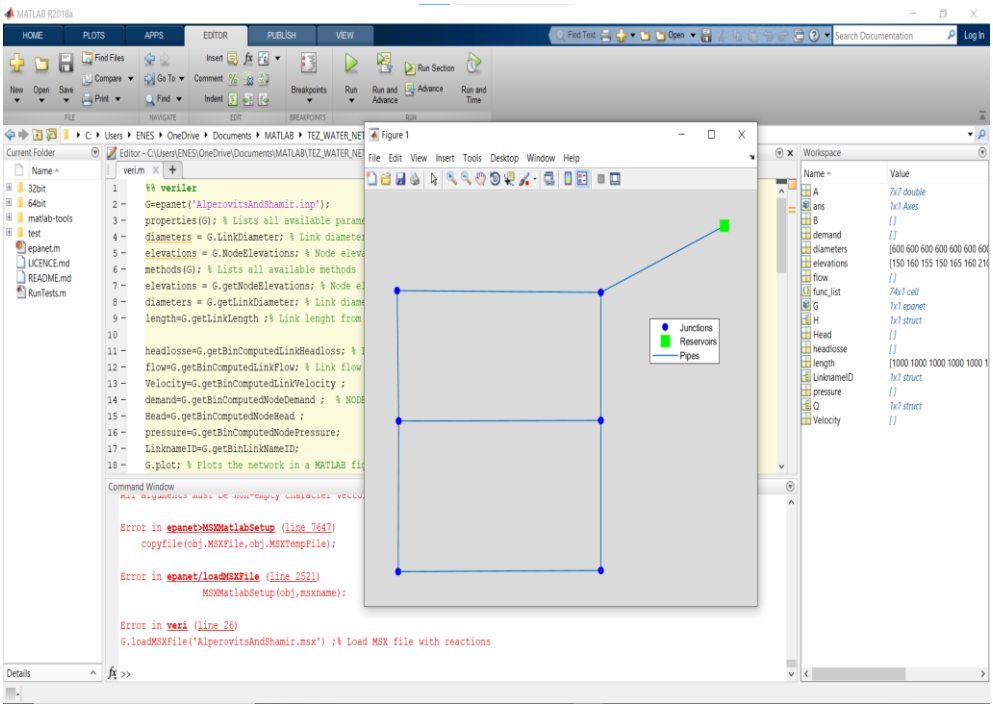
Şekil 3. 5. Epanet-MATLAB araç seti internet adresi

Adım 2: Epanet programında başlangıç boru çapları rastgele tanımlanan ve diğer tüm değerleri şebeke özelliğine göre doğru bir şekilde girilen şebekenin verileri inp. formatında dışa aktarılıp MATLAB dosya klasörüne aktarılır (Şekil 3.6).



Şekil 3. 6. Epanet' den şebeke verilerinin çekilmesi

Adım 3: MATLAB' da açılan yeni bir editörde Epanet verilerine ulaşmamızı, değiştirmemizi vb. birçok değişiklik yapmamızı sağlayacak kodlar yardımıyla veriler çağrılıp okunur (Şekil 3.7).



Şekil 3. 7. Epanet verilerinin MATLAB ortamında okutulması

3.2.7. Optimizasyon

Optimizasyon; var olan kaynakları (işgücü, zaman, para, süreç, hammadde, kapasite, ekipman vb.), en verimli şekilde kullanarak, belirli sınırlayıcıları sağlayacak şekilde belirli amaçlara ulaşmayı sağlayan bir teknoloji olarak tanımlanmaktadır. Bazı sınırlayıcıları karşılayacak şekilde bilinmeyen optimum parametre değerlerinin bulunmasını içeren herhangi bir problem de optimizasyon problemi olarak tanımlanabilir. Herhangi bir optimizasyon probleminde tanımlanan sınırlayıcıları sağlayan, problemin de büyüklüğüne bağlı olarak çoğu zaman sayısız çözüm noktası elde edilebilmektedir. Problemin niteliğine göre herhangi bir sınırlayıcı olması durumunda çözüm kümesi daralsa bile yine de istenen şartları sağlayan çok fazla çözüm noktası bulunmaktadır. Bu çözüm noktalarının teker teker denenmesi oldukça zor ve neredeyse imkânsızdır. Optimizasyon işlemi sayesinde bu çözüm kümesi içerisindeki noktalardan istenen amaca göre en iyisine kısa sürede kolay bir şekilde ulaşılmaktadır.

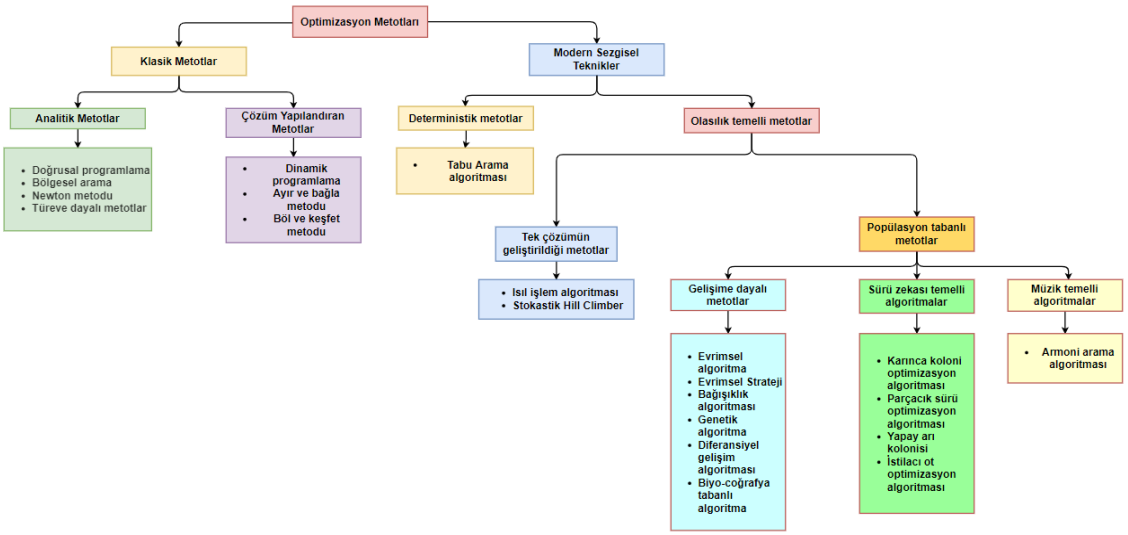
Mühendisler sürekli olarak, işleri verimli bir şekilde yapacak cihaz ve ürün tasarlamak zorundadırlar. Bunu yaparken fiziksel dünyanın sınırlayıcılarıyla karşılaşırlar. Ayrıca maliyetleri de düşük tutmak zorundadırlar. Bu nedenle daima, işlevle sınırlayıcıları dengelemeleri gereken optimizasyon problemleriyle karşı karşıyadırlar. Mühendislikte sık karşılaşılan bazı optimizasyon problemlerine örnekler aşağıda verilebilir;

- Su verimliliğini artırmak için sulama sistemlerinin modernizasyonu ve optimizasyonu
- Biyo-yakıt tesislerinde enerji ve su optimizasyonu.
- İnşaat mühendisliğinde yapıların minimum maliyetle tasarımı.
- Potansiyel enerjiyi minimuma indirerek yapıların davranışını tahmin etmek.
- Su kaynaklarını en iyi şekilde yönetmek.
- Su dağıtım şebekelerinde pompaların optimum kontrolünü yapmak.
- Elektrik devre ve makinelerinin güçlerini maksimuma çıkarırken ısı üretimlerini minimumda tutmak.
- Bir satış elemanının iş gezisi sırasında ziyaret ettiği şehirler arasındaki en kısa yolu bulmak.
- Minimum hatayla istatistiksel analiz ve modeller.
- Sulama için fotovoltaik su pompalama sistemlerinin ekonomik optimizasyonu.
- En düşük maliyetle su kalitesi standartlarını sağlayan su arıtma sistemleri tasarımı.
- Minimum maliyetli içme suyu şebeke tasarımı.
- Su kalite ve güvenirlik optimizasyonu yapmak.

Böylesi güç mühendislik problemlerinde amaç fonksiyonunu minimize edecek çözüm noktalarını bulmak optimizasyon işlemiyle kısa sürede çözülebilmektedir. Burada amaç fonksiyonu problemin türüne göre (kar maksimizasyonu, maliyet minimizasyonu, zaman minimizasyonu vb.) değişkenlik gösterebilmektedir.

3.2.7.1. Optimizasyon Algoritmalarının Sınıflandırılması

Optimizasyon işleminde birçok algoritma önerilmekte ve her geçen gün farklı durumlardan esinlenerek yeni algoritmalar geliştirilmektedir.



Şekil 3. 8. Optimizasyon metotlarının sınıflandırılması

Optimizasyon problemlerini çözmek için modern sezgisel optimizasyon teknikleri ve klasik metotlar mevcuttur. Fakat son yıllarda özellikle doğal oluşumlardan esinlenerek hazırlanmış modern sezgisel optimizasyon tekniklerinde büyük bir artış meydana gelmiştir. Şekil 3.8' de bazı klasik optimizasyon teknikleri ve modern sezgisel tekniklerin sınıflandırılması sunulmuştur.

Klasik optimizasyon teknikleri, tüm çözüm kümesini tarayarak sonuca ulaşmayı amaçlarken, modern sezgisel optimizasyon teknikleri, çözüm kümesine sezgisel olarak yaklaşmakta ve en iyi çözüme veya en iyi çözüme yakın bir sonuca ulaşmayı amaçlamaktadır (Çelik vd. 2019). Çözüm kümesi geniş olan problemlerde klasik optimizasyon tekniklerinin kullanımı maliyetlidir. Bu tarz problemleri çözmek için, sezgisel optimizasyon tekniklerinin kullanımı daha avantajlı olup daha fazla tercih edilmektedir. Bir optimizasyon metodunun her tür problem optimizasyonunda başarılı olması beklenemez (Çelik vd. 2019). Bu nedenle hangi tür problemin hangi metot ile daha iyi çözüldüğünün belirlenmesi gerekmektedir. Günümüzde temel sezgisel tekniklerin birlikte kullanımı sonucunda metasezgisel isimli algoritmalar geliştirilmiştir. Olasılık temelli ancak içerisine belli bir mantık yerleştirilerek arama uzayında kısa sürede, yerel optimum sonuçlara takılmadan global optimum sonuçlara ulaşmayı hedefler. Bu algoritmalar, yüksek seviyeli çalışma ortamında, verimli arama işlemleri kullanarak çözüm uzayındaki optimum çözüme daha hızlı şekilde ulaşmayı hedefler. Metasezgisel optimizasyon tekniklerinin farklı problem optimizasyonunda kullanımlarının yaygın olması sebebiyle, günümüzde doğadan esinlenerek birçok yeni

metasezgisel optimizasyon algoritmaları oluşturulmaktadır. Oluşturulan bu algoritmalar üzerinde geliştirmeler ve hibrit çalışmalar da yapılmaktadır.

3.2.7.2. Optimizasyon Değişkenleri

Su dağıtım şebeke optimizasyonu, şebekedeki boru çapları değiştirilerek yapılmaktadır. Optimizasyon işlemi için mevcut çalışmada metasezgisel yöntemler kullanılmıştır. Metasezgisel yöntemler olasılık temelli ancak belli bir mantık çerçevesinde çalışmaktadırlar. Bu mantığı algoritmaya kazandıran denklemler bulunmaktadır. Bu denklemler ise kullanıcı tarafından belirlenen sabit katsayılar içermektedir. Katsayıların seçimi optimum sonucu bulma ve optimum sonuca ulaşma süresini doğrudan etkilemektedir. Genel olarak mevcut çalışmada kullanılan algoritmalarda, popülasyon sayısı (nPop), maksimum iterasyon sayısı (MaxIt) ve algoritma yapısına göre değişkenlik gösteren sabit katsayılar gibi kontrol parametreleri kullanıcı tarafından belirlenmektedir.

Popülasyon sayısı (nPop): Algoritmadaki toplam birey sayısını ifade etmektedir. Algoritmadaki her bir bireyin uygunluk değeri ise problem için muhtemel çözüme karşılık gelir. Birey, algoritma türüne göre farklı isimlendirilmektedir (GA=kromozom, ABC=arı, PSO=parçacık vb.).

Maksimum iterasyon sayısı (MaxIt): Algoritmadaki toplam döngü sayısını ifade etmektedir. Her bir döngü popülasyon sayısı kadar çözüm üretir. Algoritmada herhangi bir alt döngü yoksa değerlendirme sayısı, popülasyon sayısı ile iterasyon sayısının çarpımı ile elde edilir.

Diğer kontrol parametreleri algoritma türüne göre değişkenlik göstermektedir. Örneğin; GA 'da; çaprazlama oranı (Pc), mutasyon oranı (Pm), PSO algoritmasında; atalet ağırlığı (w), bilişsel öğrenme katsayısı (C_1), sosyal öğrenme katsayısı (C_2), parçacık maksimum ve minimum hızları (VelMax, VelMin), ABC algoritmasında; limit değerinin belirlenmesinde rol oynayan γ katsayısı, HS algoritmasında; armoni belleğini dikkate alma oranı (HMCR), tonlama ayarı (PAR), perde (bant) genişliği FW ve bant genişliği azaltma oranı (FW_damp), ACO algoritmasında; feromon katsayısı (α), buharlaşma parametresi (ρ) ve sezgisel katsayı (β) gibi değerler her bir algoritma için kullanıcı tarafından belirlenmektedir. Problem yapısına göre uygun değerlerin seçilmesi sonucun değeri ve sonuca ulaşma süresini doğrudan etkilediği düşünülmektedir. Bu

yüzden mevcut çalışmada deneme yanılma yoluyla her bir algoritma için uygun değerler belirlenmeye çalışılmıştır.

3.2.8. Metasezgisel Optimizasyon Algoritmaları

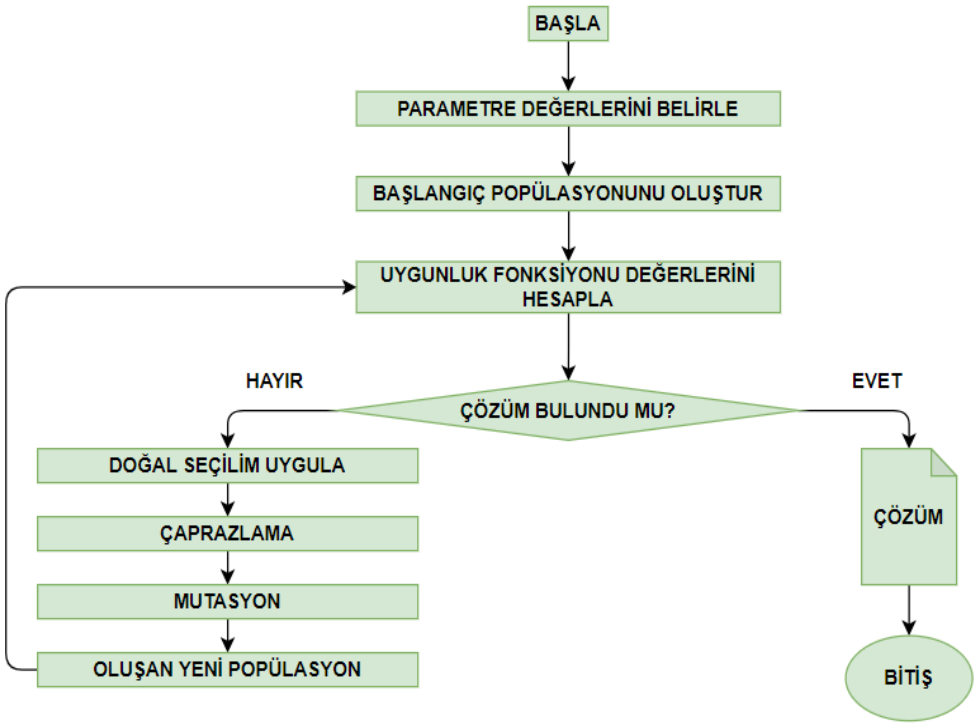
Çalışmanın bu bölümünde optimizasyon işleminde kullanılan metasezgisel algoritmalar detaylı bir şekilde tanıtılmıştır.

3.2.8.1. Genetik Algoritma (GA)

Genetik algoritma, Darwin'in evrim teorisine dayanan sezgisel bir optimizasyon yöntemidir. GA' nın fikir babası J. Holland olarak kabul edilmektedir. Holland, arkadaşları ve öğrencileri ile birlikte 'Genetik Algoritma' kavramını "Doğal ve Yapay Sistemlerde Uyarlama" kitabının yayınlanması ile literatüre kazandırmıştır (Karaboğa 2018). Holland'dan sonra Genetik Algoritma'ların gelişimi Goldberg ile devam etmiştir. Goldberg, GA'nın teoriden pratiğe dönüştürülememe tabusunu yıkmış ve 1989'da yayınlanan "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning" adlı kitabında GA içeren 83 uygulama göstermiştir (Altay 2007). Goldberg'in ardından GA çalışmaları geniş kullanım alanları bulmaya başlamış ve GA kodları kullanılarak bilgisayar programları ortaya çıkmıştır. Bunlar arasında en önemlisi 1992'de John Koza tarafından LISP ile yazılan bilgisayar programıdır (Altay 2007). GA yönteminde canlıların kalıtımında daha iyi nesillerin oluşturulmasında rol oynayan süreçler, optimizasyon problemlerine adapte edilerek en iyinin elde edilmesi amacıyla modellenmiştir. GA problemin çözüm kümesini evrim teorisine göre oluşturur. Temel mantığı bireylerden oluşan toplulukların nesilden nesle geçmesi sırasında kötü çözümlerin yok olmasına iyi çözümlerin ise kendini yenileyerek iyileştirilmesi ve daha iyi çözüm olmasıdır. GA' da genler problem içerisindeki değişkenleri temsil etmekte ve genler bir araya gelerek kromozomları oluşturur. Her bir kromozom problemdeki değişken sayısı kadar genlerden oluşmak zorundadır. Örneğin, 10 değişkenli bir problemde her bir kromozom da 10 gen olmalı ve problem 10 boyutunda bir matris olarak tanımlanır.

Kromozomlar problemin muhtemel çözüm kümelerini temsil eder ve kromozom sayısı kadar çözüm elde edilir. Kromozomların bir araya gelmesiyle popülasyon diye adlandırdığımız topluluk meydana gelir. GA yöntemi, sürekli ve ayrık değişkenleri

optimize edebilmesi, türevsel bilgilere ihtiyaç duymaması, amaç fonksiyonunu geniş bir uzay içinde arayabilmesi, çok sayıda değişken ile çalışabilmesi, karmaşık amaç fonksiyonuna sahip problemleri lokal minimum ya da maksimumlara takılmadan optimize edebilmesi, fazla sayıda deneysel ya da üretilmiş veri ile çalışabilmesi gibi özellikleri sebebiyle tercih edilebilir bir yöntem olarak tanımlanmıştır (Haupt ve Haupt 1998) . Genetik Algoritma, canlı sistemlerdeki genetik şifre mantığını kullanılarak sezgisel olarak en iyi kromozoma sahip bireyi veya en iyiye yakın olanı bulmayı amaçlar. Bu mantık doğrultusunda doğal seleksiyon yoluyla güçlü bireyler hayatta kalırken zayıf bireyler yok olur. Bu yöntemle evrim sonucu hayatta kalan birey en iyi sonuç olarak alınır. GA sezgisel bir yöntemdir. GA, başlangıçta bireylerden başlar ve bu bireylerden genetik işlemlerle çocuklar elde eder. Bu bireylerin özellikleri ve sayısı rassal olarak belirlenir. Bu bireyler de rassal olarak eşleştirilerek ebeveyn olurlar. Bu ebeveynlerden meydana gelen yeni bireyler (çocuklar) seleksiyon, çaprazlama, mutasyon gibi bir dizi genetik işlemlere tabi tutulurlar. Bu işlemlerin tekrarlanması ile evrim gerçekleştirilir. Genetik algoritmanın bitirilmesi bitiş ölçütlerinin gerçekleşip gerçekleşmediğine bağlıdır. Algoritmanın akış diyagramı Şekil 3.9'da verilmiştir.



Şekil 3. 9. GA akış diyagramı

GA Algoritmasının İşlem Adımları:

1. **Kodlama:**

Çözümleri probleme uygun şekilde tanımlamak için GA'da kodlama çok önemlidir. Burada, her kromozom muhtemel çözüm kümesine karşılık gelir.

Çizelge 3. 9. Örnek Alperovits And Shamir şebekesi kromozom yapısı

	Boru-1	**Boru-2**	**Boru-3**	**Boru-4**	**Boru-5**	**Boru-6**	**Boru-7**	**Boru-8**
Kromozom 1	457.2	406.4	254	101.6	25.4	508	609.6	50.8
…	…	…	…	…	…	…	…	…
…	…	…	…	…	…	…	…	…
Kromozom n	…	…	…	…	…	…	…	…

Su dağıtım şebekelerinde boru çap değerine göre optimum maliyet aranırken şebekedeki boru sayısı kromozomun uzunluğuna eşittir. Her sütun (gen) borunun çap değerine karşılık gelir ve boru sayısı kadar gen olması gerekmektedir. Alperovits ve Shamir şebekesinin örnek genetik kodlaması Çizelge 3.9' da gösterilmektedir.

2. **Başlangıç Popülasyonunu Oluşturulması:**

Araştırma ve uygulama çalışmalarında GA'nın başlangıç popülasyonu oluşturulurken farklı yöntemler takip edilebilir. Gerçek mühendislik problemlerinin çözümü için değil de araştırma amacıyla yapılan çalışmalarda kullanılan genetik algoritmaların başlangıç popülasyonu genellikle rastgele sayı üreticisi kullanılarak oluşturulur. Rastgele sayı üreticisi kullanılarak oluşturulan başlangıç popülasyonunda istenmeyen çözümler oluşabilmektedir. Eğer çözüm kümesi ile ilgili bazı bilgiler biliniyorsa başlangıç popülasyonu bu bilinen değerler kullanılarak da oluşturulabilir. Benzer şekilde çözüm kümesinde istenmeyen durumlar varsa bunlar da sınırlayıcı olarak tanımlanıp çözüm kümesinde bu istenmeyen durumların oluşması engellenebilir. Uygulamalarda genellikle kullanılan yöntem budur çünkü bu yöntem kullanıldığı zaman çözüm kümesi dar bir banda sıkıştırılmış olur. Böyle olunca optimal çözüm değerleri bulunurken hem ciddi manada zamandan tasarruf sağlanmış hem de istenmeyen çözüm kümeleri oluşmamış olur. Çizelge 3.9' da gösterildiği gibi popülasyon rastgele

oluşturulan bir kromozom kümesinden oluşur. Her kromozom, farklı borular için belirlenen çap tiplerinden oluşur.

3. Uygunluk Fonksiyonu Değerlerinin Hesaplanması:

Her kromozomun uygunluk değeri, aynı zamanda amaç fonksiyonunun değerini temsil eder ve her borunun uzunluğunun belirlenen boru tipinin fiyatı ile çarpılarak hesaplanır. Düğüm noktasında istenen basınç değeri ve borulardaki hız ile ilgili sınırlayıcılar ihlal edilirse, bir ceza uygulanır. Seçilen çap değerleri kullanılarak diğer hidrolik hesapları yapmak için şebekenin borularının çapları Epanet 'e yüklenir ve böylece hidrolik ağ sistemi, Epanet-MATLAB araç seti modele dahil edilir. Boruların türü, konumu ve uzunluğu değişmeden kalır ve su dağıtım şebekesinin yeni parametreleri Epanet tarafından hesaplanır ve sonuçlar MATLAB 'da ki algoritma tarafından döndürülerek kullanılır. Bu işlem, elde edilen programa göre ağ için en iyi maliyete kadar devam edilir.

4. Yeni Nesillerin Oluşturulması

a) Doğal Seçilim:

GA yönteminde gerçekleştirilen iterasyonlar sonucunda kromozomların temsil ettiği çözüm kümeleri oluşur. Oluşan bu çözüm kümelerinin oluşturduğu havuzdan yeni nesiller oluşturmak için çözüm kümeleri arasında seçim işlemi yapılması gerekmektedir. İlk etapta her uygunluk değeri için bir seçilme olasılığının hesaplanması gerekmektedir.

$$\emptyset_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{N} f_i} \qquad 3.17$$

Seçilme olasılığı denklem 3.17 yardımıyla i. bireyin uygunluk değerinin popülasyonun toplam uygunluk değerine bölünmesi ile elde edilir. Toplam uygunluk değeri, popülasyondaki tüm bireylerin uygunluk değerlerinin toplamı ile elde edilir. Seçilme olasılığı yüksek olan çözüm değerlerini seçmek için geliştirilen birçok seçim yöntemi bulunmaktadır fakat Rulet tekerleği yöntemi, Turnuva seçim ve rastgele seçim yöntemleri en yaygın kullanılan seçim yöntemleridir (Yılmaz 2015). Seçim işlemi, bir sonraki kuşak için yavru üretmek amacıyla hangi bireylerin yer alması gerektiğine karar

vermektedir. Bu doğal seçilimdeki en uygun bireyin hayatta kalması diğerlerinin yok olması durumuna benzer (Emel ve Taşkın 2002).

Rulet Tekerleği Seçim Yöntemi:

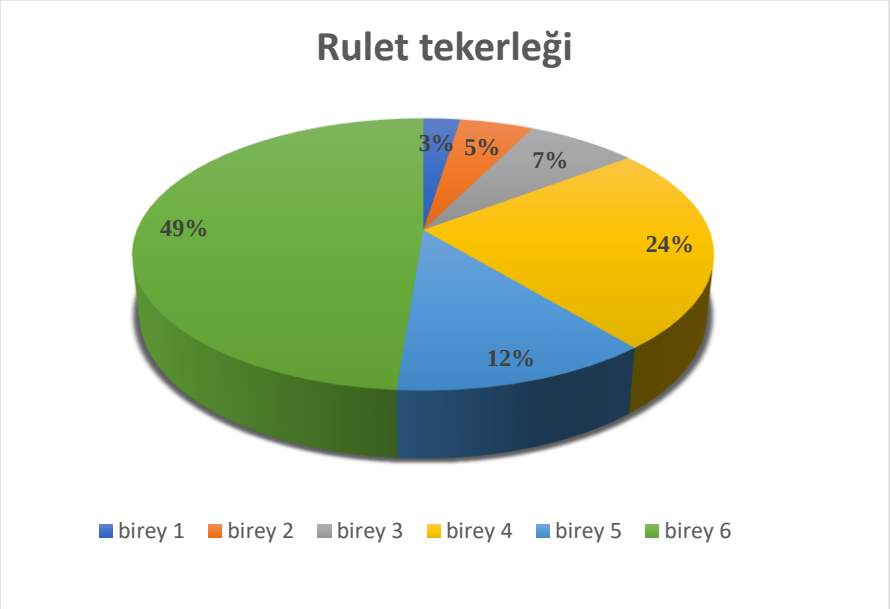
Kodlama sonucu oluşturulan bireyler rulet tekerleğine yerleştirilir. Bireylerin uygunluk fonksiyonu değerlerine göre rulet tekerleğinde kaplayacakları hacim belirlenir, uygunluk fonksiyonu yüksek olanların rulet tekerleğinde daha fazla hacimler kaplaması beklenir (Şekil 3.10). Böylelikle rulet tekerleği çevrildiğinde uygunluk fonksiyonu yüksek olan bireylerin seçilme şansı yükselmiş olur (Kahraman ve Özdağlar 2004).

Turnuva Seçim Yöntemi:

Popülasyondaki bireyler arasından rastgele belirli miktarda bireyler seçilerek denklem 3.17 yardımıyla hesaplanan seçilme olasılığı yüksek olan birey tutulur geriye kalanlar atılır. Yeni topluluk bireyleri belli sayıdaki bireyler arasında yapılan yarışma sonucu oluşturulur.

