

TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANA BİLİM DALI

ÇOKLU DEPOLU ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİNİN HİBRİD
ALGORİTMALAR YÖNTEMİYLE ÇÖZÜLMESİ

Gülşen APAK

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ADANA / 2018

**TÜRKİYE CUMHURİYETİ
ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANA BİLİM DALI**

**ÇOKLU DEPOLU ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİNİN HİBRİD
ALGORİTMALAR YÖNTEMİYLE ÇÖZÜLMESİ**

Gülşen APAK

**Danışman: Prof