Rastgele Seçim Yöntemi:

Popülasyon içerisinde hiçbir kurala bağlı kalmaksızın rastgele bir şekilde bireylerin seçilmesi yöntemidir.



Şekil 3. 10. Rulet tekerleği seçim yöntemi

b) Çaprazlama

Bir önceki nesilden daha iyi nitelikler içeren yeni kromozomlar yaratmak amacıyla çaprazlama operatörü kullanılmaktadır. Genetik algoritmanın performansını etkileyen önemli parametrelerden biri olan çaprazlama operatörü doğal popülasyonlardaki çaprazlamaya karşılık gelmektedir. En basit çaprazlama yöntemi tek noktalı çaprazlama yöntemidir. Tek noktalı çaprazlama yapılabilmesi için her iki kromozomun da aynı gen uzunluğunda olması gerekir ve kromozom rastgele bir noktadan kesilir kesilen noktadan sonraki kısımlar yer değiştirir. İki noktalı çaprazlamada ise kromozom iki noktadan kesilir ve karşılıklı olarak pozisyonlar yer değiştirilir. Genetik algoritmada çaprazlama oranı (P_c) çaprazlamanın ne kadar sıklıkla yapılacağını gösterir. Çaprazlamanın %0 olduğu bir durumda çaprazlamanın olmadığı anlaşılmaktadır ve yeni bireyler ebeveynlerinin kopyası olur. Çaprazlama oranının %100 olması durumunda ise yeni neslin tamamen çaprazlama sonucu oluşacağı anlaşılmaktadır (Yılmaz 2015).

Tek noktalı çaprazlamadan önce

Kromozom 1	457.5	254	101.6	406.4	25.4	355.6	203.2	508
Kromozom 1	609.6	558.8	457.5	50.8	406.4	152.4	76.2	101.6

Tek noktalı çaprazlamadan sonra

Kromozom 1	457.5	254	101.6	406.4	406.4	152.4	76.2	101.6
Kromozom 1	609.6	558.8	457.5	50.8	25.4	355.6	203.2	508

İki noktalı çaprazlamadan önce

Kromozom 1	609.6	558.8	457.5	406.4	25.4	152.4	76.2	101.6
Kromozom 1	457.5	254	101.6	50.8	406.4	355.6	203.2	508

İki noktalı çaprazlamadan sonra

Kromozom 1	609.6	558.8	101.6	50.8	406.4	152.4	76.2	101.6
Kromozom 1	457.5	254	457.5	406.4	25.4	355.6	203.2	508

GA' da çaprazlama oranı (P_c) çok büyük bir değer seçilmesi durumunda seçilen kromozomların büyük bir kısmının çaprazlamaya dahil edilmesi anlamına gelmektedir. Bu durum sonucunda amaç fonksiyonu ile istenen optimum değerlerin kaybolma olasılığı artmaktadır. Probleme göre farklılık göstermekle beraber çaprazlama oranı çok

küçük seçilmesi halinde yeteri kadar çözüm kümesi üretilememesi ve dolayısıyla en optimum sonuca ulaşamama gibi sıkıntılar oluşmaktadır.

c) Mutasyon

Mutasyon olma oranına (P_m) göre bir kromozomdaki bir genin değişmesidir. Hangi kodlama yöntemi kullanılırsa kullanılsın mutasyonun temel amacı genetik çeşitliliği sağlamak veya korumaktır. Mutasyon algoritmanın yerel optimum noktalarda tıkandığı durumlarda bir başka optimum çözüme sıçrayabilmesini sağlar. Mutasyon değerinin küçük seçilmesi optimum sonuca ulaşılmasını önleyebilir, büyük mutasyon değerleri de süreci rastgeleliğe dönüştürebilir (Kahraman ve Özdağlar 2004).

Mutasyondan önce kromozom yapısı

Kromozom 1	609.6	558.8	457.5	406.4	25.4	152.4	76.2	101.6

Mutasyondan sonra kromozom yapısı

Kromozom 1	609.6	558.8	457.5	50.8	25.4	152.4	76.2	101.6

GA'da bir diğer önemli parametre değeri popülasyon sayısının (Npop) seçilmesidir. Npop değeri çok küçük bir değer seçilmesi durumunda problemin çözüm kümesi yerel optimumlara takılı kalabilir, çok büyük bir değer seçilmesi durumunda ise optimum sonuca ulaşmak için gerçekleştirilen optimizasyon işlemi çok vakit alabilmektedir. GA'da rastgele oluşturulan popülasyona; seçilme olasılığına göre doğal seçilim, çaprazlama oranına göre çaprazlama, mutasyon oranına göre ise belirlenen bireylere mutasyon işlemleri uygulanarak yeni nesiller oluşturulur. Bu işlemler seçilen parametrelere bağlı olarak optimum sonucu bulana kadar tekrarlanır.

3.2.8.2. Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO)

PSO sürü zekasına dayalı akıllı bir optimizasyon algoritmasıdır. Kennedy ve Eberhart (1995) bir bilgisayar programında doğal olarak meydana gelen bir kümelenme davranışını modellemeye çalıştılar ve bunların oluşumunu parçacık sürü optimizasyonu (PSO) olarak adlandırdılar (Suribabu ve Neelakantan 2006). PSO algoritmasındaki parçacık bir kuşu, arıyı, balığı veya kümelenme davranışı sergileyen herhangi bir maddeyi temsil etmektedir. Popülasyon esaslı bir optimizasyon algoritması olan PSO'da, sürü veya popülasyon (Npop) parçacık (particle) adı verilen bireylerden oluşmaktadır. Sürü içerisindeki her bir parçacık mevcut problem için muhtemel bir

çözümü temsil etmektedir. Optimizasyon sürecinde parçacıklar arama uzayında uçarken kendi uçuş yörüngelerini seçmelerini sağlayan hız vektörü (vij) ve konum vektörlerine (xij) sahiptirler.

Her parçacığın sahip olduğu hız ve konum vektörlerine bağlı olarak bir uygunluk değeri (p_{ij}) vardır. Bu uygunluk değeri optimize edilen problemde tanımlanan amaç fonksiyonunu ifade eder. Bu tez çalışmasında minimum maliyetli su dağıtım şebeke optimizasyonu yapıldığından dolayı GA'da olduğu gibi amaç fonksiyonu denklem 3.14 ile ifade edilmektedir. Problemde tanımlanan sınırlayıcılar, parçacık hız ve konum vektörleri kendileri için belirlenen maksimum (x_{max}, v_{max}) ve minimum (x_{min}, v_{min}) değerlerini aştığında bir ceza değeri ile karşılaşır. Uygulanan ceza değeri amaç fonksiyonu değeriyle toplanır böylelikle olması gerekenden daha büyük bir amaç fonksiyonu değeri hesaplanarak optimum sonuçtan uzaklaşır. Netice itibariyle sınırlayıcıların ihlali engellenmiş olur.

Parçacıklar arama uzayında uçarken birbirleri ile bilgi alışverişi içerisindedirler ve komşuluk ilişkisi ile birbirlerinin en iyi konumlarını kullanırlar. Bir parçacık arama uzayında belli bir zamanda ulaştığı uygunluk değerini önceki uygunluk değeri ile karşılaştırarak yerel en iyi uygunluk değerini (P_{best}) hafızada tutar benzer şekilde tüm parçacıklar aynı işlemi yapar. Her bir parçacığın hafızasında tuttuğu en iyi uygunluk değerleri (P_{best}) karşılaştırılarak küresel en iyi uygunluk değeri (G_{best}) problemin optimum çözüm kümesi olarak elde edilir. Bütün bu aşamalar düşünüldüğünde tüm parçacıklar küresel en iyi uygunluk değerini bulma eğiliminde hareket ederler. PSO algoritmasında sürüdeki parçacıkların konum vektör matrisi denklem 3.18'de gösterilmektedir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1N} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ x_{M1} & x_{M2} & \cdots & x_{MN} \end{bmatrix} \qquad 3.18$$

Denklem 3.18'de X konum vektör matrisini, x_{ij} sürüdeki her parçacığın konumunu (şebekedeki boru çap değeri), N problemdeki değişken sayısını (boru sayısı), M optimizasyonda kullanılan sürüdeki parçacık sayısını (elde edilecek farklı maliyetli çözüm sayısı) ifade etmektedir. Benzer şekilde her parçacığın sahip olduğu hızı temsil eden sürünün hız vektör matrisi denklem 3.19 ile ifade edilir.

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1N} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ v_{M1} & v_{M2} & \cdots & v_{MN} \end{bmatrix} \quad 3.19$$

Burada; v_{ij} sürüdeki her parçacığın konumunu değiştirmek için kullanıcı tarafından alt ve üst sınırları belirlenen aralıkta rastgele üretilen değerleri ifade eder. Sürüdeki her parçacığın sahip olduğu uygunluk değeri (amaç fonksiyonu değeri) MxN boyutunda denklem 3.20 ile ifade edilir ve burada p_{ij} her bir değişkenin uygunluk değerini (şebekedeki bir borunun maliyeti), her bir çözüm satırı problem için muhtemel bir çözümü (şebekedeki toplam maliyet değeri), ve P matrisindeki en iyi çözüm değeri (P_{best}) yerel en iyi değeri ifade eder.

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1N} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ p_{M1} & p_{M2} & \cdots & p_{MN} \end{bmatrix} \quad 3.20$$

Her çözüm satırında elde edilen yerel en iyi değerler (P_{best}) ile sürü için küresel en iyi (G_{best}) değerlerinden müteşekkil bir vektör oluşmaktadır. Aşağıda denklem 3.21 ile ifade edilen küresel en iyi vektörü arama uzayındaki en iyi çözüm değerlerinden oluşmaktadır. Vektör içerisindeki en iyi çözüm değeri ise problemin optimum çözümüne karşılık gelir.

$$G = [g_1 \;\; g_2 \;\; g_3 \;\; \ldots\ldots \;\; g_N \,] \quad 3.21$$

Yukarıda denklem 3.18, 3.19, 3.20 ve 3.21 ile ifade edilen konum, hız, uygunluk değeri, küresel en iyi uygunluk değeri, PSO algoritmasına ait tüm verileri içermektedir. PSO algoritmasının motor kısmı olarak tabir edilen temel aşamasında bu 4 denklemin güncellenerek arama uzayında kısa sürede en optimum sonuca ulaşmasını sağlar. İterasyonlar boyunca güncellenen parçacığın hız vektörü denklem 3.22 ile ifade edilir.

$$v_{m,n}(t+1) = v_{m,n}(t) * w + C_1 * r_1 * \left(p_{m,n} - x_{m,n}\right) + C_2 * r_2 * \left(g_n - x_{m,n}\right) \quad 3.22$$

Burada t iterasyon sayısını, $v_{m,n}(t+1)$ güncellenen yeni parçacık hız vektörünü, $v_{m,n}(t)$ güncellemeden önceki mevcut hız vektörünü, w atalet ağırlığını, C_1 ve C_2 bilişsel

öğrenme ve sosyal öğrenme bileşenlerin katkısını ölçeklemek amacıyla kullanılan pozitif ivme sabitlerini, r_1 ve r_2 değerleri (0,1) aralığında oluşturulan rastgele sayılardır. Bu rastgele sayılar algoritmaya stokastik bir özellik kazandırmaktadır (Karaboğa 2018). $P_{m,n}$ bulunun yerel en iyi değeri, g_n bulunan küresel en iyi değeri, $x_{m,n}$ ise mevcut iterasyondaki konum vektörünün değerini temsil eder. Bir parçacığın bir önceki hızının yeni hızına etkisini kontrol eden atalet ağırlığı (interia weight) ifadesi, PSO algoritmasının ilk halinde bulunmamasına rağmen Kennedy ve Eberhart (1995), Shi ve Eberhart (1999)'ın daha sonra yaptığı bir çalışmada hız güncelleme formülünde birinci kısma atalet ağırlığı bir çarpan olarak eklenmiştir (Suribabu ve Neelakantan 2006). Atalet ağırlığı hareket eden bir kuşun, arının vb. adım büyüklüğü olarak tanımlanabilir (Yılmaz 2015). Atalet ağırlığını değeri büyük seçilmesi durumunda parçacık arama uzayında gezerken daha büyük adımlarla hareket ettiğini düşünürsek daha geniş bir alanda fakat yüzeysel arama yaptığını söyleyebiliriz. Çok küçük değerler seçilmesi durumunda arama uzayında hassas aramaların yapıldığı anlaşılmaktadır. Atalet ağırlığı (w) baştan itibaren sabit bir değer seçilebildiği gibi her iterasyonda belli bir oranla çarpılarak değiştirilebilir. Başlangıçta tanımlanan hızın maksimum ve minimum değerleri ile hız limitleri denklem 3.23 ile uygulanarak hız vektörlerinin istenen aralıkta kalması sağlanır.

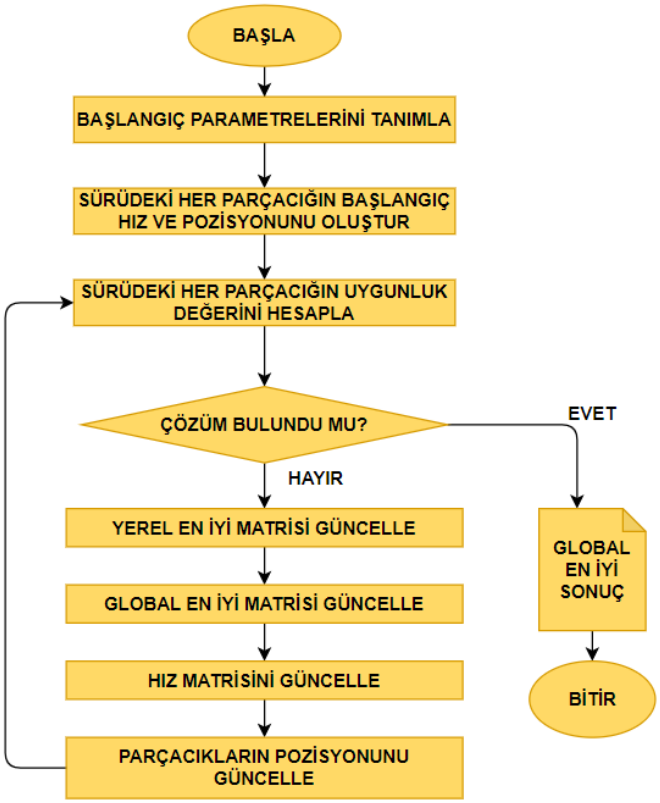
$$v_{m,n} = x_{min,n} + r_1 * [x_{max,n} - x_{min,n}] \qquad 3.23$$

Burada $x_{min,n}$ sürüdeki bireylerin minimum değerini, $x_{max,n}$ sürdeki bireylerin maksimum değerini ve r_1 değeri ise (0,1) aralığında üretilen rastgele bir sayıyı ifade etmektedir. Hız vektörü güncellendikten sonra denklem 3.24 yardımıyla konum vektörü güncelleme işlemi yapılır.

$$x_{m,n}(t+1) = x_{m,n}(t) + v_{m,n}(t+1) \qquad 3.24$$

Burada $x_{m,n}$ (t+1) güncelleme sonrası sürüdeki parçacıkların konumunu, $x_{m,n}$ (t) güncelleme öncesi parçacık konumunu ve $v_{m,n}$(t+1) ise güncellenen yeni parçacık hız değerini ifade eder.

PSO algoritmasının GA algoritma ile birçok benzer yönünün olmasına rağmen konsept olarak uygulanmasının kolay olması açısından farklılık gösterir. PSO ’da GA ’da ki gibi doğal seçilim, çaprazlama ve mutasyon işlemleri yoktur. GA ’da bireyler arasındaki bilgi paylaşımı çaprazlama ve mutasyon gibi işlemlerle aktarılırken yeni nesiller oluşturulur. Böyle olunca eski bireylerdeki kötü genlerin yeni nesle aktarılması gerçekleşmektedir. PSO ’da ise sadece küresel en iyi parçacıktan bilgi alınarak ona ulaşma eğilimi vardır. Bu da kötü durumların iterasyonlar boyunca yok olması sürekli daha iyi çözümlerin üretilmesini sağlamaktadır. Algoritmanın akış diyagramı Şekil 3. 11’de verilmiştir.

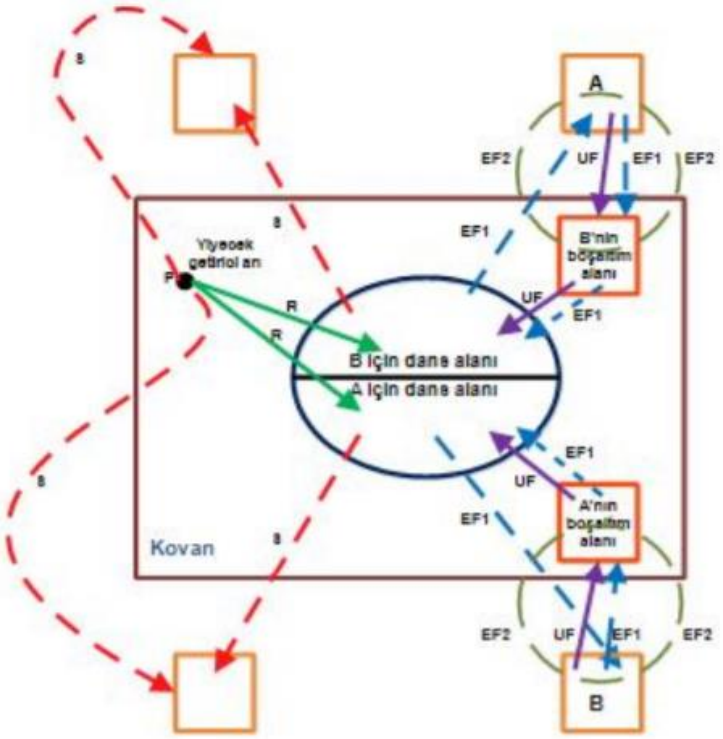


Şekil 3. 11. PSO algoritmasının akış diyagramı

3.2.8.3. Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC)

Yapay arı koloni (ABC) algoritması Karaboğa (2005) tarafından arıların doğada nektar toplama davranışlarından esinlenerek oluşturulmuştur. ABC algoritmasında arılar arasında bir iş bölümü vardır ve sürü zekasına dayalı olarak kendilerine verilen ilham ile organize olabilmektedirler. Algoritma temelde 3 aşama kullanılarak uygulanır. Bunlar

işçi arı, gözcü arı ve kâşif arı aşamasıdır. ABC algoritmasında kâşif arılar kovandan nektar bulmak maksadıyla ayrılırlar ve nektar bulduktan sonra kovana geri dönerler. Burada arıların arama uzayı içerisinde nektar buldukları nokta problemin çözüm noktasını, kovana geri gelirken getirdiği nektarın kalitesi ise çözüm noktasının uygunluk değerini diğer bir değişle problemin amaç fonksiyonu değerini ifade etmektedir. ABC algoritması kâşif arıların kovandan nektar bulmak için ayrılmasıyla başlar. Kâşif arılar arama uzayından elde ettikleri nektarı alıp kovana geri dönerler ve nektar getirdiği nokta hakkındaki bilgileri yaptıkları bir dans ile kovanda bekleyen gözcü arılarla paylaşır. Nektar bulan kâşif arılar artık o noktadan kovana nektar taşımakla görevli arı pozisyonuna geçerler. Görevli arıların yarısı işçi arı diğer yarısı da gözcü arı olarak görevlerini devam ettirirler. İşçi arıların nektar taşıdıkları noktada nektar biterse tekrar kâşif arı pozisyonuna geçip yeni besin noktası keşfetmeye başlarlar. Kovanda kendilerine besin noktası hakkında malumat verilen gözcü arılarda o besin noktasının yakınlarında yeni kaliteli nektar bulmak için kovandan ayrılırlar. Bu işlemler yapılarak en kaliteli nektar konumu bulunmaya çalışılır.



Şekil 3. 12. Karaboğa (2005) arıların doğada nektar toplama davranışları (Köse 2017)

ABC algoritmasında görevli arı sayısı ile yiyecek kaynağı sayısına eşit olduğu kabul edilir, benzer şekilde işçi arı sayısı ile gözcü arı sayısının da eşit olduğu kabul edilir (Karaboğa 2018). ABC algoritmasındaki arılar kendilerine verilen ilham ile başlarında bir görevli olmadan organize olmaktadırlar. Böylesi bir organizasyon aşağıda verilen temel özelliklere borçludur:

I. **Pozitif geri besleme:** Nektar toplanan noktada nektar miktarı arttıkça bu noktayı seçen gözcü arı sayıda artmaktadır.
II. **Negatif geri besleme:** nektar toplanan noktada nektar miktarı tükenirse bu noktaya artık işçi arılar nektar almaya gelmez bu nokta terkedilir.
III. **Salınımlar:** Kâşif arılar yiyecek kaynağı bulmak için rastgele arama uzayında arama yaparlar.
IV. **Çoklu etkileşim:** Arılar besin kaynakları hakkındaki bilgileri kendilerine has bir dans ile diğer arılarla paylaşırlar.

Adım 1: Başlangıç nektar noktalarının belirlenmesi (denklem 3.25)

$$x_{ij} = x_j^{min} + rand(0,1) * \left(x_j^{max} - x_j^{min}\right), i = 1 \dots \dots SN,\ j = 1 \dots \dots \mathrm{D} \qquad 3.25$$

Burada SN nektar noktalarının sayısını, D optimize edilecek parametre sayısını, x_j^{min} j. parametrenin alt sınırını, x_j^{max} j. parametrenin üst sınırını ifade eder. Başlangıç nektar kaynakları rastgele belirlendikten sonra nektar miktarı yani belirlenen probleme ait amaç fonksiyonu değeri hesaplanır daha sonra süreç işçi arı, gözcü arı ve kâşif arı aşamaları ile mevcut nektar noktasının daha iyisi bulunmaya çalışılır. Bu işlemler problem için belirlenen iterasyon sayısı kadar devam eder.

Adım 2: işçi arıların nektar noktalarına gönderilmesi ve yeni nektar noktalarının üretilmesi **(**denklem 3.26). Başlangıç besin kaynakları belirlendikten sonra işçi arılar o besin kaynağı komşuluğunda yeni besin kaynakları bulmak için görevlendirilir. Belirlenen yeni noktada bulunan nektar kalitesi daha iyi ise hafızada saklar.

$$v_{ij} = x_{ij} + r_1 * \left(x_{ij} - x_{kj}\right) \quad (k \in 1 \dots . SN),\ (j \in 1 \dots . D)\ ve\ i \neq k \qquad 3.26$$

Burada r_1 [-1,1] aralığında rastgele seçilen bir değeri ifade ederken v_{ij} üretilen yeni nektar noktasını temsil etmektedir. Bulunan yeni nektar noktaları denklem 3.27 yardımıyla belirlenen alt ve üst sınır içerisinde kalması sağlanır.

$$v_{ij} = \begin{cases} x_j^{min} & v_{ij} < x_j^{min} \\ v_j & x_j^{min} \leq v_{ij} \leq x_j^{max} \\ x_j^{max} & v_{ij} \geq x_j^{max} \end{cases} \quad 3.27$$

Bulunan yeni besin kaynak noktalarındaki nektarın kalitesini yani amaç fonksiyonun maliyet değeri (f_i) hesaplanır ve denklem 3.28 ile uygunluk değeri ($f_{uygunluk,i}$) hesaplanır.

$$f_{uygunluk,i} = \begin{cases} 1/(1+f_i) & , \quad f_i \geq 0 \\ 1 + abs(f_i) & , \quad f_i < 0 \end{cases} \quad 3.28$$

f_i nektarın kalitesi yani problemin çözüm noktasının değerini ifade eder. Denklem 3.28 yardımıyla hesaplanan uygunluk değerine göre bir aç gözlü (greedy) seçme işlemi uygulanır. Yeni bulunan v_i çözümü daha iyi ise görevli arı hafızasındaki en iyi değeri silerek bu değeri yeni en iyi değer olarak hafızada tutar.

Adım 3: Gözcü arıların seleksiyonda kullanacakları olasılık değerlerinin hesaplanması (denklem 3.29)

$$p_i = \frac{f_{uygunluk,i}}{\sum_{j=1}^{SN} f_{uygunluk,j}} \quad 3.29$$

Seçme olasılığı algoritmada maliyet değerine karşılık gelen uygunluk değerleri kullanılarak yapılır. Uygunluk değerine bağlı olan seçme işlemi farklı yöntemler kullanılarak yapılabildiği gibi temel ABC algoritmasında bu seçim rulet tekerleği kullanılarak yapılmıştır (Karaboğa 2018). Uygunluk değeriyle orantılı olan seçilme olasılığı, bir noktadaki nektar miktarı arttıkça seçilme olasılığı da artar dolayısıyla görevli arı sayısı da artacaktır. Bu özellik ABC algoritmasındaki arıların pozitif geri besleme özelliğini yansıtmaktadır.

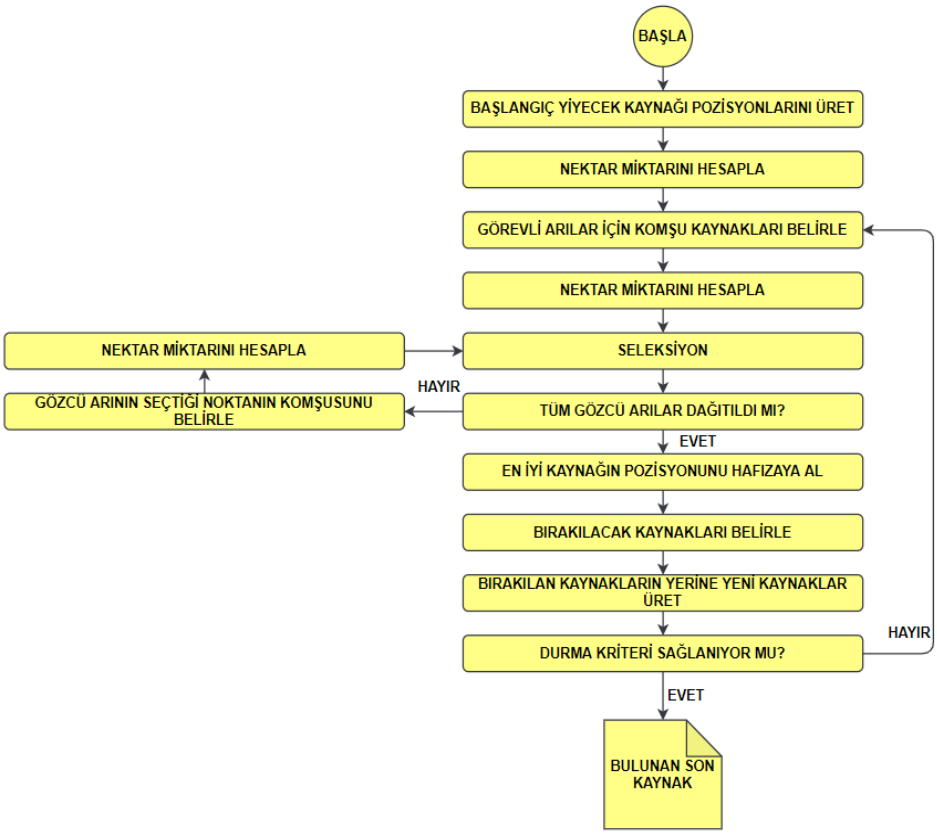
Adım 4: Algoritmada seçilme olasılığı hesaplandıktan sonra her bir kaynak için [0,1] aralığında sayı üretilir olasılık değeri bu sayıdan büyük ise gözcü arılarda görevli arılar gibi 3.25 ile yeni bir kaynak üretir. Yeni kaynağın nektar miktarı hesaplanır ve

yeni çözüm daha iyi ise eski çözüm yerine yeni çözüm alınır. Bu işlem tüm gözcü arılar besin kaynağı bölgelerine dağılana kadar devam eder.

Adım 5: Tükenen kaynakları bırakma ve kâşif arı üretimi; iterasyon sonunda tüm görevli arılar arama süreçlerini tamamladıktan sonra çözüm geliştirememe sayaçları ($failure_i$) kontrol edilir. Bir nektar noktasında nektarın tükenip tükenmediği çözüm geliştirememe sayacı aracılığıyla bilinir. Bir kaynak için çözüm değeri belli bir limit değerinin üzerindeyse artık o kaynak noktası için görevli olan arılar için o noktada nektar miktarı bitmiş görevli arılarda yeni kaynak noktaları bulmak için kâşif arı pozisyonuna geçeceklerdir. Limit değeri denklem 3.30 ile hesaplanır.

$$L = \gamma * SN * D \qquad 3.30$$

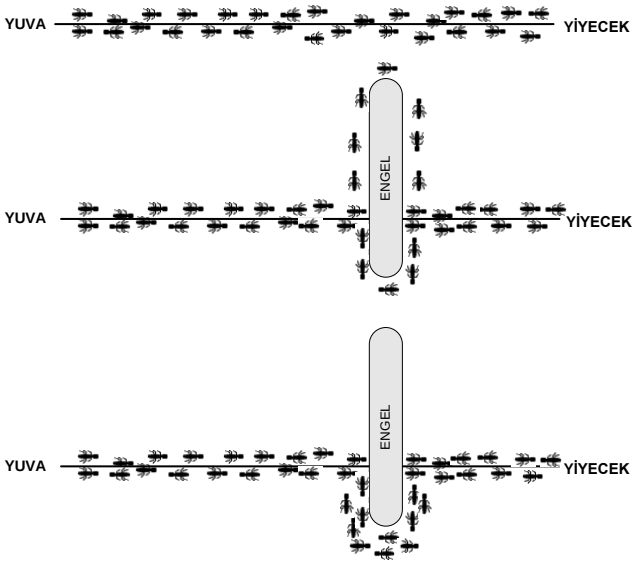
Limit değerinin belirlenmesinde kullanılan γ genelde 0 ile 1 arasındaki bir katsayıyı, SN değişken sayısını ve D ise arı sayısını ifade etmektedir. ABC algoritmasının akış diyagramı Şekil 3. 13'te verilmiştir.



Şekil 3. 13. ABC algoritmasının akış diyagramı

3.2.8.4. Karınca Koloni Optimizasyon Algoritması (ACO)

Karınca koloni optimizasyon (ACO) algoritması çeşitli optimizasyon problemlerine uygulanabilen başarılı bir metasezgisel algoritmadır. ACO algoritması ilk kez Dorigo ve arkadaşları tarafından ortaya atıldı (Dorigo vd. 1991). 1991 yılından günümüze ACO algoritması üzerine çeşitli çalışmalar yapılmış, farklı problemlere uygulanarak başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Karıncalar arılar, kuşlar, balıklar vb. hayvanlar gibi doğada koloni halinde yaşayan canlılardır. Birlikte yaşamanın bir gereği olarak birbirleriyle bir iletişim ve yardımlaşma içerisinde karşılaştıkları problemlere çözüm arayan sosyal hayvanlardır. ACO algoritmasının temelini de gerçek karıncaların yaşamlarında karşılaştıkları problemlere çözüm ararken başvurdukları çözüm yollarını, kullanarak karşılaştığımız problemlere çözüm bulmak oluşturur. Algoritmanın temelini oluşturan karıncaların davranışları incelendiğinde hakikaten mucizevi olayların gerçekleştiğini görmek mümkün. Gerçek karıncalar yiyecek kaynağı ile yuva arasındaki en kısa yolu bulma kabiliyetine sahip canlılardır. Ayrıca yiyecek kaynağı-yuva arasında giderken karşılarına bir engel çıkması halinde (herhangi bir sebepten dolayı yolları tıkanırsa) yeni en kısa yolu bulma özelliğine sahiptirler (Şekil 3.14). Dahası görme kabiliyetleri oldukça zayıf olduğundan bütün bunları ‘feromon’ adı verilen bir kimyasal madde salgılayarak gerçekleştirirler.



Şekil 3. 14. Karıncaların yuva ile yiyecek kaynağı arasındaki en kısa yolu bulması (Keskintürk ve Söyler 2006)

Karıncalar kendi çevrelerinde yiyecek kaynağı bulmak için dolaşırlar, buld1ukları yiyecekleri belli bir güzergahı takip ederek yuvalarına getirirler. Buldukları bu besin kaynağını yuvaya getirirken güzergahları üzerine feromon maddesini bırakırlar. Salgılanan feromon maddesinin miktarı bulunan yiyecek kaynağının miktarı ve kalitesi ile orantılıdır. Birden fazla güzergahın olması durumunda karıncalar hareket edecekleri güzergahı o yolda salgılanan feromon miktarına göre seçerler. Bir yolda feromon miktarı o yolun seçilme olasılığı ile orantılıdır. Mevcut tüm yollardaki feromon miktarı eşit ise bütün yolların seçilme olasılığının eşit olduğu anlamına gelir. Karıncaların hızlarının eşit olduğu düşünüldüğünde yuva ile yiyecek kaynağı arasındaki mesafe kısa olduğundan o yolda salgılanan feromon miktarı da daha fazla olacak ve yolun seçilme olasılığı da artacaktır. Bu geri besleme işlemi 'otokataliktik' işlem olarak adlandırılır (Kalınlı 2003).

Bir yiyecek kaynağının yolu diğerlerine göre daha kısa olduğunda aynı zaman zarfında kısa yolda daha çok karınca geçeceğinden her karınca da geçerken feromon salgıladığından kısa yolda uzun yola göre daha çok feromon maddesi birikmiş olacaktır. Böylece yollarda bulunan feromon miktarı yolun uzunluğu ile bağlantılı olarak arttırılır. Bu geçiş sayısı ve yol uzunluğu ile alakalı güncelleme mevcut tüm yollar için iterasyonlar boyunca yapılır ve seçilecek yollar feromon miktarına göre belirlenir. ACO algoritmasında güzergâh tercihi olasılığa bağlı olarak 2 farklı şekilde yapılır (Keskintürk ve Söyler 2006).

1. q_0 olasılığına bağlı olarak feromonun en fazla olduğu güzergahın seçilmesidir (denklem 3.31) . q_0 parametresi genellikle %90 olarak alınır.

$$j = \underset{u \in J_k(i)}{max} \{[\tau(i,u)]^{\alpha} \times [\eta(i,u)]^{\beta}\} \qquad eğer \quad q \leq q_0 \qquad 3.31$$

2. Yolda bulunan feromon izlerinin miktarı ile orantılı olarak güzergahın seçilmesidir. Bu seçim yönteminde yol seçim olasılığı *1- q_0* oranındadır.

ACO algoritmasında tüm kaynaklar için güzergâh seçilme olasılığı denklem 3.32 ile hesaplanmaktadır.

$$p_k(i,j) = \begin{cases} \dfrac{[\tau(i,j)]^{\alpha} \times [\eta(i,j)]^{\beta}}{\sum_{u \in j_k(i)} [\tau(i,u)]^{\alpha} \times [\eta(i,u)]^{\beta}} & eğer\ j \in J_k(i) \\ 0 & Diğer\ durumlarda \end{cases} \quad 3.32$$

Burada;

j	i noktasında bulunan bir karıncanın gidebileceği nokta
$J_k(i)$	i noktasındaki karıncanın gidebileceği noktalar
$\eta(i,j)$	Seçilebilme parametresi (mesafenin tersi ile orantılı) $(\frac{1}{\delta(i,j)})$
$\tau(i,j)$	i ve j noktaları arasındaki feromon miktarı
α	feromon katsayısı
β	Sezgisel katsayı
$p_k(i,j)$	Besin kaynak noktaları için yolların seçilme olasılığı

Değerlerini ifade eder.

Feromon Miktarının Güncellenmesi:

Feromon miktarının güncellenmesi arama uzayının güncellenmesi amacıyla gerçekleştirilir. Güncelleme bölgesel olarak bölgesel ve küresel olarak tüm karıncalar turlarını tamamladıktan sonra gerçekleşir. Bu güncelleme işlemi 2 farklı şekilde yapılabilmektedir.

1. Feromon miktarının belirlenen oranda (buharlaşma oranı) buharlaştırılması ile azaltılması
2. Feromon miktarının karıncaların kullandıkları yol uzunluğuyla ters orantılı olarak arttırılması

Feromon miktarı buharlaştırma tekniğiyle azaltılması suretiyle o besin kaynağı yolunun kalitesi azaltılmış ve yolun tercih edilme (seçilme) olasılığı azaltılmış olur. Benzer şekilde kısa yollarda daha çok feromon birikeceğinden yolun uzunluğunun tersi ile orantılı bir şekilde feromon miktarının arttırılması yolun kalitesinin artması ve tercih edilme olasılığının da artmasını sağlamaktadır.

Bölgesel feromon güncellemesi 3.33 denklemi ile yapılır.

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^{m} \Delta\tau_{ij}^{k}(t+1) \qquad 3.33$$

3.33 Denklemindeki $\Delta\tau_{ij}^{k}(t+1)$ *t+1* iterasyonundaki feromon düzeyini ifade eden değer denklem 3.34 ile hesaplanır.

$$\Delta\tau_{ij}^{k}(t+1) = \begin{cases} \dfrac{1}{L^{k}(t+1)} & k\ karıncası\ (i,j) \\ & yolunu\ kullanmışsa, \\ 0 & diğer\ durumlarda \end{cases} \qquad 3.34$$

Bölgesel feromon güncellemesine benzer bir şekilde küresel feromon güncellemesi de denklem 3.35 yardımıyla yapılır.

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{k}(t+1) \qquad 3.35$$

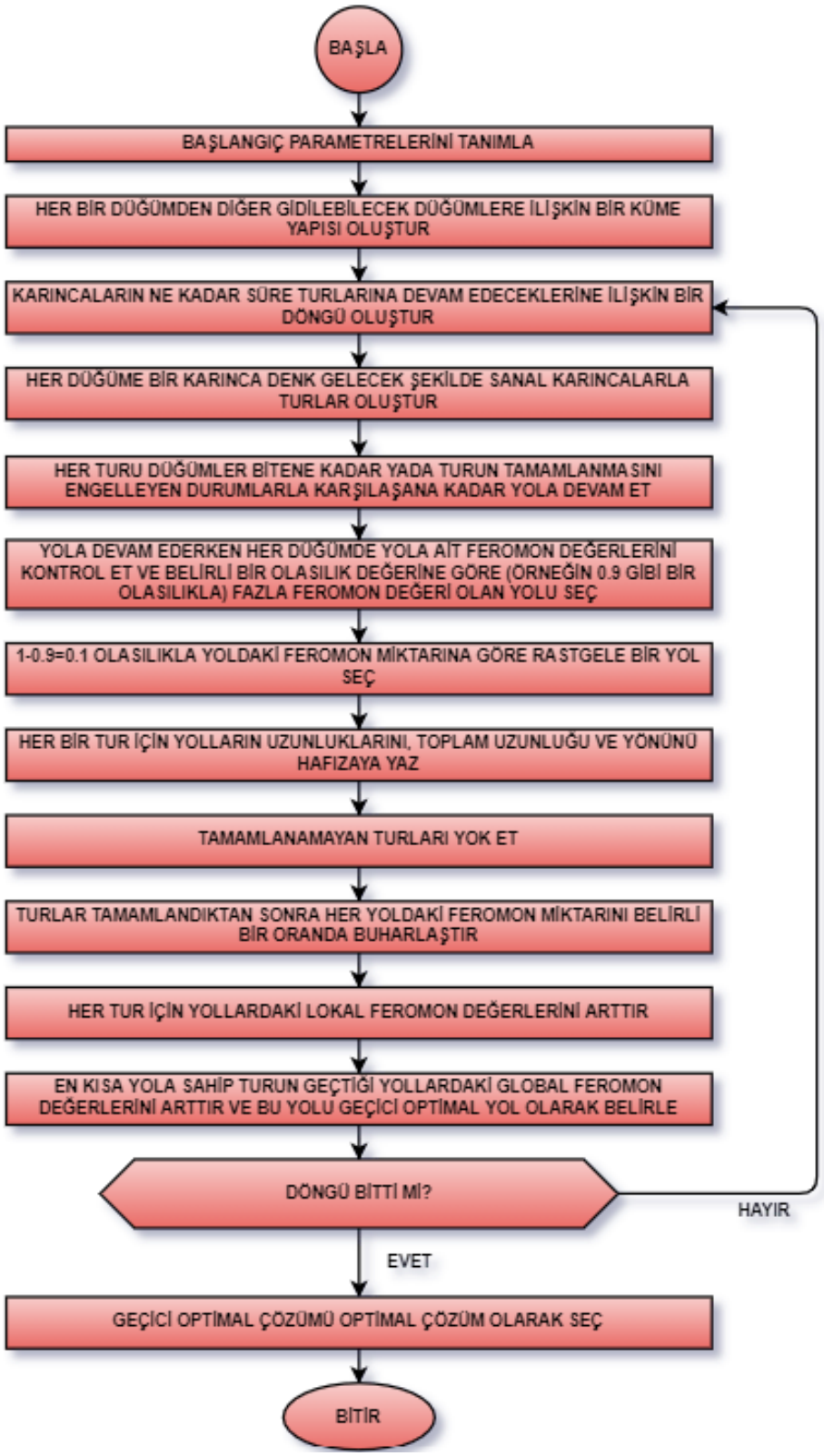
$$\Delta\tau_{ij}(t+1) = \begin{cases} \dfrac{1}{L_{best}(t+1)} & (i,j) en\ iyi\ tura\ ait\ ise \\ 0 & diğer\ durumlarda \end{cases} \qquad 3.36$$

Burada;

$P_{ij}^{l}(t)$	*t* iterasyonunda *l* karıncasının *i* düğümünden *j* düğümüne geçme olasılığı
t	İterasyon sayısı
$\tau_{ij}(t)$	*t* iterasyonuna kadar biriken feromon miktarı
$\Delta\tau_{ij}(t+1)$	*t* iterasyonundaki feromon düzeyi
ρ	Buharlaşma parametresi $(0 \leq \rho \leq 1)$
$L^{k}(t+1)$	Geçerli iterasyondaki *k* karıncasının toplam tur uzunluğu
$L_{best}(t+1)$	Geçerli iterasyondaki en iyi turun uzunluğu

Değerlerini ifade etmektedir.

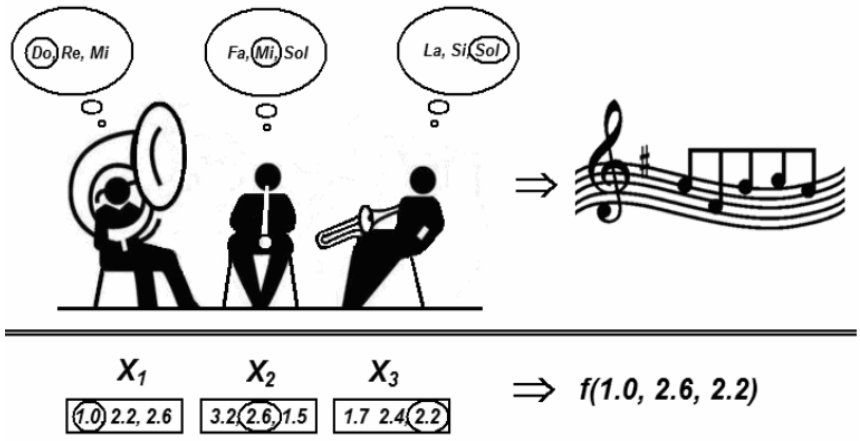
ACO algoritmasının daha iyi anlaşılması için Şekil 3.15'te C# programlama diliyle oluşturulan algoritmanın akış diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 3. 15. ACO algoritmasının akış diyagramı

3.2.8.5. Armoni Arama Algoritması (HS)

Armoni sesler arasındaki uyumu ve ahengi ifade eden bir kelimedir. Armoni arama (HS) ilk kez Kim ve arkadaşları tarafından optimizasyon tekniği olarak ortaya atılmış ve algoritmanın temelini bir orkestradaki müzisyenlerin çaldıkları notalar ile ahenk açısından en iyi melodinin elde edilmesi prensibine dayanmaktadır (Kim vd. 2001). Kısacası müzisyenlerin en iyi melodiyi bulmak için kullandıkları yöntemleri taklit eden gelişmiş bir optimizasyon algoritmasıdır. HS algoritması çalışma mantığı bakımından genetik algoritma (GA) ile benzerlikleri olmasına karşın, bu iki yöntem arasındaki en belirgin fark yeniden üretim aşamasındaki varsayımlardan kaynaklanmaktadır (Özyön ve Yaşar 2011). Su dağıtım şebekelerinin tasarımı (Ayvaz, vd. 2007), kafes yapıların optimum tasarımı (Değertekin ve Karaaslan 2016) gibi birçok alanda başarılı bir şekilde kullanılarak kendini ispatlamıştır.



Şekil 3. 16. Armoni araştırması ile gerçek optimizasyon problemleri arasındaki bağlantı (Ayvaz vd. 2007)

Bilindiği üzere bir enstrümandan çıkan sesleri tanımlamak için nota dediğimiz ifadeler kullanılır (Do, Re, Mi, Fa, Sol, La, Si). Bir enstrüman çaldığında bu notalar arasından istenilen sesin çıkmasını sağlamak da akort olarak adlandırılır. Müzisyenlerin bu sesleri kullanarak birbiriyle uyumlu notalardan oluşan ses topluluğuna da beste adı verilmektedir. Müzisyenler bu sesleri kullanarak çeşitli besteler oluştururlar, daha sonra bu besteler arasından kendi tecrübelerine göre armoni olarak beğendiklerini seçer diğerlerini elerler. Seçilen bestelerden de akort ayarları yeniden yapılarak armoni olarak daha iyisini üretmek için çalışırlar. Bu işlemleri en iyisini bulana kadar devam ederler.

HS algoritmasının ana safhasını armoni hafıza oluşturmaktadır. Bu safhada bir müzisyen grubundan oluşmuş orkestrada her bir müzisyenin farklı bir estrüman ile çıkardığı notaya karşılık gelen sesler birleştirilerek yeni bir melodi oluşturulur. Oluşturdukarı bu melodileri armoni açısından hafızalarındaki diğer melodilerle karşılaştırılır. Eğer hafızadakinden daha iyi ise yenisini hafızaya alıp eskisini hafıdan silerler değilse yeni melodiler üretmeye devam ederler (Şekil 3.16).

Bu işlemleri en iyisini bulduklarına inanana kadar devam ederler. HS algoritmasında yeni melodiler oluşturulurken hafızadaki tüm seslerden faydalanması (GA' da sadece çaprazlanacak kromozomlardan faydalanması gibi) hızlı bir şekilde en iyiyi bulması açısından diğer algoritmalara göre avantaj sağlamaktadır. HS algoritması uygulanırken şu 5 adım takip edilir (Geem 2006):

1. Problem ve HS Algoritma Parametrelerinin Tanımlanması

$$Z = \min\{f_x\}\ , x_i \in X_i = 1 \ldots . N \qquad 3.37$$

Burada;

$Z = \min\{f_x\}$	Minimize edilecek amaç fonksiyonu
N	N problemdeki değişken sayısını
HMS	Armoni belleği kapasitesi
HMCR	Armoni belleğini dikkate alma oranı [0,1]
PAR	Tonlama ayarı değerlerini ifade eder.

2. HS Algoritma Hafızasının Oluşturulması

Bu 2 numaralı adımda arama uzayı içerisinde rastgele belirlenen değişkenlerle armoni hafızası oluşturulur. Matris formunda oluşturulan armoni hafızası her satırı bir amaç fonksiyonuna karşılık gelmektedir (denklem 3.38). Amaç fonksiyonu değeri ise denklem 3.37 kullanılarak hesaplanır.

$$HMS = \begin{pmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_{N-1}^1 & x_N^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \ldots & x_{N-1}^2 & x_N^2 \\ \vdots & \vdots & \ldots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ldots & \vdots & \vdots \\ x_1^{HMS-1} & x_2^{HMS-1} & \cdots & x_{N-1}^{HMS-1} & x_N^{HMS-1} \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & \ldots & x_{N-1}^{HMS} & x_N^{HMS} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{Bmatrix} f(x)^1 \\ f(x)^2 \\ \vdots \\ \vdots \\ f(x)^{HMS-1} \\ f(x)^{HMS} \end{Bmatrix} \qquad 3.38$$

3. Yeni Bir Armoni Oluşturulması

Bu adımda önceki adımda oluşturulan algoritma hafızasının her bir satırından tonlama oranına göre rastgele değerler seçilerek yeni armoni vektörü oluşturulur (denklem 3.39). Bu işlem hafıza matrisindeki tüm satırlar için benzer şekilde tekrarlanır. Bu hafıza içerisindeki değişkenlerin seçilmesi, değeri [0,1] arasında üniform olarak değişen HMCR değerine göre gerçekleştirilir. HMCR depolanan geçmiş değerlerden bir değer seçme oranını ifade ederken, 1-HMCR ise arama uzayında rastgele bir değer seçme oranını ifade etmektedir.

$$x_i' = \begin{cases} x_i' \in \{x_i', x_i', x_i', \ldots . x_i^{HMS}\} & \rightarrow \quad HMCR\ olasılığı\ durumu \\ x_i' \in X_i' & \rightarrow \quad 1 - HMCR\ olasılığı\ durumu \end{cases} \qquad 3.\ 39$$

Bu aşamadan sonra PAR parametre değeri kullanılarak ton ayarlama yapılıp yapılmayacağına karar verilir.

$$x_i' = \begin{cases} x_i' \pm R * bw & \rightarrow \quad PAR\ olasılığı\ durumu \\ x_i' \in X_i' & \rightarrow \quad 1 - PAR\ olasılığı\ durumu \end{cases} \qquad 3.\ 40$$

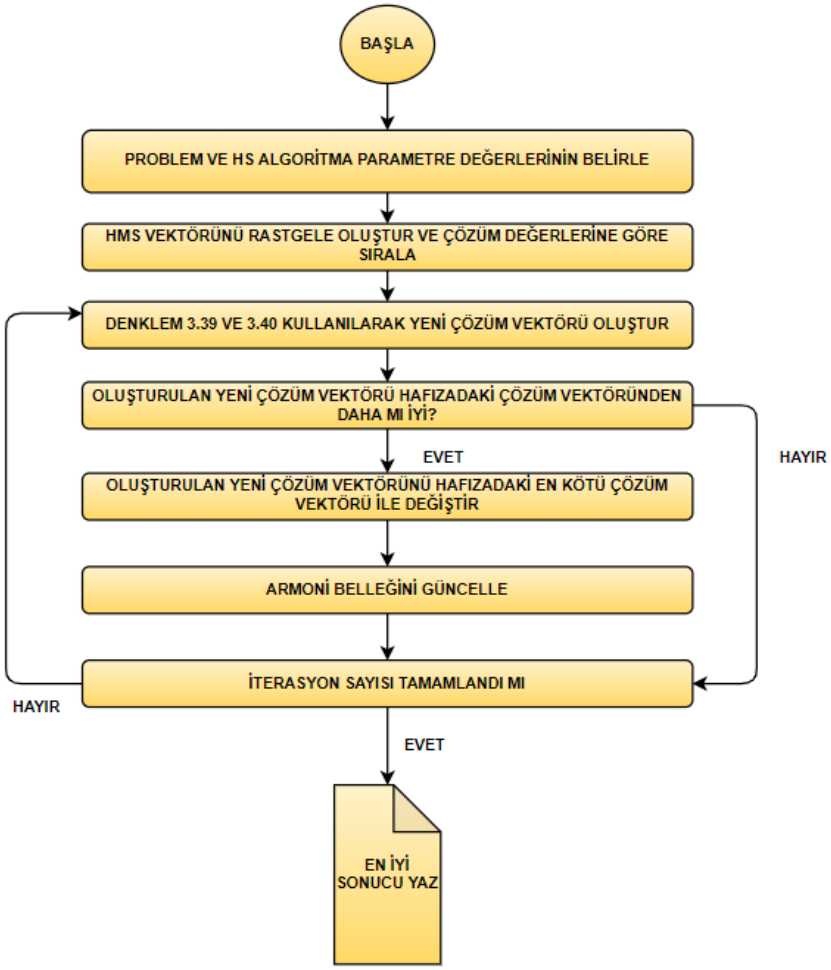
Denklem 3.40'da görüldüğü gibi PAR olasılığı durumunda değişken, değeri [0,1] arasında rastgele değişen R ve rassal olarak seçilen bw değerinin çarpımıyla toplanarak değiştirilir. 1-PAR olasılığı durumunda ise değişken değiştirilmeden aynen alınır.

4. Armoni Belleğinin Güncellenmesi

Bu adımda 3. Adımda oluşturulan yeni armoni hafızasının denklem 3.37 yardımıyla hesaplanan çözüm değerleri ile daha önce hafızada bulunan çözüm değerleri karşılaştırılır. Yeni oluşturulan armoni vektörü önceki armoni vektöründen daha iyi bir çözüm sunuyor ise hafızadaki en kötü çözüm değeriyle değiştirilmek suretiyle güncelleme yapılır.

5. Durma Koşulunun Kontrol Edilmesi

Bu adımda problem için belirlenen iterasyon sayısı kadar işlem 3 ve 5 nolu adımlar arasında devam eder. İterasyonlar sonucunda bulunan çözümler arasından en iyi değer problemin en iyi çözüm değeri olarak alınır. HS algoritmasının daha iyi kavranabilmesi açısından algoritmanın akış diyagramı Şekil 3.17'de verilmiştir.



Şekil 3. 17. HS algoritmasının akış diyagramı

3.2.8.6. Diferansiyel Evrim Algoritması (DE)

Diferansiyel evrim (DE) algoritması ilk kez 1995 yılında optimizasyon problemlerinde kullanılmak üzere Storn ve Price tarafından geliştirilmiş, gelişime dayalı popülasyon temelli metasezgisel bir algoritmadır (Storn ve Price 1997). GA'da olduğu gibi gelişime dayalı algoritmalar çaprazlama, mutasyon, seleksiyon ve yeniden üreme işlemlerine dayalı olarak gerçekleşirler. DE algoritmasında da bu işlemler kullanılır ama gelişime dayalı algoritmaların tersine rastgele seçilmiş vektörlerin farkına dayalı bir mutasyon işlemi kullanır. Bu mutasyon işlemi algoritmanın performansını geliştirmekte, arama uzayında yeni çözüm değerlerinin elde edilmesini sağlamaktadır. DE algoritması rastgele başlangıç popülasyonunun oluşturulması ile başlayıp çaprazlama, mutasyon, seleksiyon işlemleri ile yeni bireyler oluşturmaktadır. İterasyonlar boyunca bu işlemler

tekrarlanarak en iyi çözüm değerine ulaşmayı hedeflemektedir. DE algoritması aşağıdaki işlem adımları takip edilerek optimizasyon işlemi gerçekleştirir:

Başlangıç Popülasyonunun Oluşturulması

GA 'da olduğu gibi problemin değişken sayısı her bireydeki (kromozom) gen sayısına eşittir. DE 'de mutasyon işlemi sırasında mevcut kromozom haricinde 3 farklı kromozom kullanılacağından popülasyon sayısı üçten büyük olmalıdır (Zorarpacı ve Özel 2004). Başlangıç popülasyonu oluşturulurken denklem 3.41 kullanılır.

$$x_i^j = x_{min}^j + R(0,1).(x_{max}^j - x_{min}^j) \qquad 3.41$$

Burada, x_i^j topluluktaki i. Kromozomun j. Parametresini, x_{min}^j ve x_{max}^j j. Parametrenin alt ve üst sınır değişken değerlerini, R ise [0,1] arasında üretilen rassal bir değeri temsil etmektedir.

Mutasyon

Genler üzerinde değişiklik yapma işlemidir. Rastgele 3 birey seçilir ve seçilen bu bireyler kullanılarak denklem 3.42 yardımıyla mutant birey oluşturulur.

$$v_i^j = X_{r3}^j + F.\left(X_{r1}^j - X_{r2}^j\right) \qquad 3.42$$

Burada, v_i^j oluşan yeni mutant bireyi, X_{r1}^j, X_{r2}^j ve X_{r3}^j rastgele seçilen 3 adet bireyi ve F ise fark vektörünün ölçeklendirilmesinde kullanılan ve genellikle [0,2] aralığında bir değer alan bir kontrol parametresidir.

Çaprazlama

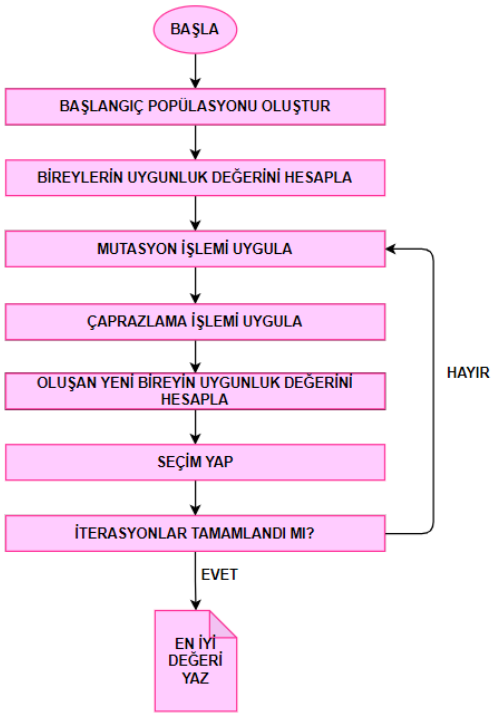
Mutasyon sonucu oluşan mutant birey $\left(v_i^j\right)$ ile mevcut birey x_i^j arasında çaprazlama işlemi uygulanarak yeni birey (kromozom) U_i oluşturulur.

$$U_i = \begin{cases} v_i^j & rand(0,1) \leq ÇR \; veya \; j = j(rand) \\ x_i^j & 1 - ÇR \; durumunda \end{cases} \qquad 3.43$$

$j = j(rand)$ Koşulu en az bir değişkenin mutant bireyden seçilmesini garantilemek için kullanılır. ÇR çaprazlama oranını temsil etmektedir.

Seçim

Seçim işlemi ile mevcut birey ile mutasyon ve çaprazlama sonucu oluşan yeni birey uygunluk fonksiyonu değerine göre karşılaştırılır, uygunluk değeri (amaç fonksiyonu çözüm değeri) daha iyi olan birey seçilir. Bu işlemler iterasyonlar boyunca devam eder. Algoritmanın akış diyagramı Şekil 3.18'de verilmiştir.



Şekil 3. 18. DE algoritmasının akış diyagramı

3.2.8.7. Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon Algoritması (BBO)

Biyo-coğrafya esaslı optimizasyon (BBO) algoritması D. Simon (2008) tarafından geliştirilmiş, farklı yaşam alanlarındaki canlılar arasındaki etkileşim sonucu yeni türlerin ortaya çıkmasını konu alan popülasyon esaslı sezgisel bir algoritmadır. Matematiksel modeli incelendiğinde türlerin bir adadan (kendilerine ait yaşam alanı-habitat) diğerine nasıl göç ettiklerini yeni türlerin nasıl ortaya çıktığını ve var olan türlerin nesillerinin nasıl yok olduklarını açıklayan bir algoritmadır. Burada her bir ada problem için muhtemel çözüm kümelerini temsil eder. BBO algoritmasında her habitat yağış, bitki örtüsü, sıcaklık, besin miktarı vb. değerlere bağlı olan habitat yaşam alanı uygunluk indeksine (HSI) sahiptir. HSI diğer popülasyon esaslı algoritmalarda hesaplanan uygunluk değerine karşılık gelir. SIV ise habitatların bağımsız

değişkenlerini ifade eder. BBO algoritmasında başlangıçta rastgele bir yaşam alanı oluşturulur (H). Daha sonra amaca ulaşmak için göç ve mutasyon işlemleri ile devam eder. Göç oranı μ ve göçmenlik oranı λ bilgileri yaşam ortamları arasında paylaşılır (Saraçoğlu vd. 2013). Her bireyde göç oranı μ ve göçmenlik oranı λ vardır ve her çözüm kullanıcı tarafından tanımlanan P_{mod} olasılık parametresine bağlı olarak değiştirilir. Problem iyi bir çözüme yüksek göç oranı (μ) ve düşük göçmenlik oranına (λ) sahipken ulaşmaktadır. Göç oranı (μ) ve göçmenlik oranı (λ) aşağıdaki denklemler yardımıyla hesaplanır (Ma ve Simon 2011).

$$\lambda_i = E\left(\frac{k_i}{n}\right) \qquad 3.44$$

$$\mu_i = I\left(1 - \frac{k_i}{n}\right) \qquad 3.45$$

Burada;

E	Maksimum göçmenlik oranı (λ_{max})
I	Maksimum göç oranı (μ_{max})
n	Popülasyondaki aday çözümlerin sayısı
k_i	i. Bireyin uygunluk değeri

Değerlerini ifade eder.

BBO algoritmasında karışık geçiş operatörüyle bağımsız değişken parametrelerden (SIV) yeni değişkenler elde edilir (denklem 3.46) (Ma ve Simon 2011).

$$H_i(SIV) = \alpha H_i(SIV) + (1 - \alpha)H_j(SIV) \qquad 3.46$$

Burada; α [0,1] arasında değişen rassal bir sayıyı, $H_i(SIV)$ yeni çözüm değişkeninin mevcut çözüm değişkeni ile $H_i(SIV)$ göç eden çözüm değişkeninin $H_j(SIV)$ kombinasyonuyla elde edilir.

BBO algoritmasında mutasyon işlemi ise GA da olduğu gibi bireyler arasında çeşitliliği arttırmak amacıyla kullanılır. H_i habitatında bulunan bir değişkenin (SIV_i) yerini başka bir değişkenin mutasyon olasılığına göre alması suretiyle gerçekleşir. BBO algoritmasında mutasyon, çözüm olasılığı ile ters orantılıdır (Ma ve Simon 2011). Mutasyon olasılığı denklem 3.47 ile hesaplanır.

$$m_i = m_{max}\left(1 - \frac{P_i}{P_{max}}\right), \qquad i = 1 \ldots \ldots n \ (n = populasyon\ boyutu) \qquad 3.47$$

Burada;

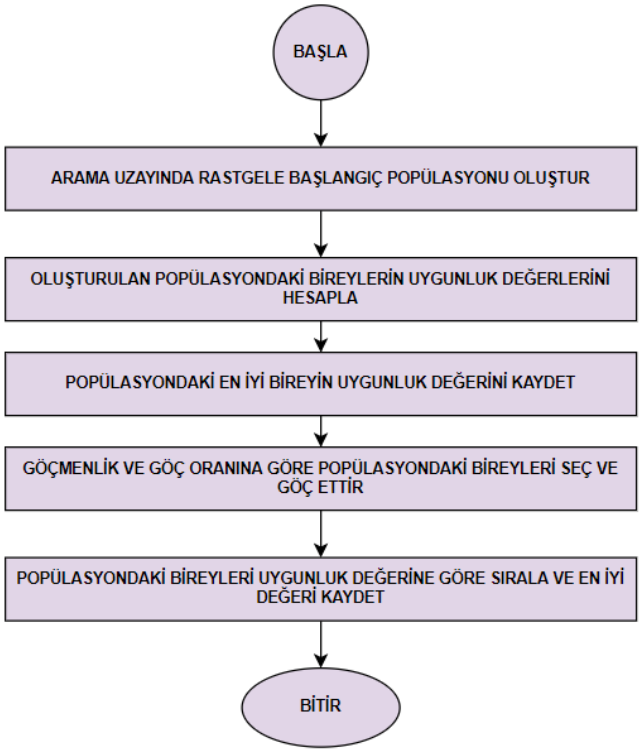
m_{max} Kullanıcı tanımlı maksimum mutasyon olasılık oranı

m_i Mutasyon olasılık oranı

P_i Mutasyon olasılığı

P_{mod} Ada modifikasyon olasılığı

Değerlerini ifade eder. BBO algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.19'da gösterilmektedir.



Şekil 3. 19. BBO algoritmasının akış diyagramı

3.2.8.8. Tavlama Benzetimi Algoritması (SA)

Tavlama benzetimi (SA) Kirkpatrick ve arkadaşları (1983) ve Cerny (1985), klasik bir optimizasyon sorununu (seyahat eden satıcı sorunu) çözmek için yenilikçi bir fikir olan SA algoritmasını ortaya attılar. O zamandan beri, bu algoritma, birçok mühendislik optimizasyonu probleminde oldukça başarılı bir şekilde uygulanmaktadır

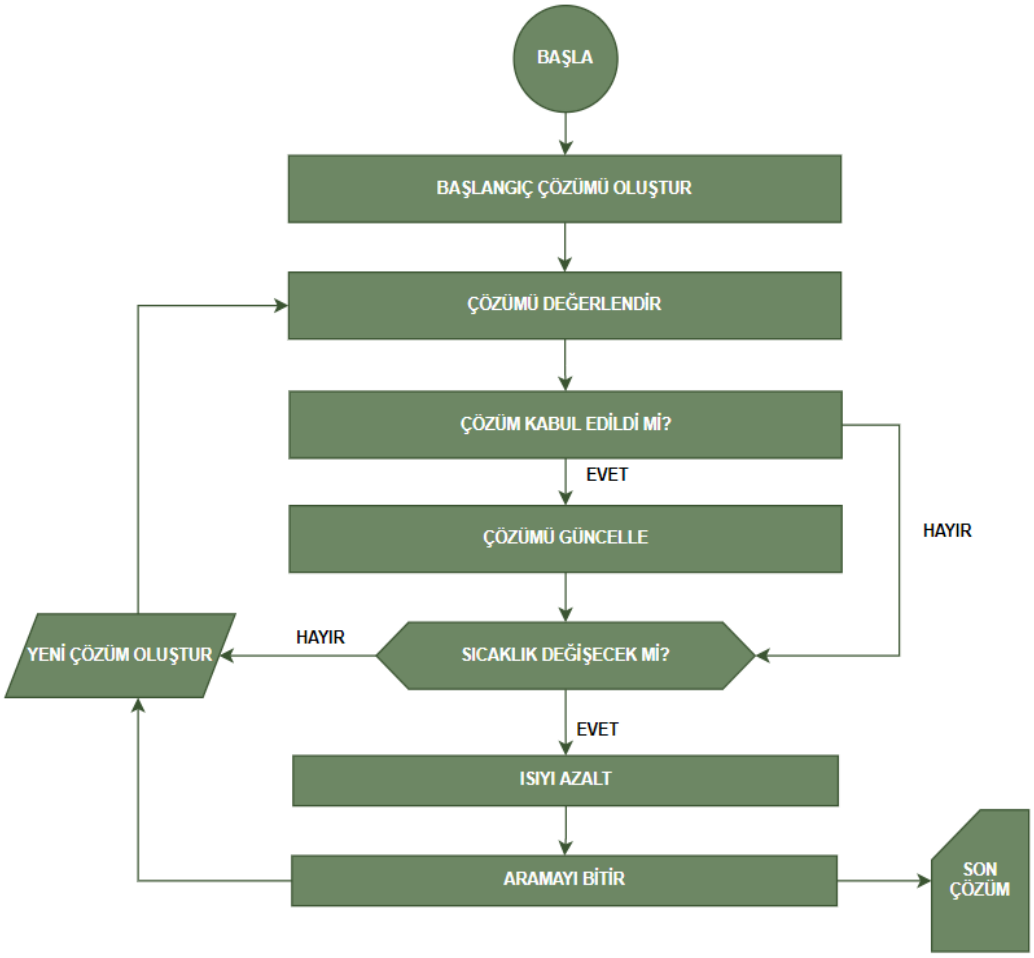
(Cunha ve Sousa 1999). SA algoritması tavlama sürecindeki katıların atomik hareketlerinden esinlenerek oluşturulmuş metasezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır. Tavlama malzemeyi rahatlatmak, yumuşatmak ve iç yapıyı daha kullanılabilir hale getirmek için yapılan ısıl işlemlerin geneline verilen addır. Bu işlemde tavlamaya tabi tutulacak madde ilk başta erime sıcaklığına çıkarılır daha sonra yavaş yavaş soğumaya bırakılır. Soğuma hızı atomların yer değiştirmelerine izin verecek ölçüdeyse, atomlar en düşük iç enerji ve en yüksek kararlılık durumuna rasgele hareketler ile geçme eğilimindedirler ve bu eğilim sonucu rastgele hareketler, malzemenin yerel enerji minimumundan kaçmasına izin verecek ve malzemedeki termal stresi karakterize eden bir miktar artık enerji ile yapılandırılmış olarak soğutacaktır (Gülbaş ve Çetin 2020).

SA algoritmasının en önemli avantajı yerel minimuma takılmaması ve global minimuma ulaşabilmesidir. Bunun için malzemenin yeterince ısıtılması veya algoritma başlangıç seviyesine yüksek enerjili seviyeden başlanması gerekir (Duman vd. 2010). SA algoritması kullanıcı tanımlı bir başlangıç sıcaklık değeri (T_0) kullanılarak başlar ardından bu başlangıç için bir çözüm değeri (A_0) hesaplanır. Daha sonra sıcaklık elde edilen çözümlerin kabul olasılığını hesaplar. Çözüm olasılığı algoritmanın yerel minimuma takılmadan global minimuma ulaşmasını sağlar. Ardından sıcaklık kademeli olarak azaltılarak (denklem 3.49) iterasyon sayısı (C) boyunca komşu çözüm değerleri (N) hesaplanıp başlangıç çözüm değeri ile karşılaştırılır. Eğer amaç fonksiyon değerinde herhangi bir iyileşme görüldüyse bu değer problemin en iyi çözüm değeri olarak hafızaya alınır. Amaç fonksiyonunda bir iyileşme gözlenmezse denklem 3.48 yardımıyla bir olasılık karşılaştırması sonucu kötü bir çözüm referans alınarak yeni komşu çözümler üretilir (Çakar ve Özer 2015).

$$P_{kabul} = e^{\left(\frac{\Delta}{T}\right)} > rand(0,1) \quad \Delta = komşu\ çözüm - mevcut\ çözüm \tag{3.48}$$

$$T = T * \alpha \tag{3.49}$$

Bu işlemler problem için tanımlanan iterasyon sayısı kadar tekrarlanarak sıcaklık minimum değere ulaşıncaya (T_{min}) kadar devam eder. Ulaşılan en iyi değer problemin çözüm değeri olarak alınır. SA algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.20'de verilmiştir.



Şekil 3. 20. SA algoritmasının akış diyagramı

3.2.8.9. İstilacı Ot Optimizasyon Algoritması (IWO)

Son yıllarda geliştirilen metasezgisel optimizasyon algoritmalarından biri de büyüyen sömürücü ve istilacı yabani otların davranışlarından esinlenerek ilk Mehrabian ve Lucas tarafından ortaya atılmış istilacı ot optimizasyon (IWO) algoritmasıdır (Mehrabian ve Lucas 2006). Yabani otların bazı bölgelerde birçok faydası ve kullanımı olmasına rağmen aynı bitki insanın ihtiyaçlarına ve faaliyetlerine müdahale eden bir bölgede yetişirse insanlar için zararlı bir hal alır. Yabani otların tohumları yabani ot diye adlandırdığımız bitkilere (ağaç, asma, çalı vb.) dönüşürken mükemmel bir strateji kullanmaktadırlar. Bu kullandıkları stratejik hamleler mühendislik problemleri ve daha birçok alandaki problemlere çözüm aramak için kullanılmaktadır. IWO algoritması temel anlamda şu 4 aşama takip edilerek gerçekleşir (Mehrabian ve Lucas 2006).

1. Başlangıç Popülasyonunun Oluşturulması

Arama uzayına belli sayıda *(n)* tohum arama uzayına dağıtılır. İlk aşamada arama uzayına dağıtılan bu tohumların bitki olmasına ve tohum üretmesine izin verilir.

2. Reprodüksiyon

IWO algoritmasının bu işlem adımı algoritmaya yeni bir özellik katar. Daha önce anlatılan algoritmalarda (GA, DE, ABC vb.) olduğu gibi sezgisel olarak kabul edilen her bireyin bir uygunluk değeri vardır. Uygunluk değeri iyi olan birey daha iyi çözüme, kötü olan birey daha kötü çözüme işaret eder. IWO algoritmasında ise her yabani ot için bir uygunluk değeri hesaplanır ve uygunluk değeri yabani otun hayatta kalma ve üreme şansına sahip olma durumunu ifade eder. Böylece uygunluk değeri küçük olan otların hayatta kalmasına ve üremesine izin verilmeyerek kötü çözümler popülasyondan elenir. Benzer şekilde uygunluk değeri iyi olan bireylere hayatta kalma ve yeniden çoğalma fırsatı verilir. Yabani otların yeniden çoğalması denklem 3.50 ile hesaplanır.

$$Seed_i = \frac{f_{current} - f_{min}}{f_{max} - f_{min}} * (S_{max} - S_{min}) + S_{min} \qquad 3.50$$

Burada; $weed_i$ üretilecek yeni yabani otu, $f_{current}$ mevcut otun uygunluk değerini, f_{max} ve f_{min} sırasıyla popülasyondaki otların en iyi ve en kötü uygunluk değerini, S_{max} ve S_{min} değerleri ise otun maksimum ve minimum tohum sayısını ifade eder.

3. Mekânsal Dağılım

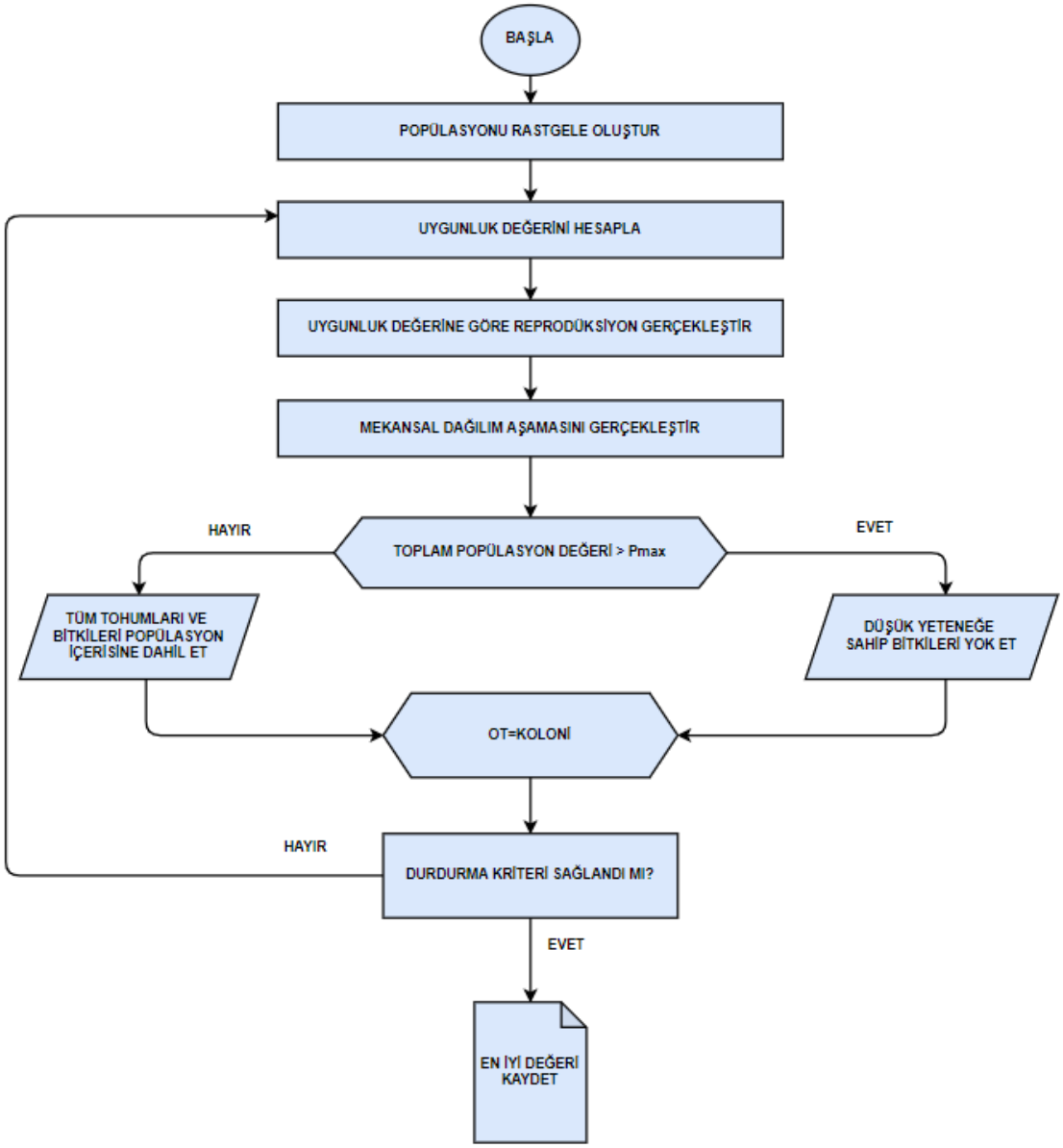
Bu aşamada, üretilen tohumlar arama uzayı içerisinde ana bitkiye yakın olacak şekilde ortalamaya göre sıfıra eşit ve standart sapmaya bağlı olarak rastgele dağıtılırlar. Burada, rastgele fonksiyonun standart sapması (σ) önceden belirlenmiş bir başlangıç değerinden ($\sigma_{initial}$) başlayıp, son bir değere (σ_{final}) kadar iterasyon boyunca azaltılacaktır (Koç vd. 2018).

$$\sigma_t = \frac{(max_t - t)^n}{(max_t)^n} * \left(\sigma_{initial} - \sigma_{final}\right) + \sigma_{final} \qquad 3.51$$

Burada; t iterasyon sayısını, σ_t mevcut iterasyondaki standart sapmayı, max_tksimum iterasyon sayısını, $\sigma_{initial}$ ve σ_{final} ise standart sapmanın ilk ve son değerini ifade eder. Denklem 3.51 ile standart sapmada yapılan değişiklik, bir tohumu uzak bir alana bırakma olasılığının her zaman doğrusal olmayan bir şekilde azalmasını sağlar, bu da daha uygun bitkilerin gruplanması ve uygunsuz bitkilerin ortadan kaldırılmasıyla sonuçlanmasını sağlar (Mehrabian ve Lucas 2006)

4. Rekabet edebilirlik

Koloni olarak kabul edilen tüm bitkiler arasında hayatta kalma ve üreme mücadelesi vardır. Bitkiler arasındaki bu rekabet sonucu oluşan yeni bitkilerle toplam koloni sayısı popülasyonun maksimum sayısını (P_{max}) aşmamalıdır. Bu sınırlı koloni sayısından dolayı rekabet içerisinde bulunan bitkilerden uygunluk değeri iyi olan mücadeleden galip gelip hayatta kalmaya devam ederken, uygunluk değeri kötü olan bitki yok olur. Böylece popülasyondaki maksimum koloni sayısı aşılmamış olur. Mücadele sonunda hayatta kalan bitkilerden en iyi uygunluk değerine sahip bitki algoritmanın en iyi değeri olarak kaydedilir. IWO algoritmasının daha iyi anlaşılması için şekil 3.21‘de akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 3. 21. IWO algoritmasının akış diyagramı

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasının bu aşamasında meta sezgisel algoritmalardan; genetik algoritma (GA), parçacık sürü optimizasyon (PSO), yapay arı koloni (ABC), armoni arama (HS), karınca koloni optimizasyon (ACO), diferansiyel evrim (DE), biyo-coğrafya esaslı optimizasyon (BBO), tavlama benzetimi (SA) ve istilacı ot optimizasyon (IWO) algoritmaları kullanılarak, daha önce çoğu araştırmacı tarafından üzerinde çalışılmış Alperovits ve Shamir şebekesi ile Hanoi şehir şebekesi maliyet açısından (boru çapları minimize edilerek) optimize edilmiş ve sonuçlar bu bölümde sunulmuştur. Yapılan literatür çalışması sonucunda GA, PSO, ABC, HS, ACO, DE, SA algoritmalarının daha önce su dağıtım şebekelerinde kullanıldığı görülmektedir ancak BBO ve IWO algoritmalarının su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanıldığına rastlanılmamıştır. İlk defa kullanıldıkları için BBO ve IWO algoritmalarının sonuçları diğer algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Ayrıca optimizasyon süresinin öneminden dolayı kullanılan tüm algoritmaların değerlendirme sayısının yanında toplam optimizasyon süresi ile, optimum maliyete ulaşma süresi hesaplanıp sunulmuştur. Tüm işlemler 2.5 GHz hıza sahip DELL G3 15 INTEL CORE bilgisayar ile yapılıp sonuçlar karşılaştırılmak üzere sırasıyla Alperovits ve Shamir şebekesi için Çizelge 4.1, Çizelge 4.2 ve Şekil 4.10'da, Hanoi şehir şebekesi için Çizelge 4.3, Çizelge 4.4 ve Şekil 4.20'de sunulmuştur.

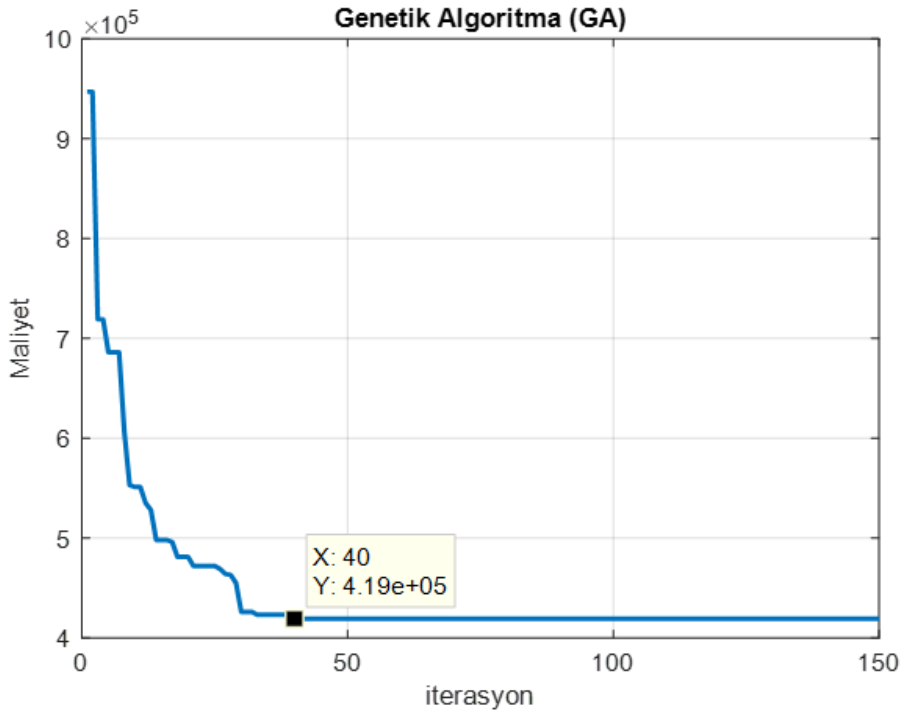
4.1. Alperovits ve Shamir Şebekesi Maliyet Optimizasyonu Sonuçları

Alperovits ve Shamir şebekesi 9 farklı metasezgisel algoritma kullanılarak Epanet-MATLAB araç seti yardımıyla MATLAB programında optimizasyon işlemi gerçekleşti. Her bir algoritma ile yapılan optimizasyon sonuçları bu bölümde sunulmuştur.

4.1.1. Genetik Algoritma (GA) ile Maliyet Optimizasyonu

GA ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; çaprazlama oranı (Pc) 0.35, mutasyon oranı (Pm) 0.95, popülasyon sayısı (nPop) 120 ve seçim yöntemi olarak rulet tekerleği seçilmiştir. Toplam 150 iterasyonda gerçekleşen optimizasyonda 40. iterasyonda optimum maliyet değerine (419 000 birim) ulaşılmıştır.

Optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonu 40x120=4 800 kez çalıştırılmıştır.

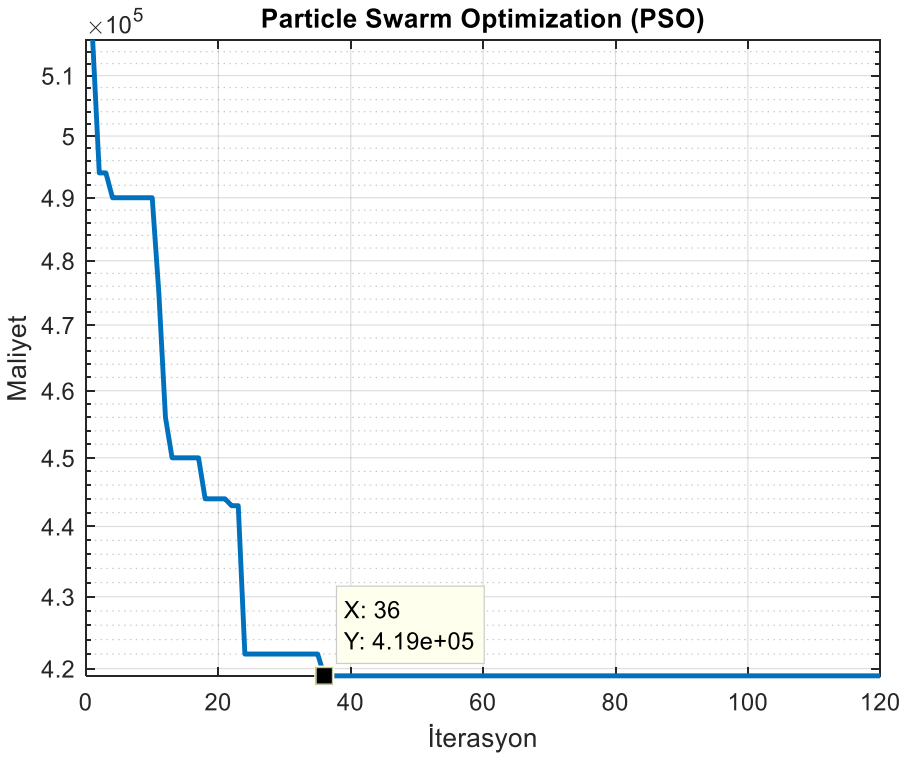


Şekil 4. 1. Alperovits ve Shamir şebekesinin GA'ya ait maliyet değişimi

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.1' de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.

4.1.2. Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu

PSO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; atalet ağırlığı (w) 1, bilişsel öğrenme katsayısı (C1) 2.0, sosyal öğrenme katsayısı (C2) 2.0, parçacık maksimum hız ve minimum hız vektörü sırasıyla 2.5 ve-2.5 (VelMax, VelMin) ve popülasyon sayısı (nPop) 2 000 olarak seçilmiştir. Toplam 120 iterasyonda gerçekleşen optimizasyon işleminde 36. iterasyonda optimum maliyet değerine (419 000 birim) ulaşılmıştır. Optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonu 36x200=7 200 kez çalıştırılmıştır.



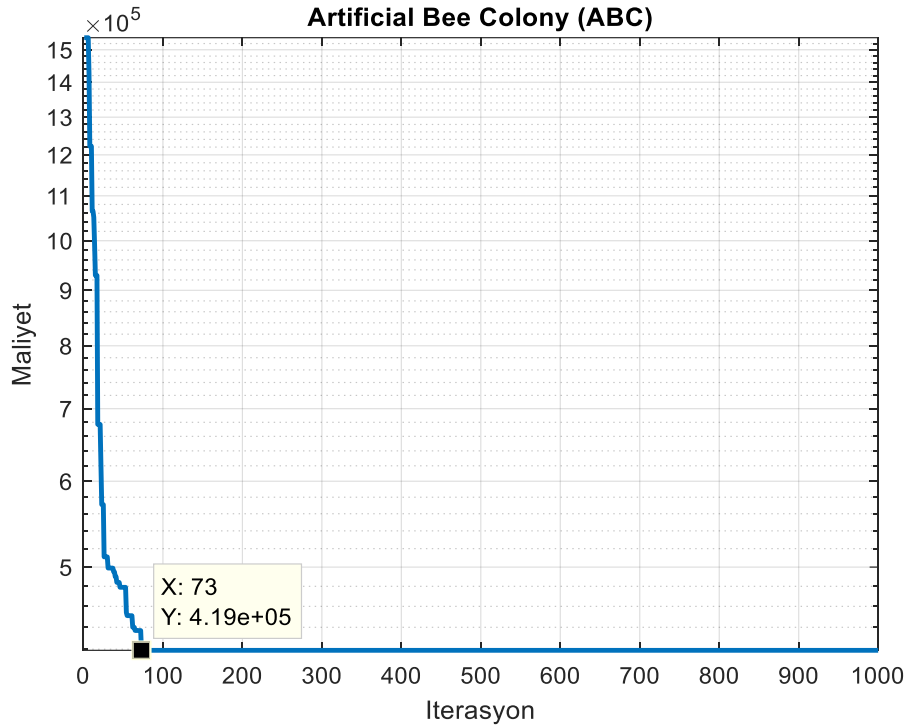
Şekil 4. 2. Alperovits And Shamir şebekesi için PSO 'ya ait maliyet değişimi

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.2'de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.

4.1.3. Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC) ile Maliyet Optimizasyonu

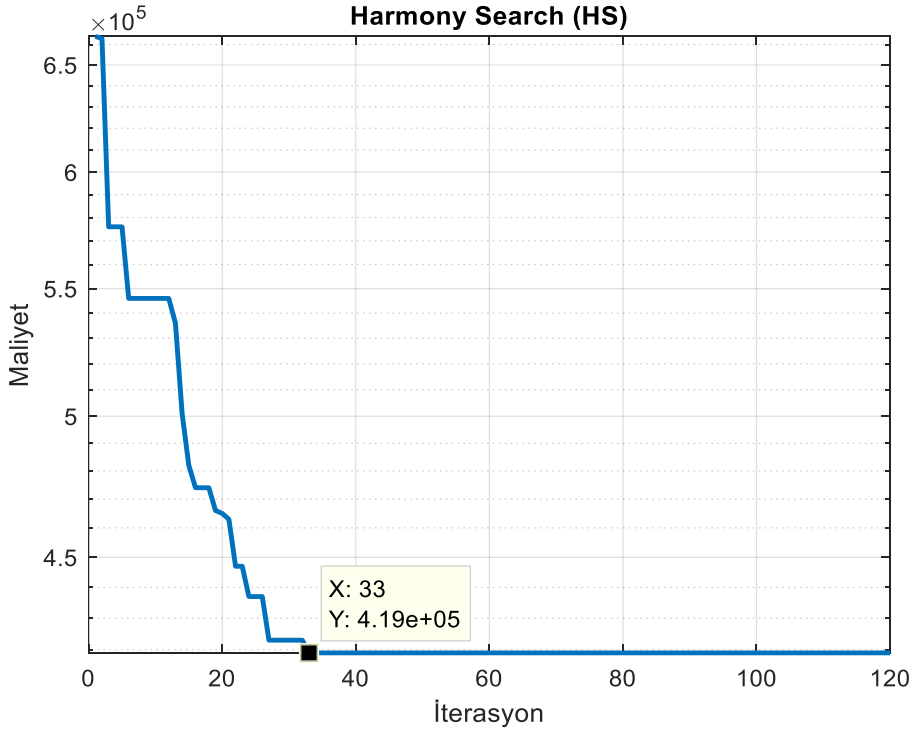
ABC algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; toplam arı sayısı (nPop) 16+16=32 (gözcü arı + işçi arı), limit değeri ($\gamma * değişken\ sayısı * arı\ sayısı$) 1x8x32=256 ve limit değerinin belirlenmesinde rol oynayan γ katsayısı 1 olarak alınmıştır. Optimizasyon toplam 1 000 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşip, optimum maliyet değerine (419 000) 73. iterasyonda ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonunu toplamda 16+73x (16+16) = 2 352 kez çalıştırmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.3'te; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1'de gösterilmektedir.



Şekil 4. 3. Alperovits And Shamir şebekesi için ABC 'ye ait maliyet değişimi

4.1.4. Armoni Arama (HS) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu

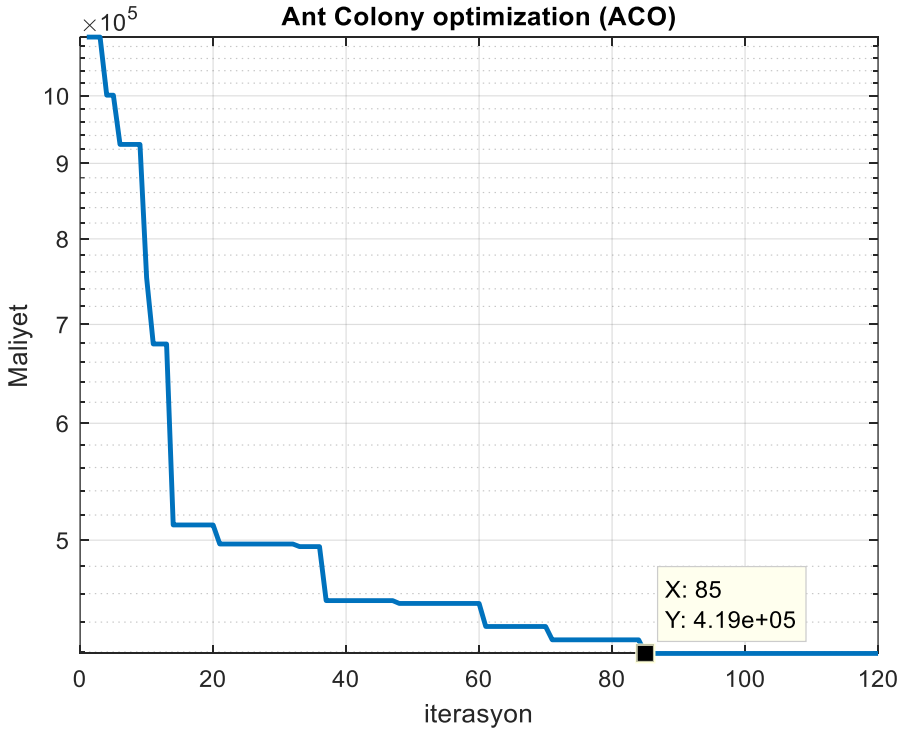


Şekil 4. 4. Alperovits ve Shamir şebekesinin HS'ye ait maliyet değişimi

HS algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; armoni belleği kapasitesi (HMS=nPop) 500, armoni belleğini dikkate alma oranı (HMCR) 0.95, tonlama ayarı (PAR) 0.95, perde (bant) genişliği FW=0.02x(VarMax-VarMin) ve bant genişliği azaltma oranı (FW_damp) 0.995 olarak alınmıştır. Toplam 120 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 33. iterasyonda optimum maliyet değerine (419 000 birim) ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonunu toplamda 500x33 = 16 500 kez çalıştırmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.4'te; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.

4.1.5. Karınca Koloni Optimizasyon (ACO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu



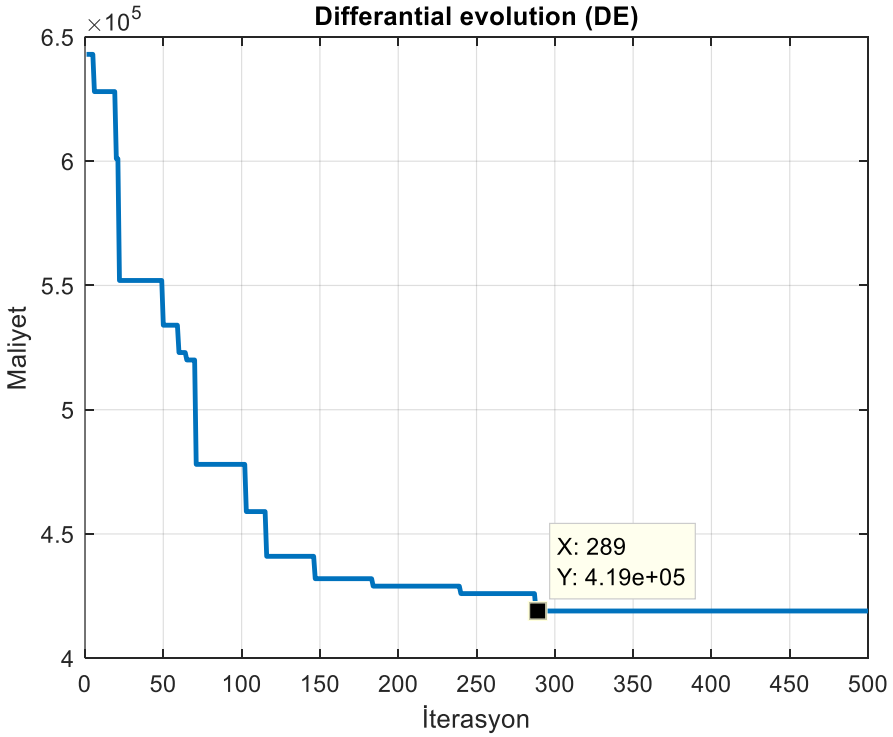
Şekil 4. 5. Alperovits ve Shamir şebekesinin ACO'ya ait maliyet değişimi

ACO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; karınca sayısı (nPop) 200, feromon katsayısı (α) 1, buharlaşma parametresi (ρ) 0.95 ve sezgisel katsayı (***β***) 1 alınmıştır. Toplamda 120 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen

optimizasyon işleminde 85. İterasyonda optimum maliyet değerine (419 000 birim) ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonunu toplamda 200x85=17 000 kez çalıştırmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.5'te; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.

4.1.6. Diferansiyel Evrim (DE) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu



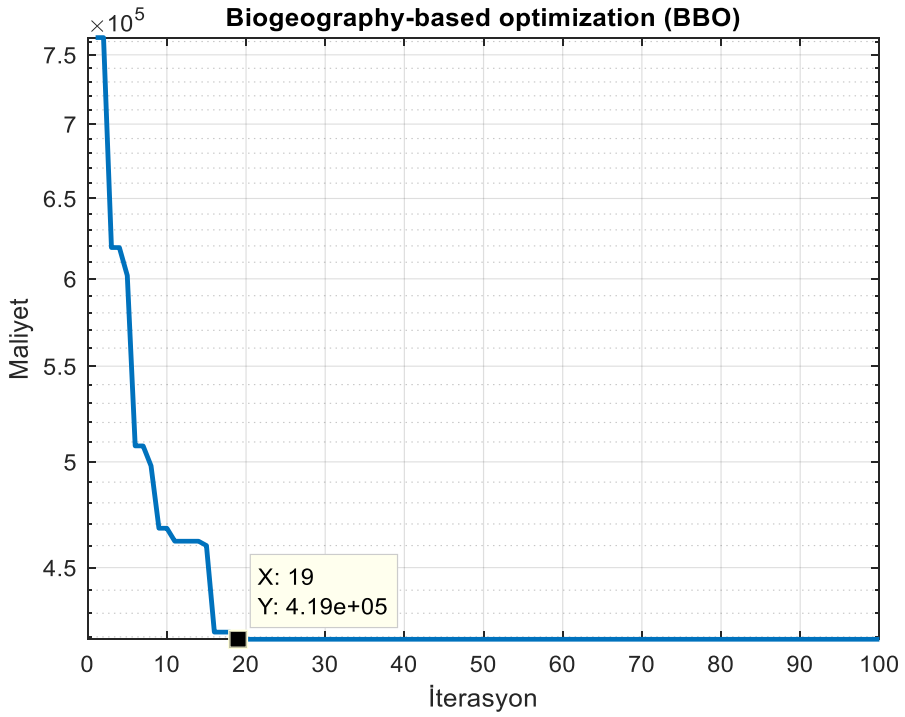
Şekil 4. 6. Alperovits ve Shamir şebekesinin DE'ye ait maliyet değişimi

DE algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; çaprazlama oranı (ÇR) 0.25, popülasyon sayısı (nPop) 250 olarak seçilmiş. Toplamda 500 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 289. İterasyonda optimum maliyet değerine (419 000 birim) ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar toplamda 250x289=72 250 kez çalıştırılmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.6 'da boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.

4.1.7. Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon (BBO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu

BBO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; popülasyon sayısı (nPop) 500, göç oranı (μ) 0 ile 1 aralığında rastgele bir değer, göçmenlik oranı (λ) 1- μ, mutasyon oranı (m_i) 0.95 seçilmiş diğer parametreler tanımlı eşitlikler kullanılarak elde edilmiştir. Toplamda 100 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 19. iterasyonda optimum maliyet değerine (419 000 birim) ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşıncaya kadar amaç fonksiyonunu toplamda 500x19=9 500 kez çalıştırmıştır.



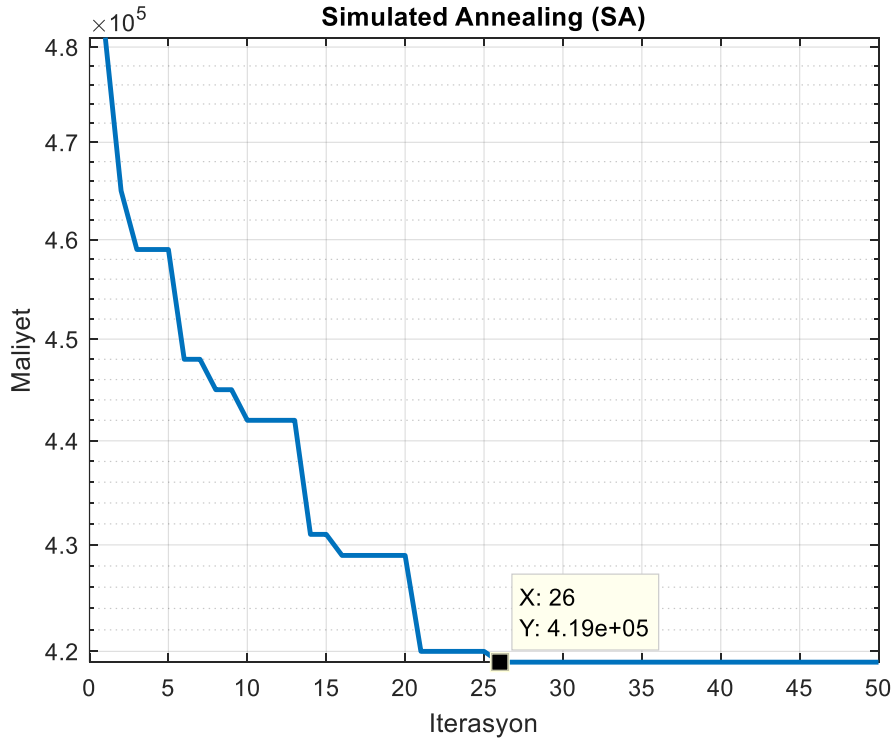
Şekil 4. 7. Alperovits ve Shamir şebekesinin BBO'ya ait maliyet değişimi

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.7' de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.

4.1.8. Tavlama Benzetimi Algoritması (SA) ile Maliyet Optimizasyonu

SA algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; başlangıç sıcaklık değeri (T_0) 0.1, sıcaklık azaltma oranı (α) 0.99, popülasyon sayısı

(nPop) 30 olarak alınmıştır. Toplam 50 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 26. iterasyonda optimum şebeke maliyetine (419 000 birim) ulaşılmıştır. Böylece optimum maliyete ulaşıncaya kadar algoritma amaç fonksiyonunu 26x30=780 kez çalıştırmıştır.



Şekil 4. 8. Alperovits ve Shamir şebekesinin SA'ya ait maliyet değişimi

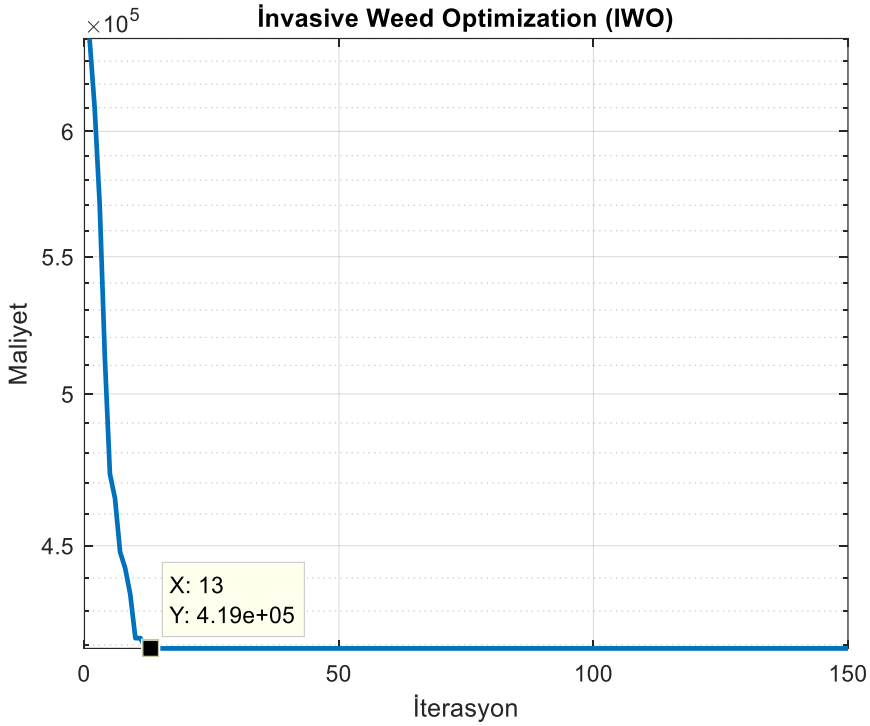
Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.8' de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.

4.1.9. İstilacı Ot Optimizasyon Algoritması (IWO) ile Maliyet Optimizasyonu

IWO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; maksimum ve minimum tohum sayısı (S_{max}, S_{min}) sırasıyla 25 ve 10, başlangıç standart sapma değeri ($\sigma_{initial}$) 0.5, finaldeki standart sapma değeri (σ_{final}) 0.0001 ve popülasyon sayısı (nPop) 150 olarak alınmıştır. Toplam 150 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 13. iterasyonda optimum şebeke maliyetine (419 000 birim)

ulaşılmıştır. Böylece optimum maliyete ulaşıncaya kadar algoritma amaç fonksiyonunu 13x150=1 950 kez çalıştırmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.9'da; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.1' de gösterilmektedir.



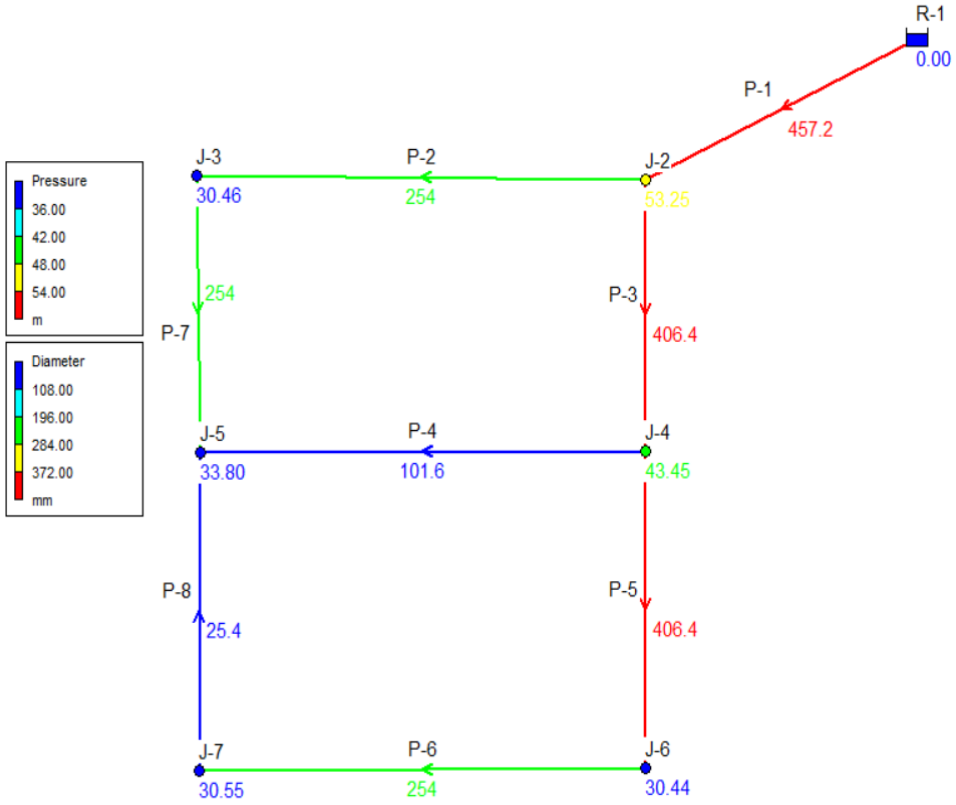
Şekil 4. 9. Alperovits ve Shamir şebekesinin IWO'ya ait maliyet değişimi

Alperovits ve Shamir şebekesinin GA, PSO, ABC, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon işlemi sonucunda, kullanılan bütün yöntemlerle her boru için aynı çap değerine ulaşılmıştır. Ayrıca Çizelge 4.1'de gösterildiği gibi tüm yöntemlerle yapılan optimizasyon işleminde aynı maliyete, düğüm noktalarında aynı basınç ve borularda aynı debi ve hız değerine ulaşılmıştır. Şekil 3.2'de başlangıç tasarımı yapılan şebekenin elde edilen yeni çap değerleri tanımlandıktan sonra simülasyon işlemi yapılmıştır. Simülasyon işlemi sonrası düğüm noktasındaki basınç değerleri Şekil 4.10'da gösterilmektedir. Bu basınç değerlerinin MATLAB programında elde edilen basınçlar ile aynı olduğu ve optimizasyon sırasında eklenen düğüm noktasındaki minimum 30 m basınç koşuluna uyarak optimizasyon işleminin yapıldığı

görülmektedir. Çizelge 4.1'de elde edilen debi değerleri Şekil 4.10'daki akış yönlerinde akmaktadır.

Çizelge 4. 1. Alperovits ve Shamir şebekesinin GA, PSO, ABC, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen sonuç değerleri

Boru numarası	Düğüm noktası	Basınç (m)	Debi (m3/h)	Hız (m/s)	Çap (mm)
P-1	J-2	53	1 120	1.90	457.2
P-2	J-3	30	336.9	1.85	254
P-3	J-4	43	683.1	1.46	406.4
P-4	J-5	34	32.6	1.12	101.6
P-5	J-6	30	530.6	1.14	406.4
P-6	J-7	31	200.6	1.10	254
P-7	R-1	0	236.9	1.30	254
P-8			0.56	0.31	25.4



Şekil 4. 10. Alperovits ve Shamir şebekesinin GA, PSO, ABC, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen çap değerleriyle yapılan Epanet tasarımı

Çizelge 4. 2. Alperovits ve Shamir şebekesi için kullanılan algoritmaların maliyet, değerlendirme sayısı ve optimizasyon süresi

Çalışma	Yöntem	Maliyet (birim)	Değerlendirme sayısı	Toplam optimizasyon süresi (saniye)	Optimum değere ulaşma süresi (saniye)
Afshar (2009)	GA	419 000	3 000	-	-
Afshar ve Marino (2005)	GA	419 000	4 600	-	-
Alperovits ve Shamir (1977)	LP	497 525	-	-	-
Jinesh Babu ve vijayalakshmi (2013)	PSO-GA	419 000	1 300	-	-
Cunha ve Ribeiro (2004)	TA	420 000	-	-	-
Cunha ve Sousa (1999)	SA	419 000	25 000	-	-
Ezzeldin vd. (2014)	PSO	419 000	549	-	-
Geem (2009)	PSO-HS	419 000	204	-	-
Mohan ve Jinesh Babu (2009)	STA	445 000	43	-	-
Monbaliu vd. (1990)	KTA	419 000	250 000	-	-
Perelman ve ostfeld (2007)	CE	419 000	35 000	-	-
Suribabu (2010)	DE	419 000	4 750	-	-
Savic ve Walter (1997a)	GA	419 000	250 000	-	-
Sedki ve Ouazar (2012)	PSO-DE	419 000	3 080	-	-
Suribabu (2012)	STA	420 000	63	-	-
Suribabu ve Neelakantan (2006)	PSO	419 000	5 138	-	-
Ayvaz vd. (2007)	HS	419 000	-	-	-
Tospornsampan vd. (2007)	SA	419 000	-	-	-
Kahraman ve Özdağlar (2004)	GA	419 000	-	-	-
Yılmaz vd. (2020)	ABC	429 000	2 873	-	-
Yılmaz (2015)	ABC	429 000	2 873	-	-
Yılmaz (2015)	PSO	429 000	2 480	-	-
Yılmaz (2015)	GA	429 000	7 840	-	-
Mevcut çalışma	**GA**	**419 000**	**4 800**	**10**	**3**
Mevcut çalışma	**PSO**	**419 000**	**7 200**	**10**	**5**
Mevcut çalışma	**HS**	**419 000**	**16 500**	**25**	**7**
Mevcut çalışma	**ABC**	**419 000**	**2 252**	**26**	**3**
Mevcut çalışma	**ACO**	**419 000**	**17 000**	**16**	**13**
Mevcut çalışma	**DE**	**419 000**	**72 250**	**51**	**30**
Mevcut çalışma	**BBO**	**419 000**	**9 500**	**21**	**4**
Mevcut çalışma	**SA**	**419 000**	**780**	**22**	**11**
Mevcut çalışma	**IWO**	**419 000**	**1 950**	**21**	**10**

Çizelge 4. 2. Alperovits ve Shamir şebekesi için kullanılan algoritmaların maliyet, değerlendirme sayısı ve optimizasyon süresi (devamı)

GA:	Genetik algoritma	**PSO:**	Parçacık sürü optimizasyonu
LP:	Lineer programlama	**ABC:**	Yapa arı koloni algoritması
TB:	Tavlama benzetimi	**HS:**	Harmoni arama
STA:	Sezgisel esaslı algoritma	**DE:**	Diferansiyel evrim
CE:	Çapraz entropi	**TA:**	Tabu arama
ACO:	Karınca koloni optimizasyon	**BBO:**	Biyo-coğrafya esaslı optimizasyon
IWO:	İstilacı ot optimizasyon algoritması	**SA:**	Tavlama benzetimi
KTA:	Kural esaslı algoritma		

4.2. Alperovits ve Shamir Şebekesinin Optimizasyonunda Kullanılan Algoritmaların Performanslarının Değerlendirilmesi

Alperovits ve Shamir şebekesinin metasezgisel optimizasyon metotları ile yürütülen maliyet optimizasyon çalışmaları incelendiğinde, aynı sınırlayıcılar altında bulunan en düşük maliyet değeri 419 000 birim olduğu görülmektedir (Çizelge 4.2). Bu yüksek lisans tez çalışmasında da optimizasyon işleminde kullanılan (GA, ABC, PSO, HS, ACO, DE, BBO, SA, IWO) 9 algoritma ile 419 000 birim maliyete ulaşılmıştır. Kullanılan algoritmaların performanslarının karşılaştırılması için toplam değerlendirme sayıları, optimizasyonların yürütülme süreleri ve optimum maliyet değerine ulaşma süreleri hesaplanmış ve Çizelge 4.2' de sunulmuştur. Elde edilen maliyet değeri (419 000 birim), Yılmaz (2015)'ın elde ettiği 429 000 birim, Yılmaz vd. (2020)'nin elde ettiği 429 000 birim, Suribabu (2012)' un elde ettiği 420 000 birim, Mohan ve Jinesh Babu (2009)'un elde ettiği 445,000 birim, Cunha ve Ribeiro (2004)'nun elde ettiği 420,000 birim ve Alperovits ve Shamir (1977)'in elde ettiği 497,525 birim maliyet değerinden daha düşük maliyet değerine ulaşılmış. Yapılan çalışmalarla 419 000 birim maliyetin altına inilememiştir ancak farklı değerlendirme sayılarıyla aynı sonuçlar elde edilmiştir. Böyle küçük bir test şebekesi olan Alperovits ve Shamir şebekesinde düşük değerlendirme sayısı ve kısa sürelerde sonuca ulaşılmasına karşın daha büyük şebekelerde optimizasyon işleminin saatler sürmesi düşünülüyor. Bu yüzden en düşük maliyeti elde etme ile birlikte, sonuca kısa sürede ulaşma kabiliyeti de çok önem arz etmektedir.

Bu tezde kullanılan algoritmaların kendi aralarında performanslarının süre açısından kıyaslanması için optimizasyon süreleri Çizelge 4.2'de sunulmuştur. Optimum maliyete ulaşma süreleri bakımında en az süre ile (3 saniye) GA ve ABC

algoritmaları olduğu görülmektedir. Çizelge 4.2 ‘de daha önce yapılan çalışmaların değerlendirme sayıları incelendiğinde 419 000 birim maliyete en az değerlendirmeyle Geem (2009)’in PSO ve HS algoritmalarının hibrit bir şekilde çalışmasıyla 204 değerlendirmeyle ulaşıldığı görülmektedir. Bu tez çalışmasında ise kullanılan bütün algoritmalarla 419 000 birim maliyet değerine ulaşmakla birlikte, en az değerlendirme sayısı olan 780 değerlendirme sayısıyla Tavlama Benzetimi (SA) algoritması, Geem (2009) ve Ezzeldin vd. (2014)’nın çalışması dışındaki diğer çalışmalardan daha az değerlendirme ile sonuca başarılı bir şekilde ulaşmıştır. Optimizasyon sonucunda kullanılan GA, ABC, PSO, HS, ACO, BBO, SA, DE, IWO algoritmaların tamamıyla düğüm noktasında aynı basınç değerine, borularda da aynı hız, debi ve aynı çap değerine ulaşılmıştır. Ulaşılan basınç, hız, debi ve çap değerleri Çizelge 4.1’ de sunulmuştur.

Daha önce su dağıtım şebekelerinin optimizasyonunda kullanılmayan BBO ve IWO algoritmalarının sonuçları incelendiğinde; iki algoritma ile 419 000 birim maliyet olan en düşük maliyete ulaştıkları görülmektedir. BBO algoritması optimum maliyete 9 500 değerlendirme sayısı ve 4 saniye süre ile ulaşmıştır. Benzer şekilde IWO algoritması da 1 950 değerlendirme sayısı ve 10 saniye sonucunda optimum maliyete ulaşmıştır. Bu değerler düşünüldüğünde kullanımları yaygın olan diğer birçok algoritmadan çok başarılı performans gösterdikleri açıkça görülmektedir.

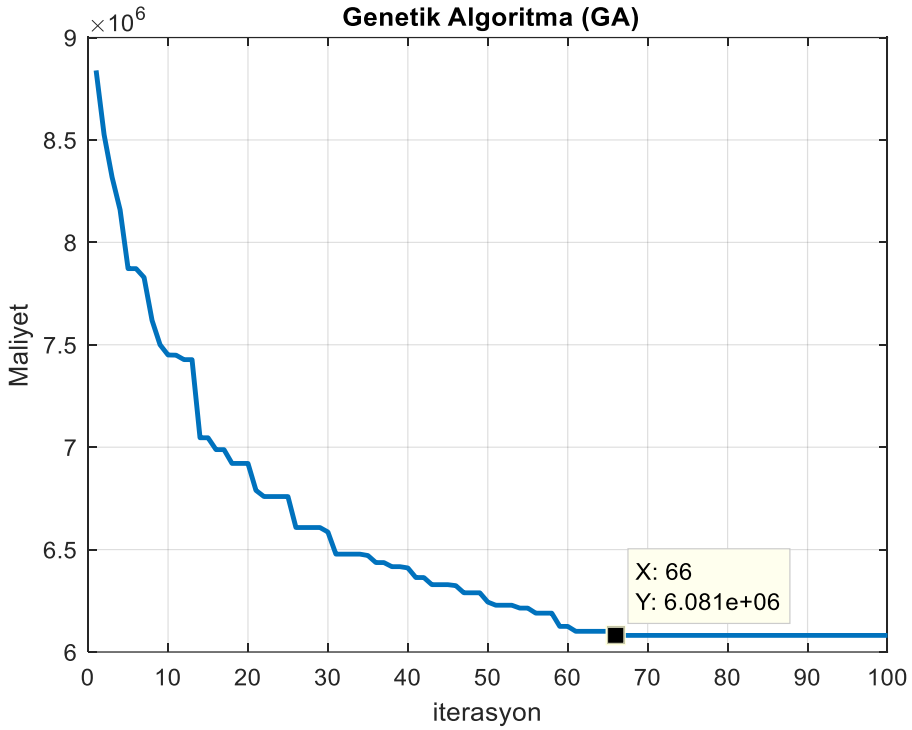
Ayrıca su dağıtım şebeke optimizasyonun da kullanımı yaygın olmayan ABC algoritmasının sonuçlarına bakıldığında 32 arı (16 işçi arı + 16 gözcü arı), limit değeri=256 ve toplam 1 000 iterasyonda gerçekleşen optimizasyonla 73. iterasyonda 419 000 birim maliyete amaç fonksiyonunu 16+(16+16) x73=2 352 kez çalıştırarak ulaşmıştır. Yılmaz (2015) ve Yılmaz vd. (2020) 34 arı (17 işçi arı + 17 gözcü arı), limit değeri=272 ve toplam 1 000 iterasyonda gerçekleşen optimizasyonla 84. iterasyonda 429 000 birim maliyete amaç fonksiyonunu 17+(17+17) x84=2 873 kez çalıştırarak ulaşmıştır. Mevcut çalışmada ABC yöntemiyle daha az değerlendirme sayısıyla daha düşük maliyet değerine ulaşılmıştır (Çizelge 4.2). Mevcut çalışmada ABC yönteminin önceki çalışmalardan değerlendirme sayısı bakımından daha iyi sonuç vermesi uygun kontrol parametrelerinin seçilmesi ile, maliyet bakımından daha düşük bir sonuca

varması MATLAB programının diğer yazılım programlarından daha efektif çalıştığını düşündürmektedir.

4.3. Hanoi Şehir Şebekesi Maliyet Optimizasyonu

Hanoi Şehir şebekesi 9 farklı metasezgisel algoritma kullanılarak Epanet-MATLAB araç seti yardımıyla MATLAB programında optimizasyon işlemi gerçekleştirildi. Her bir algoritma ile yapılan optimizasyon sonuçları bu bölümde sunulmuştur.

4.3.1. Genetik Algoritma (GA) ile Maliyet Optimizasyonu

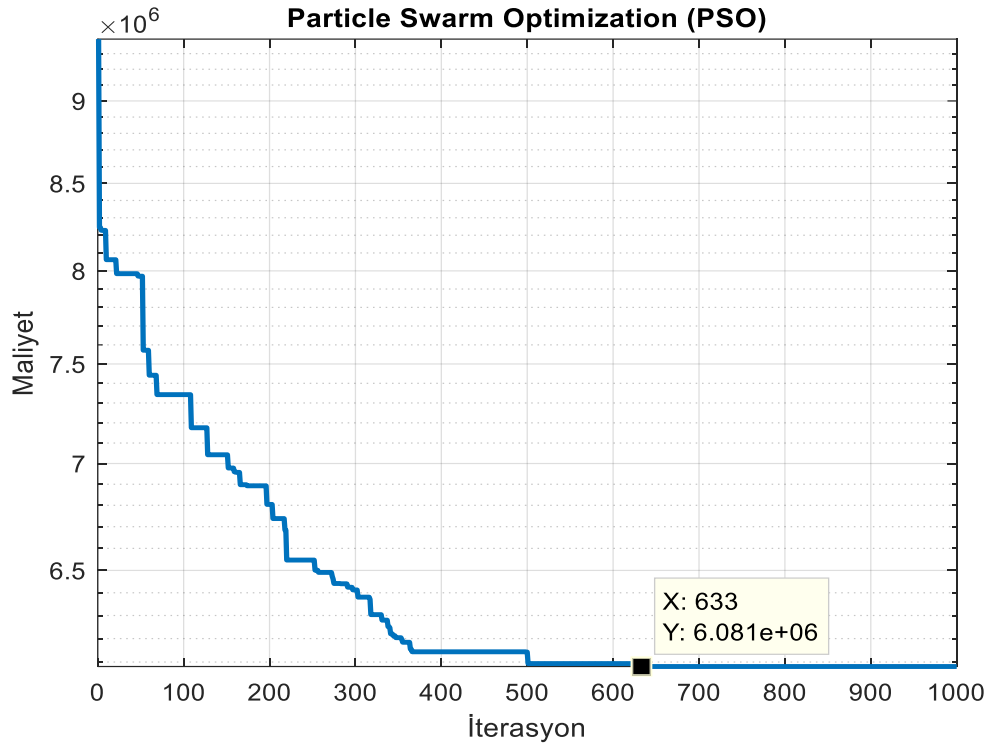


Şekil 4. 11. Hanoi şehir şebekesi için GA'ya ait maliyet değişimi

GA ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; çaprazlama oranı (Pc) 0.70, mutasyon oranı (Pm) 0.8, popülasyon sayısı (nPop) 2 000 ve seçim yöntemi olarak rulet tekerleği seçilmiştir. Toplam 100 iterasyonda gerçekleşen optimizasyonda 66. iterasyonda optimum maliyet değerine (6.081x106 $) ulaşılmıştır. Optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonu 66x2 000=132 000 kez çalıştırılmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.11'de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir

4.3.2. Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu



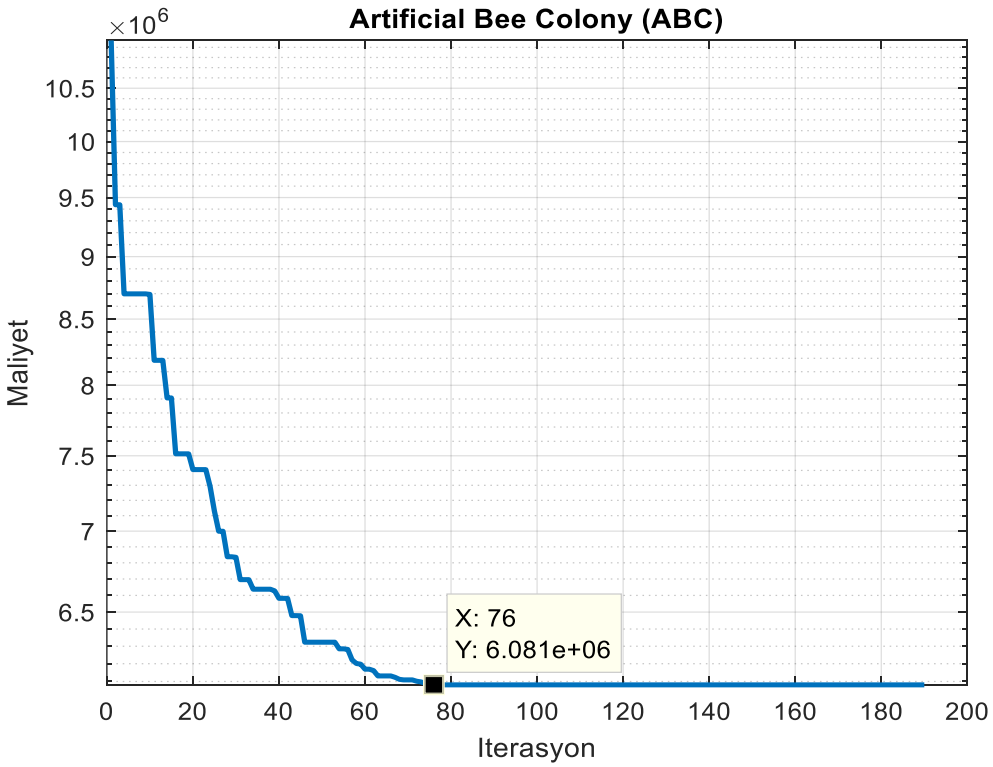
Şekil 4. 12. Hanoi şehir şebekesi için PSO' ya ait maliyet değişimi

PSO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; atalet ağırlığı (w) 1, bilişsel öğrenme katsayısı (C1) 2.78, sosyal öğrenme katsayısı (C2) 2.5, parçacık maksimum hız ve minimum hız vektörü sırasıyla 2.0 ve -2.0 (VelMax, VelMin) ve popülasyon sayısı (nPop) 500 olarak seçilmiştir. Toplam 1 000 iterasyonda gerçekleşen optimizasyon işleminde 76. iterasyonda optimum maliyet değerine (6.081x106 $) ulaşılmıştır. Optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonu 683x500=341 500 kez çalıştırılmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.12'de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir

4.3.3. Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC) ile Maliyet Optimizasyonu

ABC algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; toplam arı sayısı (gözcü arı + işçi arı) 80+80=160, limit değeri $(\gamma * değişken\ sayısı * arı\ sayısı)$ 0.75x34x160=40 80 ve limit değerinin belirlenmesinde rol oynayan γ katsayısı 0.75 olarak alınmıştır. Optimizasyon toplam 1 000 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşip, optimum maliyet değerine (6.081x106 $) 76. İterasyonda ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonunu toplamda 80+76x(80+80) =12 240 kez çalıştırmıştır.



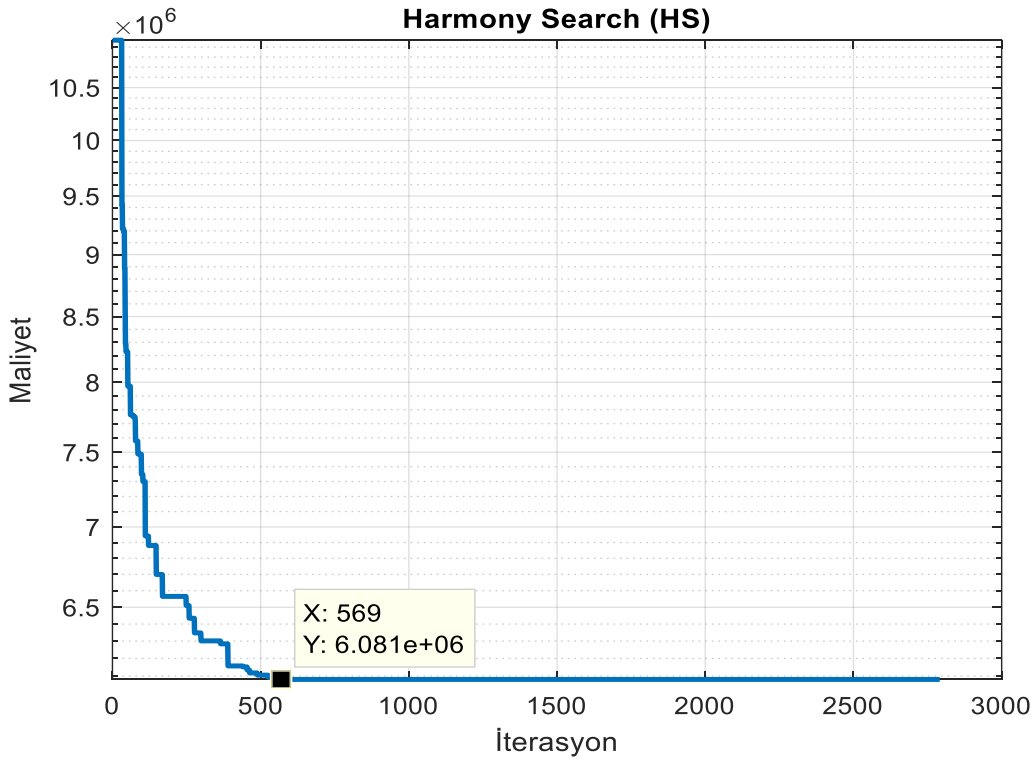
Şekil 4. 13. Hanoi şehir şebekesi için ABC'ye ait maliyet değişimi

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.13'te; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir.

4.3.4. Armoni Arama (HS) algoritması ile Maliyet Optimizasyonu

HS algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; armoni belleği kapasitesi (HMS) 40, armoni belleğini dikkate alma oranı (HMCR) 0.95,

tonlama ayarı (PAR) 0.25, perde (bant) genişliği FW=0.02x(VarMax-VarMin) ve bant genişliği azaltma oranı (FW_damp) 0.995 olarak alınmıştır. Toplam 22 000 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 569. iterasyonda optimum maliyet değerine ($6.081x10^6$ $) ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonunu toplamda 569x40 = 22 760 kez çalıştırmıştır.



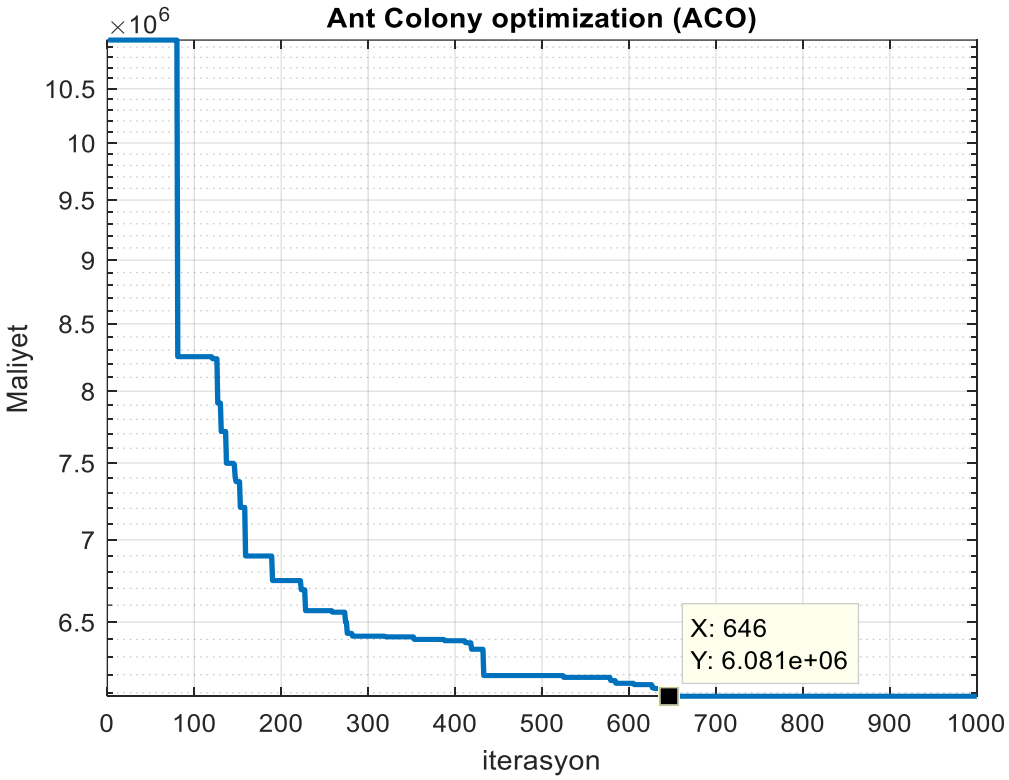
Şekil 4. 14. Hanoi şehir şebekesi için HS'ye ait maliyet değişimi

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.14'te; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir.

4.3.5. Karınca koloni optimizasyon (ACO) algoritması ile Maliyet Optimizasyonu

ACO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; karınca sayısı (nPop) 200, feromon katsayısı (α) 1, buharlaşma parametresi (ρ) 0.95 ve sezgisel katsayı (β) 1 alınmıştır. Toplamda 1 000 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 646. İterasyonda optimum maliyet değerine ($6.081x10^6$ $)

ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar amaç fonksiyonunu toplamda 646x200=129 200 kez çalıştırmıştır.



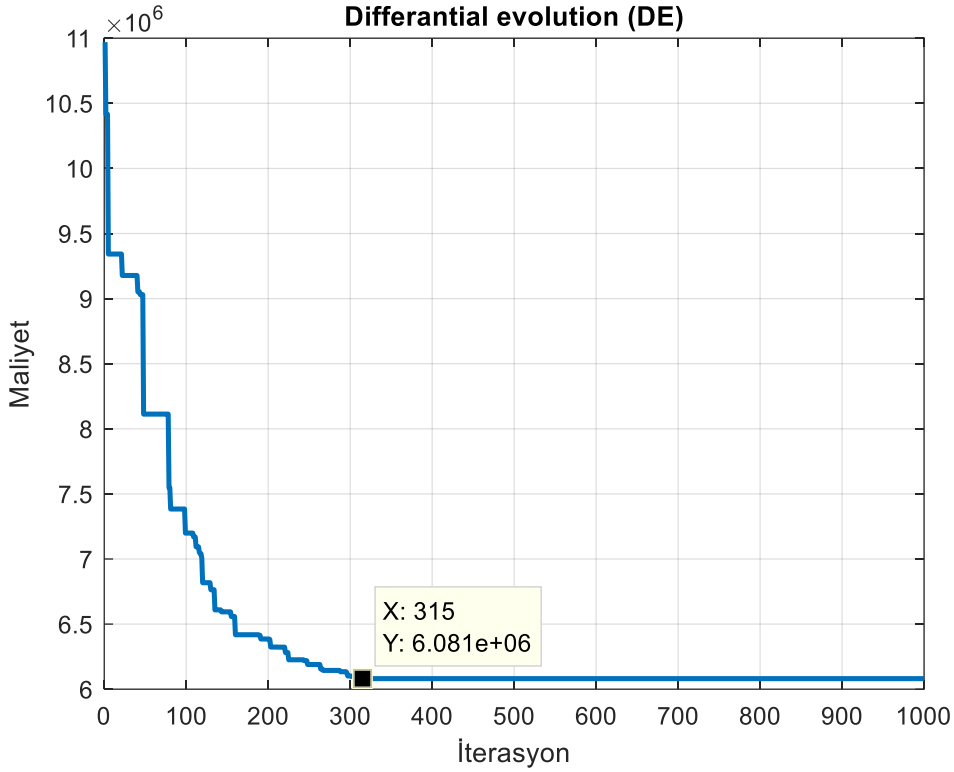
Şekil 4. 15. Hanoi şehir şebekesi için ACO'ya ait maliyet değişimi

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.15'te; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir.

4.3.6. Diferansiyel Evrim (DE) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu

DE algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; çaprazlama oranı (ÇR) 0.95, popülasyon sayısı (nPop) 100 olarak seçilmiş. Toplamda 1 000 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 315. iterasyonda optimum maliyet değerine ($6.081x10^6$ $) ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşana kadar toplamda 315x100=31 500 kez çalıştırılmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.16'da; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir.

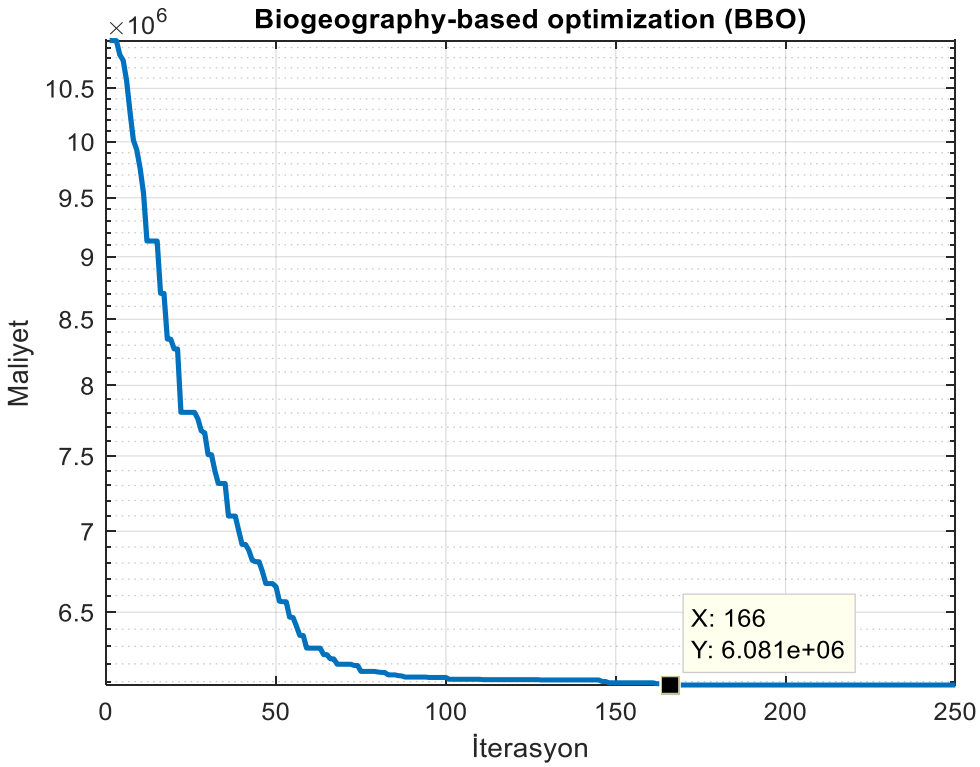


Şekil 4. 16. Hanoi şehir şebekesi için DE'e ait maliyet değişimi

4.3.7. Biyo-coğrafya Esaslı Optimizasyon (BBO) Algoritması ile Maliyet Optimizasyonu

BBO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; popülasyon sayısı (nPop) 1 000, göç oranı (μ) 0 ile 1 aralığında rastgele bir değer, göçmenlik oranı (λ) 1- μ, mutasyon oranı (m_i) 0.95 seçilmiş diğer parametreler tanımlı eşitlikler kullanılarak elde edilmiştir. Toplamda 250 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 166. iterasyonda optimum maliyet değerine ($6.081x10^6$ $) ulaşılmıştır. Böylece algoritma optimum maliyet değerine ulaşıncaya kadar amaç fonksiyonunu toplamda 1 000x166=166 000 kez çalıştırmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.17'de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir.

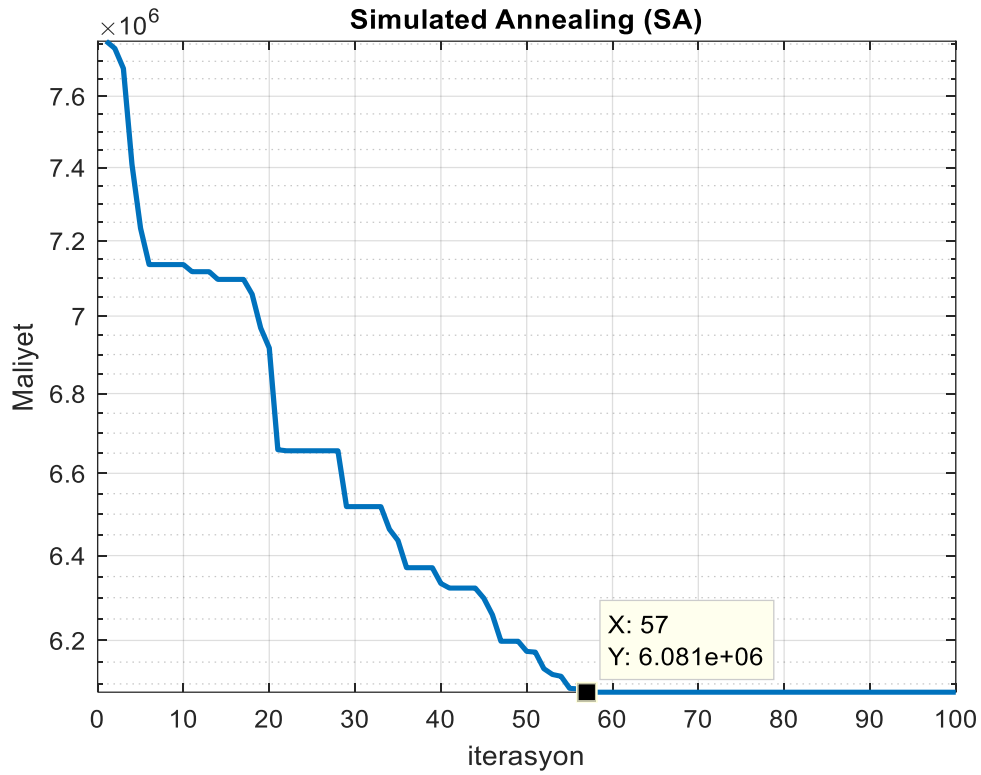


Şekil 4. 17. Hanoi şehir şebekesi için BBO'ya ait maliyet değişimi

4.3.8. Tavlama Benzetimi Algoritması (SA) ile Maliyet Optimizasyonu

SA algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; başlangıç sıcaklık değeri (T_0) 0.1, sıcaklık azaltma oranı (α) 0.99, popülasyon sayısı (nPop) 30 olarak alınmıştır. Toplam 100 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 57. iterasyonda optimum şebeke maliyetine (6.081×10^6 \$) ulaşılmıştır. Böylece optimum maliyete ulaşıncaya kadar algoritma amaç fonksiyonunu 57x30=1 710 kez çalıştırmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.18'de; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3'te gösterilmektedir.

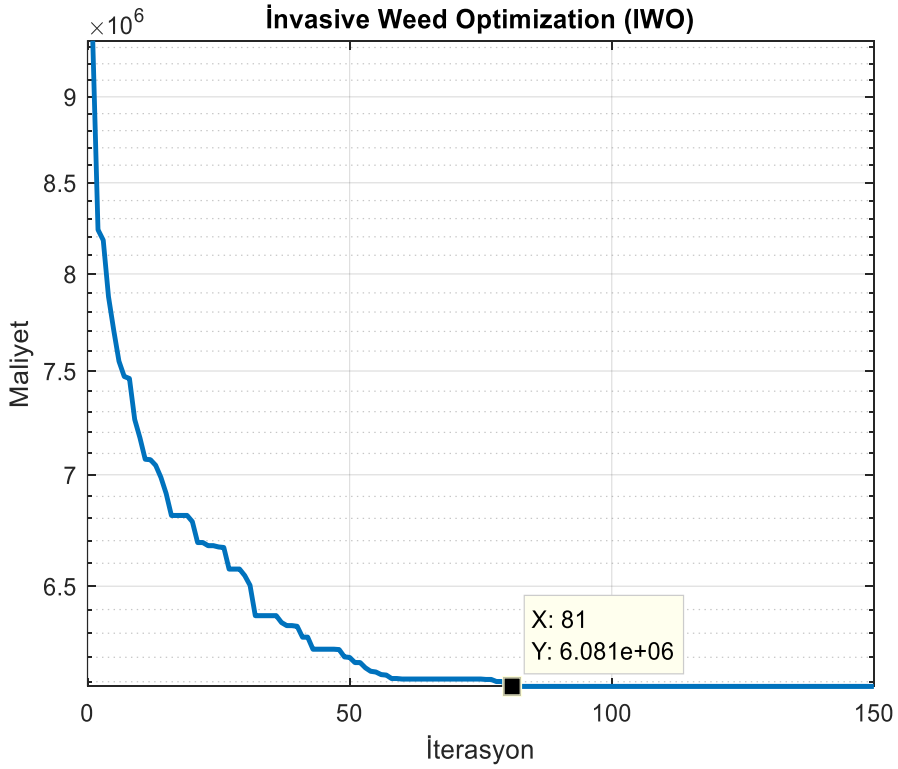


Şekil 4. 18. Hanoi şehir şebekesi için SA'ya ait maliyet değişimi

4.3.9. İstilacı Ot Optimizasyon algoritması (IWO) ile Maliyet Optimizasyonu

IWO algoritması ile yapılan optimizasyon işleminde kontrol parametrelerinden; maksimum ve minimum tohum sayısı (S_{max}, S_{min}) sırasıyla 25 ve 15, başlangıç standart sapma değeri ($\sigma_{initial}$) 0.75, finaldeki standart sapma değeri (σ_{final}) 0.001 ve popülasyon sayısı (nPop) 150 olarak alınmıştır. Toplam 150 iterasyonda (MaxIt) gerçekleşen optimizasyon işleminde 81. iterasyonda optimum şebeke maliyetine (6.081×10^6 \$) ulaşılmıştır. Böylece optimum maliyete ulaşıncaya kadar algoritma amaç fonksiyonunu 81x150=12 150 kez çalıştırmıştır.

Optimizasyon sonucunda maliyetin iterasyonlar boyunca değişimi Şekil 4.19' da; boru çapı, borulardaki hız, debi ve düğüm noktalarındaki basınç değerleri Çizelge 4.3' te gösterilmektedir.



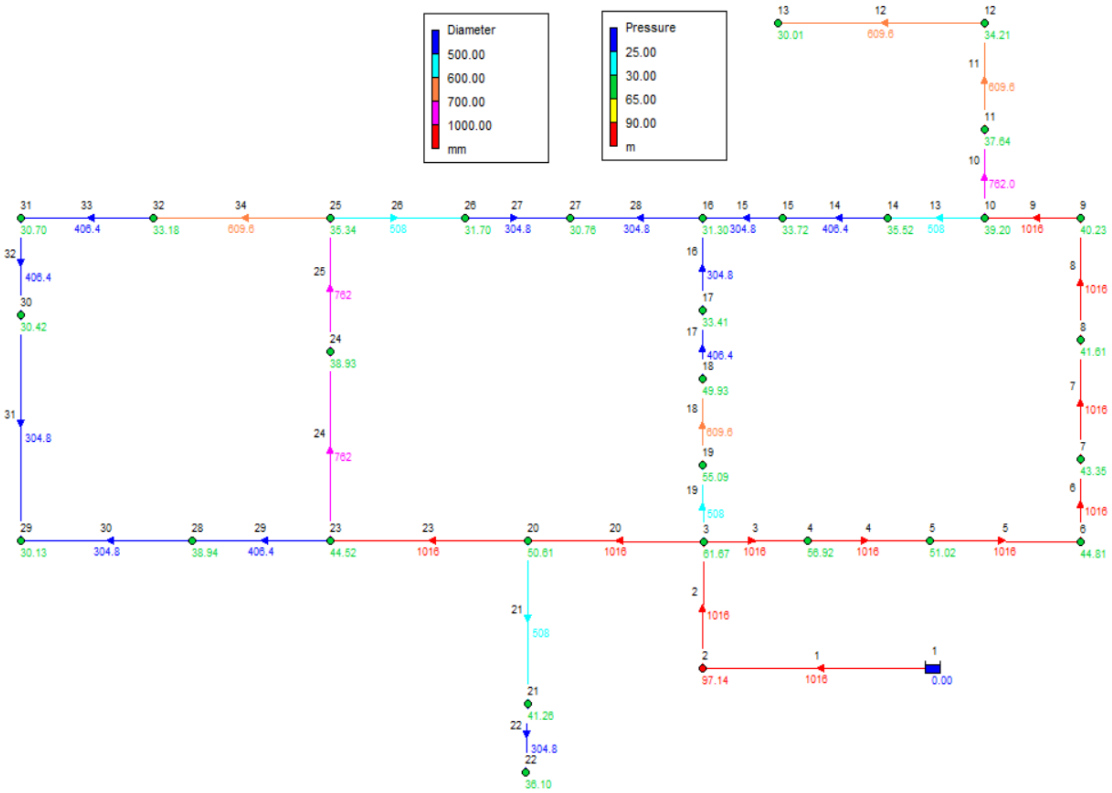
Şekil 4. 19. Hanoi şehir şebekesi için IWO'ya ait maliyet değişimi

Çizelge 4. 3. Hanoi şehir şebekesinin GA, ABC, PSO, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen sonuç değerleri

Boru numarası	Düğüm noktası	Basınç (m)	Debi (m^3/h)	Hız (m/s)	Çap (mm)
P-1	J-1	97	19 940.0	6.83	1 016
P-2	J-2	62	19 050.0	6.53	1 016
P-3	J-3	57	8 010.8	2.74	1 016
P-4	J-4	51	7 880.8	2.70	1 016
P-5	J-5	45	7 155.8	2.45	1 016
P-6	J-6	43	6 150.8	2.11	1 016
P-7	J-7	42	4 800.8	1.64	1 016
P-8	J-8	40	4 250.8	1.46	1 016
P-9	J-9	39	3 725.8	1.28	1 016
P-10	J-10	38	2 000.0	1.22	762
P-11	J-11	34	1 500.0	1.43	609.6
P-12	J-12	30	940.0	0.89	609.6
P-13	J-13	36	1 200.8	1.65	508
P-14	J-14	34	585.8	1.25	406.4
P-15	J-15	31	305.8	1.16	304.8
P-16	J-16	33	119.5	0.45	304.8
P-17	J-17	50	984.5	2.11	406.4

Çizelge 4. 3. Hanoi şehir şebekesinin GA, ABC, PSO, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen sonuç değerleri (devamı)

P-18	J-18	55	2 329.5	2.22	609.6
P-19	J-19	51	2 389.5	3.27	508
P-20	J-20	41	7 799.7	2.67	1016
P-21	J-21	36	1 415.0	1.94	508
P-22	J-22	45	485.0	1.85	304.8
P-23	J-23	39	5 109.7	1.75	1 016
P-24	J-24	35	3 468.7	2.11	762
P-25	J-25	32	2 648.7	1.61	762
P-26	J-26	31	-1 154.7	1.58	508
P-27	J-27	39	-254.7	0.97	304.8
P-28	J-28	30	115.3	0.44	304.8
P-29	J-29	30	596.0	1.28	406.4
P-30	J-30	31	306.0	1.16	304.8
P-31	J-31	33	-54.0	0.21	304.8
P-32	J-32	0	-414.0	0.89	406.4
P-33			519.0	1.11	406.4
P-34			1 324.0	1.26	609.6



Şekil 4. 20. Hanoi şehir şebekesinin GA, ABC, PSO, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyon sonucunda elde edilen çap değerleri ile yapılan Epanet tasarımı

Hanoi şehir şebekesinin GA, PSO, ABC, HS, ACO, DE, BBO, SA ve IWO algoritmaları ile optimizasyonu sonucunda her boru için aynı çap değerine ulaşılmıştır. Şekil 2.3'de başlangıç tasarımı yapılan şebekenin elde edilen yeni çap değerleri tanımlandıktan sonra simülasyon işlemi yapılmıştır. Simülasyon işlemi sonrası düğüm noktasındaki basınç değerleri şekil 4.20'de gösterilmektedir. Bu basınç değerlerinin MATLAB programında elde edilen basınçlar ile aynı olduğu ve optimizasyon sırasında eklenen düğüm noktasındaki minimum 30 m basınç koşuluna uyarak optimizasyon işleminin yapıldığı görülmektedir.

Çizelge 4. 4. Hanoi şehir şebekesi için kullanılan algoritmaların maliyet, değerlendirme sayısı ve optimizasyon süresi

Çalışma	**Yöntem**	**Maliyet (birimx10^6 $)**	**Değerlendirme sayısı**	**Toplam optimizasyon süresi (saniye)**	**Optimum değere ulaşma süresi (saniye)**
Vasan ve Simonovic (2010)	DE	6.195	56 201		
Afshar ve Marino (2005)	GA	6.140	23 000		
Cisty (2010)	GA-LP	6.057	1 655		
Jinesh Babu ve vijayalakshmi (2013)	PSO-GA	6.117	15 200		
Cunha ve Ribeiro (2004)	TA	6.056	-		
Cunha ve Sousa (1999)	SA	6.056	53 000		
Geem (2009)	PSO-HA	6.081	17 980		
Mohan ve Jinesh Babu (2009)	STA	6.701	70		
Zheng vd. (2011)	DE	6.081	6 660		
Zheng vd. (2012)	DE	6.081	63 700		
Zheng vd. (2013)	DE	6.081	60 532		
Perelman ve ostfeld (2007)	CE	6.080	97 000		
Suribabu (2010)	DE	6.081	48 724		
Savic ve Walter (1997)	GA	6.195	106		
Sedki ve Ouazar (2012)	PSO-DE	6.081	40 200		
Suribabu (2012)	STA	6.232	259		
Tospornsampan vd. (2007)	SA	6.026	-		
Suribabu ve Neelakantan (2006)	PSO	6.081	6 600		
Yılmaz (2015)	ABC	6.112	128 775		
Yılmaz (2015)	PSO	6.355	354 500		
Yılmaz (2015)	GA	6.192	104 210		
Kahraman ve Özdağlar (2004)	GA	6.062	-		
Yılmaz vd. (2020)	ABC	6.123	175 385		

Çizelge 4. 4. Hanoi şehir şebekesi için kullanılan algoritmaların maliyet, değerlendirme sayısı ve optimizasyon süresi (devamı)

Mevcut çalışma	**GA**	**6.081**	**132 000**	**420**	**278**
Mevcut çalışma	**PSO**	**6.081**	**341 500**	**400**	**253**
Mevcut çalışma	**HS**	**6.081**	**22 760**	**1 320**	**34**
Mevcut çalışma	**ABC**	**6.081**	**12 240**	**235**	**20**
Mevcut çalışma	**ACO**	**6.081**	**129 200**	**544**	**351**
Mevcut çalışma	**DE**	**6.081**	**31 500**	**202**	**65**
Mevcut çalışma	**BBO**	**6.081**	**127 000**	**447**	**227**
Mevcut çalışma	**SA**	**6.081**	**1 710**	**210**	**120**
Mevcut çalışma	**IWO**	**6.081**	**12 150**	**900**	**486**

GA:	Genetik algoritma	**PSO:**	Parçacık sürü optimizasyonu
LP:	Lineer programlama	**ABC:**	Yapa arı koloni algoritması
SA:	Tavlama benzetimi	**HA:**	Harmoni arama
STA:	Sezgisel esaslı algoritma	**DE:**	Diferansiyel evrim
ÇE:	Çapraz entropi	**TA:**	Tabu arama
ACO:	Karınca koloni optimizasyon	**BBO:**	Biyo-coğrafya esaslı optimizasyon
IWO:	İstilacı ot optimizasyon algoritması		

4.4. Hanoi Şehir Şebekesinin Optimizasyonunda Kullanılan Algoritmaların Performanslarının Değerlendirilmesi

Hanoi şehir şebekesinin metasezgisel optimizasyon metotları ile yürütülen maliyet optimizasyon çalışmaları incelendiğinde, aynı sınırlayıcılar altında bulunan en düşük maliyet değeri Tospornsampan vd. (2007) tarafından $6.026x10^6$ $ olarak elde edilmiştir (Çizelge 3.5). Bu yüksek lisans tez çalışmasında da optimizasyon işleminde kullanılan GA, ABC, HS, ACO, DE, BBO, SA, IWO algoritmaları ile $6.081x10^6$ $ ve PSO algoritması ile $6.171x10^6$ $ maliyet değerine ulaşılmıştır. Kullanılan algoritmaların performanslarının karşılaştırılması için toplam değerlendirme sayıları, optimizasyonların yürütülme süreleri ve optimum maliyet değerine ulaşma süreleri hesaplanmış ve Çizelge 4.4' de sunulmuştur. Elde edilen maliyet değeri Yılmaz (2015)'ın ABC, PSO ve GA ile elde ettiği sırasıyla $6.112x10^6$ $, $6.355x10^6$ $, $6.192x10^6$ $, Yılmaz vd. (2020)'ın elde ettiği $6.112x10^6$ $, Suribabu (2012)' nun elde ettiği $6.232x10^6$ $, Mohan ve Jinesh Babu (2009)'un elde ettiği $6.701x10^6$ $, Vasan ve Simonovic (2010)'in elde ettiği $6.195x10^6$ $, Afshar ve Marino (2005)'in elde ettiği $6.140x10^6$ $, Jinesh Babu ve Vijayalakshmi (2013)'nin elde ettiği $6.117x10^6$ $, ve Savic ve Walter (1997)'ın elde ettiği $6.195x10^6$ $ maliyet değerinden daha düşük maliyet

değerine PSO algoritması dışındaki diğer algoritmalarla ulaşılmıştır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde Tospornsampan vd. (2007) SA yöntemi ile $6.026x10^6$ \$, Cunha ve Ribeiro (2004) TA yöntemi ile $6.056x10^6$ \$, Kahraman ve Özdağlar (2004) GA yöntemi ile $6.062x10^6$ \$ ve Cisty (2010) GA-LP yöntemi ile 6.056x106 \$ maliyet değeriyle mevcut çalışmadan az farkla daha düşük maliyet değerine ulaştıkları görülmektedir. Bu çalışmaların değerlendirme sayılarına bakıldığı zaman Cisty (2010)'nin GA-LP hibrit çalışması ile 1 655 değerlendirme sayısıyla sonuca ulaştığı görülmektedir. Alperovits ve Shamir şebekesinde Geem (2009)'in PSO-HS algoritmalarının hibrit bir şekilde çalışmasıyla 204 değerlendirmeyle ulaşıldığı da göz önüne alındığında algoritmaların hibrit çalışmalarının tek başlarına kullanılmalarından hem ulaştıkları maliyet değeri hem de sonuca ulaşana kadar yürütülen değerlendirme sayıları bakımından daha başarılı performans sergilediği düşünülmektedir.

Mevcut çalışmada kullanılan yöntemlerin sonuçları incelendiğinde en iyi değerlendirme sayısı ile SA yöntemi $6.081x10^6$ \$ maliyete 1 710 değerlendirme sayısı ve 120 saniye sonra ulaşmıştır. Hanoi şehir şebekesi Alperovits ve Shamir şebekesinden daha büyük bir şebeke olduğu için optimizasyon süreleri artmıştır. Alperovits ve Shamir şebekesinde olduğu gibi optimum maliyete en kısa sürede ABC yöntemiyle 20 saniyede 12,240 değerlendirme sayısıyla ulaşılmıştır. ABC yöntemiyle Yılmaz vd. (2020) $6.123x10^6$ \$ maliyete 175 385 değerlendirme sayısı, Yılmaz (2015) $6.112x10^6$ \$ maliyete 128 775 değerlendirme sayısıyla ulaştığı görülmektedir. Mevcut çalışmada ABC yöntemiyle daha düşük maliyet değerine daha az değerlendirme sayısıyla ulaşılmıştır. Optimizasyon sonucunda PSO, ABC, GA, HS, ACO, SA, BBO, IWO, DE algoritmaları ile düğüm noktasında aynı basınç değerine, borularda aynı hız, debi ve çap değerlerine ulaşılmıştır (Çizelge 4.3).

Daha önce su dağıtım şebekelerinin optimizasyonunda kullanılmayan BBO ve IWO algoritmalarının Hanoi şehir şebekesi sonuçları incelendiğinde; iki algoritma ile $6.081x10^6$ \$ maliyete ulaştıkları görülmektedir. BBO algoritması optimum maliyete 127,000 değerlendirme sayısı ve 227 saniye süre ile ulaşmıştır. Benzer şekilde IWO algoritması da 12,150 değerlendirme sayısı ve 486 saniye sonucunda optimum maliyete ulaşmıştır. Bu değerler düşünüldüğünde Alperovits ve Shamir şebekesinde olduğu gibi

Hanoi şehir şebekesinde de literatürde kullanımları yaygın olan birçok yöntemden başarılı sonuçlar elde ettikleri görülmektedir.

Su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanımı yaygın olmayan ABC algoritmasının Hanoi şehir şebekesi için performansı incelendiğinde 160 arı (80 işçi arı + 80 gözcü arı), limit değeri=4 080 ve toplam 1 000 iterasyonda gerçekleşen optimizasyonla 76. iterasyonda $6.081x10^6$ $ maliyete amaç fonksiyonunu 80+(80+80) x76=12 240 kez çalıştırarak ulaşmıştır. Yılmaz (2015) 170 arı (85 işçi arı + 85 gözcü arı), limit değeri=4 335 ve toplam 1 000 iterasyonda gerçekleşen optimizasyonla 757. iterasyonda $6.112x10^6$ $ maliyete amaç fonksiyonunu 85+(85+85) x757=128 775 kez çalıştırarak ulaşmıştır. Yılmaz vd. (2020) 70 arı (35 işçi arı + 35 gözcü arı), limit değeri=1 785 ve toplam 10 000 iterasyonda gerçekleşen optimizasyonla 757. iterasyonda $6.123x10^6$ $ maliyete amaç fonksiyonunu 35+(35+35) x2 505=175 385 kez çalıştırarak ulaşmıştır. Mevcut çalışma yukarda bahsedilen iki çalışmadan daha az değerlendirme sayısı ile daha düşük bir maliyet elde etmiştir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Tez çalışmasının bu aşamasında varılan sonuçlar ve konu ile ilgili başka çalışmalara katkı sağlamak için öneriler bölümlerine yer verilmiştir.

5.1. Sonuç

Su dağıtım şebekelerinin metasezgisel yöntemlerle optimizasyonunun araştırıldığı bu yüksek lisans tez çalışmasında araştırmacılar tarafından birer test şebekesi haline gelen Alperovits ve Shamir ile Hanoi şehir şebekeleri ABC, PSO, GA, HS, DE, ACO, BBO, SA, IWO algoritmaları ile optimize edildi. Optimizasyon işlemi Epanet araç setinin MATLAB yazılım programı ile kullanılması suretiyle gerçekleştirildi. Epanet' te rastgele başlangıç çap değerleri ile yapılan şebeke tasarım verileri, araç seti yardımıyla başarılı bir şekilde MATLAB ortamına aktarılıp mevcut yöntemlerle optimizasyon işlemi gerçekleştirildi. Yapılan çalışmalarla şebeke hidrolik verilerinin algoritma içerisine yerleştirilmesi yerine Epanet ortamında araç seti yardımıyla MATLAB ortamına aktarılması büyük şebeke optimizasyonunda zaman açısından önemli bir avantaj sağlamakta ve oluşabilecek karışıklıkları engellemektedir. Matlab ortamında gerçekleştirilen optimizasyon işlemi algoritmaların kontrol parametrelerini değiştirmek suretiyle her biri için en az 50 farklı kombinasyon denenerek optimum sonuçlar bu tez çalışmasında sunulmuştur. Alperovits ve Shamir şebeke optimizasyonu sonucunda kullanılan bütün algoritmalarla bu vakte kadar aynı sınırlayıcılar altında elde edilmiş en düşük maliyet değeri olan 419,000 birim maliyete ulaşıldı. Ulaşılan bu maliyet değeriyle (419 000 birim) Yılmaz (2015)'ın elde ettiği 429 000 birim, Yılmaz vd. (2020)'ın elde ettiği 429 000 birim, Suribabu (2012)**'** un elde ettiği 420 000 birim, Mohan ve Jinesh Babu (2009)**'**un elde ettiği 445 000 birim, Cunha ve Ribeiro (2004)'nun elde ettiği 420,000 birim ve Alperovits ve Shamir (1977)'in elde ettiği 497,525 birim maliyet değerinden daha düşük maliyet değerine ulaşılmıştır. Hanoi şehir şebeke optimizasyonu sonucunda $6.081x10^6$ $ maliyet değerine ulaşıldı. Ulaşılan bu sonuçla Yılmaz (2015)'ın ABC, PSO ve GA ile elde ettiği sırasıyla $6.112x10^6$ $, $6.355x10^6$ $, $6.192x10^6$ $, Yılmaz vd. (2020)'nin elde ettiği $6.112x10^6$ $, Suribabu (2012)' nun elde ettiği $6.232x10^6$ $, Mohan ve Jinesh Babu (2009)'nun elde ettiği $6.701x10^6$ $, Vasan ve Simonovic (2010)'in elde ettiği $6.195x10^6$ $, Afshar ve Marino (2005)'nun elde ettiği $6.140x10^6$ $, Jinesh Babu ve Vijayalakshmi (2013)'nin

elde ettiği $6.117x10^6$ $, ve Savic ve Walter (1997)'ın elde ettiği $6.195x10^6$ $ maliyet değerinden daha düşük maliyet değerine (6.081x106 $) ulaşılmıştır. Genel olarak bütün algoritmaların problemin yapısına ve algoritma yapısına en uygun kontrol parametrelerinin tespit edilmesi sonucunda başarılı sonuçlar verebileceği kanaatine varılmıştır. Bu da problem yapısı, algoritma yapısı ve kontrol parametre değerleri arasındaki ilişkiyi tespit etmek için detaylı çalışmaların yapılması gerektiğini göstermektedir.

Su dağıtım şebeke optimizasyonunda kullanımı yaygın olmayan ABC algoritmasının performansı incelendiğinde Alperovits ve Shamir ve Hanoi şehir şebekesinde Yılmaz (2015) ve Yılmaz vd. (2020)'nin daha önce elde ettikleri maliyetlerden daha düşük maliyetleri daha az değerlendirme sayısı ile elde ederek literatüre katkı sağlanmıştır. Ayrıca daha önce su dağıtım şebekelerinin optimizasyonunda kullanımlarına rastlanılmayan BBO ve IWO algoritmaları ile her iki şebeke optimize edilip sonuçlar sunulmuştur. Bu çalışma ile BBO ve IWO algoritmalarının su dağıtım şebekelerinde kullanılabileceği gösterilmiştir.

5.2. Öneriler

Bu tez çalışması ile optimize edilen Alperovits ve Shamir şebekesi ile Hanoi şehir şebekesinde sadece boru çap değerleri minimize edilmek suretiyle optimizasyon işlemi gerçekleştirildi. Ancak su dağıtım şebeke sistemlerinde boru maliyeti haricinde işletme maliyeti, proje işçilik maliyeti vb. maliyetlerde bulunmaktadır. Bu yüzden sistemin toplam maliyetine etki eden tüm parametrelerin aynı anda optimizasyon işlemine tabi tutulması gerçeğe daha yakın olur. Marios Kyriakou ve Demetrios Eliades tarafından geliştirilen Epanet-MATLAB araç seti yardımıyla boru çapı yanında diğer bileşenlerin de optimizasyonu gerçekleştirilebilir.

Optimizasyon işleminde kullanılan algoritmaların aynı kontrol parametreleri altında farklı şebekelerde aynı performansı sergilemedikleri gözlemlendi. Şebeke yapısı ile algoritma kontrol parametreleri arasındaki ilişkiyi tespit etmek için çalışmalar yapılabilir. Genel anlamda sezgisel algoritmaların başarılı sonuçlar verdiği anlaşıldı ancak büyük ve karmaşık şebekelerde optimum sonuca ulaşmanın saatler alması düşünülmektedir. Algoritmaların birlikte kullanılmasının (hibrit) daha az değerlendirme

sayısı ile sonuca ulaştıkları görülmektedir. Bu yüzden algoritmalar hibrit olarak kullanılarak performansları gerçek şebeke üzerinde test edilebilir.

Ülkemizde nüfusun artmasından dolayı şehirler her geçen gün genişlemekte ve yeni toplu yerleşim yerleri inşa edilmektedir. Özellikle suyun yetersiz olduğu bölgelerde yeni kurulan yerleşim yerlerine inşa edilecek su dağıtım şebekeleri mevcut çalışmadaki metasezgisel optimizasyon yöntemleri ile optimize edilerek ihtiyaç duyulan su optimum maliyetli şebeke ile iletimi sağlanabilir. Ayrıca daha önce inşa edilen şebekeler de optimize edilerek revize edilebilir.

6. KAYNAKLAR

Afshar, M. H. (2009). Application of a compact genetic algorithm to pipe network optimization problems. ***Scientia Iranica***, *16*(3), 264–271.

Afshar, M. H. ve Marino, M. A. (2005). A convergent genetic algorithm for pipe network optimization. ***Scientia Iranica***, *12*(4), 392–401.

Akay, B. ve Karaboga, D. (2012). Artificial bee colony algorithm for large-scale problems and engineering design optimization. ***Journal of Intelligent Manufacturing***, *23*(4), 1001–1014. doi:10.1007/s10845-010-0393-4

Alman Dünya Nüfus Vakfı (DSW). (2020, 21 Aralık). Dünya 2021 yılına 7,8 milyar kişiyle giriyor. 3 Ağustos 2021 tarihinde https://p.dw.com/p/3n1Ai adresinden erişildi.

Alperovits, E. ve Shamir, U. (1977). Design of optimal water distribution systems. ***Water Resources Research***, *13*(6), 885–900. doi:10.1029/WR013i006p00885

Altay, A. (2007). *Genetik Algoritma ve Bir Uygulama*. ***İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü***.

Ayvaz, M. T., Karahan, H. ve Gurarslan, G. (2007). Su dağıtım şebekelerinin armoni araştırması optimizasyon tekniği ile optimum tasarımı. ***5. Kentsel Altyapı Sempozyumu, Hatay***.

Babu, K. S. J. ve Vijayalakshmi, D. P. (2013). Self-adaptive PSO-GA hybrid model for combinatorial water distribution network design. ***Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice***, *4*(1), 57–67. doi:10.1061/(asce)ps.1949-1204.0000113

Baek, C. W., Jun, H. D. ve Kim, J. H. (2010). Development of a PDA model for water distribution systems using harmony search algorithm. ***KSCE Journal of Civil Engineering***, *14*(4), 613–625. doi:10.1007/s12205-010-0613-7

Basak, A., Maity, D. ve Das, S. (2013). A differential invasive weed optimization algorithm for improved global numerical optimization. ***Applied Mathematics and Computation***, *219*(12), 6645–6668. doi:10.1016/j.amc.2012.12.057

Çakar, T. ve Özer, S. (2015). İmalat sistemlerinin tasarımında nörotik tavlama benzetimi yaklaşımının kullanılması. ***Trakya University Journal of Engineering Sciences***, *16*(1), 35–42.

Castillo, L. ve González, A. (1998). Distribution network optimization: Finding the most economic solution by using genetic algorithms. ***European Journal of Operational Research***, *108*(3), 527–537. doi:10.1016/S0377-2217(97)00050-7

Çelik, Y., Yıldız, İ. ve Karadeniz, A. T. (2019). Son üç yılda geliştirilen metasezgisel algoritmalar hakkında kısa bir inceleme. ***European Journal of Science and Technology***, 463–477. doi:10.31590/ejosat.638431

Chen, S., Fang, G., Huang, X. ve Zhang, Y. (2018). Water quality prediction model of a water diversion project based on the improved artificial bee colony-backpropagation neural network. ***Water (Switzerland)***, *10*(6). doi:10.3390/w10060806

Cisty, M. (2010). Hybrid genetic algorithm and linear programming method for least-cost design of water distribution systems. ***Water Resources Management***, *24*(1), 1–24. doi:10.1007/s11269-009-9434-1

Costa, L. H. M., Ramos, H. M. ve Castro, M. A. H. De. (2010). Hybrid genetic algorithm in the optimization of energy costs in water supply networks. ***Water Science and Technology: Water Supply***, *10*(3), 315–326. doi:10.2166/ws.2010.194

Cunha, M. da C. ve Ribeiro, L. (2004). Tabu search algorithms for water network optimization. ***European Journal of Operational Research***, *157*(3), 746–758. doi:10.1016/S0377-2217(03)00242-X

Cunha, M. da C. ve Sousa, J. (1999). Water distribution network design optimization: simulated annealing approach. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, 215–221.

Dandy, G. C., Simpson, A. R. ve Murphy, L. J. (1996). An improved genetic algorithm for pipe network optimization. ***Water Resources Research***, *32*(2), 449–458. doi:10.1029/95WR02917

Değertekin, S. Ö. ve Karaaslan, C. (2016). Ayrık tasarım değişkenli kafes yapıların modifiye edilmiş armoni arama algoritması ile optimum tasarımı. ***Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi***, *7*(1), 1–10.

Dong, X. L., Liu, S. Q., Tao, T., Li, S. P. ve Xin, K. L. (2012). A comparative study of differential evolution and genetic algorithms for optimizing the design of water distribution systems. ***Journal of Zhejiang University: Science A***, *13*(9), 674–686. doi:10.1631/jzus.A1200072

Dorigo, M., Maniezzo, V. ve Colorni, A. (1991). Ant System : An autocatalytic optimizing process. ***Politecnico di Milano, Italy, Tech. Report***, 1–21.

Duman, S., Döşoğlu, M. K., Öztürk, A. ve Erdoğmuş, P. (2010). Türkiyedeki güç sisteminde tavlama benzetimi, genetik algoritma ve tabu araştırma algoritmaları kullanılarak ekonomik dağıtım. ***e-Journal of New World Sciences Academy***, *5*(1), 64–78.

Eliades, D. G., Kyriakou, M., Vrachimis, S. G. ve Polycarpou, M. M. (2016). Epanet-Matlab Toolkit : An open-source software for ınterfacing epanet with matlab. ***Computing and Control for the Water Industry CCWI***, 1–8.

Elshaboury, N., Abdelkader, E. M. ve Marzouk, M. (2021). Application of modified invasive weed algorithm for condition-based budget allocation of water distribution networks. ***Researchgate***, 121–131. doi:10.1007/978-3-030-64217-4_15

Emel, G. G. ve Taşkın, Ç. (2002). Genetik algoritmalar ve uygulama alanları. ***Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi***, *21*(1), 129–152.

Eusuff, M. M. ve Lansey, K. E. (2003). Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *129*(3), 210–225. doi:10.1061/(asce)0733-9496(2003)129:3(210)

Ezzeldin, R., Djebedjian, B. ve Saafan, T. (2014). Integer discrete particle swarm optimization of water distribution networks. ***Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice***, *5*(1), 04013013. doi:10.1061/(asce)ps.1949-1204.0000154

Fujiwara, O. ve Khang, D. B. (1990). A two-phase decomposition method for optimal design of looped water distribution networks. ***Water Resources Research***, *26*(4), 539–549. doi:10.1029/WR026i004p00539

Garg, H., Rani, M. ve Sharma, S. P. (2013a). Predicting uncertain behavior of press unit in a paper industry using artificial bee colony and fuzzy Lambda-Tau methodology. ***Applied Soft Computing Journal***, *13*(4), 1869–1881. doi:10.1016/j.asoc.2012.12.017

Garg, H., Rani, M. ve Sharma, S. P. (2013b). An efficient two phase approach for solving reliability-redundancy allocation problem using artificial bee colony technique. ***Computers and Operations Research***, *40*(12), 2961–2969. doi:10.1016/j.cor.2013.07.014

Geem, Z. W. (2006). Optimal cost design of water distribution networks using harmony search. ***Engineering Optimization***, *38*(3), 259–277. doi:10.1080/03052150500467430

Geem, Z. W. (2009). Harmony search optimisation to the pump-included water distribution network design. ***Civil Engineering and Environmental Systems***, *26*(3), 211–221. doi:10.1080/10286600801919813

Guc, G. (2006). *Optimization of water distribution networks using Genetic Algorithm*.

Gülbaş, G. ve Çetin, G. (2020). Tavlam benzetimi algoritmasi ile geniş ölçekli kablosuz algılayıcı ağlarda leach protokolünü optimizasyonu. ***Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi***,

8(5), 67–79. doi:10.21923/jesd.824663

Haddad, O. B., Hosseini-Moghari, S.-M. ve Loáiciga, H. A. (2016). Biogeography-based optimization algorithm for optimal operation of reservoir systems. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *142*(1), 04015034. doi:10.1061/(asce)wr.1943-5452.0000558

Hama, B. H. (2018). *Optimal design of water distribution network system by genetic algorithm in EPANET-MATLAB toolkit*. Eastern Mediterranean University.

Haupt, R. L. ve Haupt, S. E. (1998). *Practical genetic algorithms*. ***Wiley-Interscience Publication*** (second edi.). USA. doi:10.1007/11543138_2

Kahraman, A. M. ve Özdağlar, D. (2004). Su dağıtım sistemlerinin genetik algoritma ile optimizasyonu. ***Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi***, *6*(3), 1–18. http://dergipark.gov.tr/deumffmd/issue/40874/493492 adresinden erişildi.

Kalınlı, A. (2003). Aktif filtreler için devre elemanı değerlerinin karınca koloni algoritması kullanarak seçimi. ***DEÜ Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi***, *5*(3), 41–53.

Karaboğa, D. (2018). *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları* (6. bs.). Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.

Karaboga, D. (2005). (2005). An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. ***Erciyes Üniversity, Engineering Faculty, Computer Engineering Department.***, *200*, 1–10.

Karimkashi, S. ve Kishk, A. A. (2010). Invasive weed optimization and its features in electromagnetics. ***IEEE Transactions on Antennas and Propagation***, *58*(4), 1269–1278. doi:10.1109/TAP.2010.2041163

Kennedy, J. ve Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimisation. ***Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks***, *4*, 1942–1948. doi:10.1007/978-3-030-61111-8_2

Keskintürk, T. ve Söyler, H. (2006). Global karınca kolonisi optimizasyonu. ***Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi***, *21*(4), 689–698.

Kim, J. H., Geem, Z. W. ve Kim, E. S. (2001). Parameter estimation of the nonlinear muskingum model using harmony search. ***Journal of the American Water Resources Association***, *37*(5), 1131–1138.

Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D. ve Vecchi, M. P. (1983). Optimization by Simulated Annealing. ***Science***, *220*(4598), 671–680. doi:10.1126/science.220.4598.671

Koç, İ., Nureddin, R. ve Kahramanlı, H. (2018). Türkiye'de enerji talebini tahmin etmek için

doğrusal form kullanarak GSA (Yerçekimi Arama Algoritması) ve IWO (Yabani Ot Optimizasyon Algoritması) tekniklerinin uygulanması. ***Selcuk University Journal of Engineering ,Science and Technology***, *6*(4), 529–543. doi:10.15317/scitech.2018.150

Köse, U. (2017). *Yapay zeka tabanlı optimizasyon algoritmaları geliştirilmesi*. ***YÖK Tez Merkezi***. Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği ABD.

Kubat, C. (2019). *MATLAB Yapay Zeka ve Mühendislik Uygulamaları* (4. bs.). İstanbul: Abaküs Kitap Yayın Dağıtım Hizmetleri.

Larock, B. E., Jeppson, R. W. ve Watters, G. Z. (1999). *Hydraulics of Pipeline Systems*. ***Hydraulics of Pipeline Systems***. doi:10.1201/9780367802431

López-Ibáñez, M., Prasad, T. D. ve Paechter, B. (2008). Ant colony optimization for optimal control of pumps in water distribution networks. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *134*(4), 337–346. doi:10.1061/(asce)0733-9496(2008)134:4(337)

Ma, H. ve Simon, D. (2011). Blended biogeography-based optimization for constrained optimization. ***Engineering Applications of Artificial Intelligence***, *24*(3), 517–525. doi:10.1016/j.engappai.2010.08.005

Maier, H. R., Simpson, A. R., Foong, W. K., Phang, K. Y., Seah, H. Y. ve Tan, C. L. (2004). Ant colony optimization for the design of water distribution systems. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *111*(June), 200–209. doi:10.1061/40569(2001)375

Majidi, A. G., Korkmaz, S. ve Marrouchi, Y. (2018). Bilgisayar programı ile içmesuyu dağıtım şebekesi tasarımı: Bursa, Görükle Mahallesi uygulaması. ***su kaynakları***, *3*(1), 24–33.

Mansouri, R., Mohamadizadeh, M. ve Branch, S. (2017). Optimal design of water distribution system using central force optimization and differential. ***International Journal of Optimization Civil Engineering***, *7*(3), 469–491.

Mehrabian, A. R. ve Lucas, C. (2006). A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization. ***Ecological Informatics***, *1*(4), 355–366. doi:10.1016/j.ecoinf.2006.07.003

Mohan, S. ve Babu, K. S. J. (2009). Water distribution network design using heuristics-based algorithm. ***Journal of Computing in Civil Engineering***, *23*(5), 249–257. doi:10.1061/(asce)0887-3801(2009)23:5(249)

Moosavian, S. A. (2018). *Optimal design of water distribution networks under uncertainty*. ***The University of British Columbia***. The University of British Columbia.

Muluk, Ç. ., Kurt, B., Turak, A., Türker, A., Çalışkan, M. ., Balkız, Ö., Gümrükçü, S., Sarıgül, G. ve Zeydanlı, U. (2013). *Türkiye'de suyun durumu ve su yönetiminde yeni yaklaşımlar: çevresel perspektif*. İş Dünyası ve Sürdürülebilir Kalkınma Derneği - Doğa Koruma Merkezi.

Niño, O. T. V., Alzamora, F. M., Campos, J. C. A. ve Tzatchkov, V. G. (2018). *Using the Epanet Toolkit v2.00.12 with Different Programing Environments*. ***Mexican Institute of Water Technology***.

Okkan, U., Köse, O., Özsoy, M. ve Uysal, H. (2017). Yabani ot ve diferansiyel evrim algoritmalarının aylık kavramsal bir yağış-akış modeli kalibrasyonu üzerinden performanslarının irdelenmesi. ***DSİ teknik Bülteni***.

Ostfeld, A. ve Tubaltzev, A. (2008). Ant colony optimization for least-cost design and operation of pumping water distribution systems. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *134*(2), 107–118. doi:10.1061/(asce)0733-9496(2008)134:2(107)

Özdağlar, D., Benzeden, E. ve Kahraman, A. M. (2006). Kompleks Su Dağıtım Şebekelerinin Genetik Algoritma ile Optimizasyonu. ***İMO Teknik Dergisi***, 3851–3867.

Özsoy, S. (2009). *Su ve Yaşam: Suyun toplumsal önemi*. Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Özyön, S. ve Yaşar, C. (2011). Harmoni arama algoritmasının çevresel ekonomik güç dağıtım problemlerine uygulanması. ***Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi***, *26*(2), 65–76.

Perelman, L. ve Ostfeld, A. (2007). An adaptive heuristic cross-entropy algorithm for optimal design of water distribution systems. ***Engineering Optimization***, *39*(4), 413–428. doi:10.1080/03052150601154671

Pourjafari, E. ve Mojallali, H. (2012). Solving nonlinear equations systems with a new approach based on invasive weed optimization algorithm and clustering. ***Swarm and Evolutionary Computation***, *4*, 33–43. doi:10.1016/j.swevo.2011.12.001

Prasad, T. D. ve Park, N.-S. (2004). Multiobjective genetic algorithms for design of water distribution networks. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *130*(1), 73–82. doi:10.1061/(asce)0733-9496(2004)130:1(73)

Rad, H. S. ve Lucas, C. (2007). A recommender system based on invasive weed optimization algorithm. ***IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC***, 4297–4304. doi:10.1109/CEC.2007.4425032

Ramalingam, D., Lingireddy, S. ve Ormsbee, L. E. (2003). History of water distribution network analysis: Over 100 years of progress. ***In Environmental and Water Resources History***, 55–67.

Reca, J. ve Martínez, J. (2006). Genetic algorithms for the design of looped irrigation water distribution networks. ***Water Resources Research***, *42*(5), 1–9. doi:10.1029/2005WR004383

Rossman, L. A. (1999). The EPANET programmer's toolkit for analysis of water distribution systems. ***US Environmental Protection Agency Cincinnati, Ohio 45268***, 1–10.

Rossman, L. A. (2000). Epanet 2 users manual. ***Uneted States Environmental Protection Agency (EPA)***, 1–200. doi:10.1177/0306312708089715

Saraçoğlu, B., Güvenç, U., Dursun, M., Poyraz, G. ve Duman, S. (2013). Biyocoğrafya tabanlı optimizasyon metodu kullanarak asenkron motor parametre tahmini. ***Düzce Üniversitesi İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi***, *2*(1), 46–54.

Saravanan, B., Vasudevan, E. R. ve Kothari, D. P. (2014). Unit commitment problem solution using invasive weed optimization algorithm. ***International Journal of Electrical Power and Energy Systems***, *55*, 21–28. doi:10.1016/j.ijepes.2013.08.020

Savic, D. A. ve Walters, G. A. (1997a). Genetic algorithms for least-cost design of water. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *123*(2), 67–77.

Savic, D. A. ve Walters, G. A. (1997b). Genetic algorithms for least-cost design of water distribution networks. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *123*(2), 67–77. doi:10.1061/(asce)0733-9496(1997)123:2(67)

Schaake, J. ve Lai, D. (1969). Linear Programming and Dynamic Programming – Application of water distribution network design. ***Report 116, MIT Press: Cambridge, MA***.

Seckın. (2017). Metasezgisel algoritmalar. https://biryazilimciningunlugu.wordpress.com/2017/05/16/metasezgisel-algoritmalar/ adresinden erişildi.

Sedki, A. ve Ouazar, D. (2012). Hybrid particle swarm optimization and differential evolution for optimal design of water distribution systems. ***Advanced Engineering Informatics***, *26*(3), 582–591. doi:10.1016/j.aei.2012.03.007

Shi, Y. and Eberhart, R. (1999). Empirical study of particle swarm optimization". ***Proc. of the Congress on Evolutionary Computation, Washington***, *3*, 1945–1950.

Simon, D. (2008). Biogeography-based optimization. ***IEEE Transactions on Evolutionary***

Computation, *12*(6), 702–713. doi:10.1109/TEVC.2008.919004

Simpson, A. R., Dandy, G. C. ve Murphy, L. J. (1994). Genetic Algorithms Compared to Other Techniques for Pipe Optimization. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *120*(4), 423–443. doi:10.1061/(asce)0733-9496(1994)120:4(423)

Simpson, A. R., Maier, H. R., Simpson, A. R., Maier, H. R., Foong, W. K., Phang, K. Y., Seah, H. Y. ve Tan, C. L. (2001). *Selection of parameters for ant colony optimisation applied to the optimal design of water distribution systems*. ***researchgate.net***. https://www.researchgate.net/publication/256103267 adresinden erişildi.

Storn, R. ve Price, K. (1997). Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. ***Journal of global optimization***, *11*(4), 341–359. doi:10.1071/AP09004

Suribabu, C. R. (2010). Differential evolution algorithm for optimal design of water distribution networks. ***Journal of Hydroinformatics***, *12*(1), 66–82. doi:10.2166/hydro.2010.014

Suribabu, C. R. (2012). Heuristic-based pipe dimensioning model for water distribution networks. ***Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice***, *3*(4), 115–124. doi:10.1061/(asce)ps.1949-1204.0000104

Suribabu, C. R. ve Neelakantan, T. R. (2006). Design of water distribution networks using particle swarm optimization. ***Urban Water Journal***, *3*(2), 111–120. doi:10.1080/15730620600855928

Todini, E. & Pilati, S. (1987). "A gradient method for the analysis of pipe networks." ***International Conference on Computer Applications for Water Supply and Distribution, Leicester Polytechnic, UK***.

Vasan, A. ve Simonovic, S. P. (2010). Optimization of water distribution network design using differential evolution. ***Journal of Water Resources Planning and Management***, *136*(2), 279–287. doi:10.1061/(asce)0733-9496(2010)136:2(279)

Wang, H., Wang, W., Xiao, S., Cui, Z., Xu, M. ve Zhou, X. (2020). Improving artificial Bee colony algorithm using a new neighborhood selection mechanism. ***Information Sciences***, *527*, 227–240. doi:10.1016/j.ins.2020.03.064

Yılmaz, V. (2015). Su dağıtım şebekelerinin metasezgisel yöntemlerle optimizasyonu. ***Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü***.

Yılmaz, V., Büyükyıldız, M. ve Baykan, Ö. K. (2020). Yapay arı kolonisi algoritmasi

kullanilarak su dağıtım şebekelerinin optimizasyonu. ***Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi***, *9*(1), 377–392. doi:10.28948/ngumuh.568917

Zecchin, A. C., Simpson, A. R., Maier, H. R., Leonard, M., Roberts, A. J. ve Berrisford, M. J. (2006). Application of two ant colony optimisation algorithms to water distribution system optimisation. ***Mathematical and Computer Modelling***, *44*(5–6), 451–468. doi:10.1016/j.mcm.2006.01.005

Zheng, F., Simpson, A. R. ve Zecchin, A. (2011). Performance study of differential evolution with various mutation strategies applied to water distribution system optimization. ***World Environmental and Water Resources Congress***, 166–176. doi:10.1061/41173(414)18

Zheng, F., Simpson, A. R. ve Zecchin, A. (2012). A performance comparison of differential evolution and genetic algorithm variants applied to water distribution system optimization. ***World Environmental and Water Resources Congress***, 2954–2963. doi:10.1061/9780784412312.296

Zheng, F., Zecchin, A. C. ve Simpson, A. R. (2013). Self-adaptive differential evolution algorithm applied to water distribution system optimization. ***Journal of Computing in Civil Engineering***, *27*(2), 148–158. doi:10.1061/(asce)cp.1943-5487.0000208

Zhou, Y., Luo, Q., Chen, H., He, A. ve Wu, J. (2015). A Discrete İnvasive Weed Optimization Algorithm for Solving Traveling Salesman Problem. ***Neurocomputing***, *151*(P3), 1227–1236. doi:10.1016/j.neucom.2014.01.078

Zorarpacı, E. ve Özel, S. A. (2004). Nitelik seçme problemi için diferansiyel gelişim algoritması ve yapay arı kolonisi optimizasyon tekniğini kullanan melez yöntem. ***DEÜ Mühendislik fakültesi mühendislik bilimleri dergisi***, *16*(48), 49–60.

ÖZGEÇMİŞ

Veli BATMAZ, ilk ve orta okulu Bingöl'de, lise eğitimini Diyarbakır'da tamamladı. 2016 yılında Fırat Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümünden mezun olarak lisans eğitimini tamamladı. 2019 yılında Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü Hidrolik ve Su Kaynakları Mühendisliği ABD'de tezli yüksek lisans eğitimine başladı. Su dağıtım şebekelerinin metasezgisel metotlarla optimizasyonu konulu tez çalışması ile 2021 yılında yüksek lisans eğitimini tamamladı.

DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
TEZ İNTİHAL FORMU

ÖĞRENCİ BİLGİLERİ	
ADI VE SOYADI	Veli BATMAZ
ÖĞRENCİ NO	19806002
EĞİTİM – ÖĞRETİM YILI	2020-2021
YARIYIL	☐ Güz ☒ Bahar
ANABİLİM DALI	Hidrolik ve Su Kaynakları ABD
PROGRAM	Yüksek Lisans
TEZ KONUSU	Su Dağıtım Şebekelerinin Metasezgisel Yöntemlerle Optimizasyonu
İNTİHAL RAPORU BİLGİLERİ	
RAPOR TÜRÜ	Tez Savunma Sınavı Sonrası
SAYFA SAYISI	110
BENZERLİK ORANI	%20
RAPORLAMA TARİHİ	03/08/ 2021

Yukarıda başlığı/konusu gösterilen tez çalışmamın kapak sayfası, giriş, ana bölümler, sonuç ve tartışma kısımlarından oluşan toplam 110 sayfalık kısmına ilişkin, 03/08/2021 tarihinde şahsım/tez danışmanım tarafından *Turnitin* adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan intihal raporuna göre, tezimin benzerlik oranı %20 'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

☐Kabul/Onay sayfaları hariç,
☐Kaynakça hariç
☐Alıntılar hariç/dâhil
☐Diğer

Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Lisansüstü Programlarda Tez Çalışması İntihal Raporu Uygulama Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edilmesi durumunda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

Veli BATMAZ

(05.08.2021)

Doç. Dr. Necati KAYAALP Tez Danışmanı (05.08.2021)	Prof. Dr. Zeynel Fuat TOPRAK **Anabilim Dalı Başkanı** (05.08.2021)

Formdaki bilgiler, bilgisayar ortamında doldurulmalıdır. El yazısı ile doldurulan formlar geçersizdir.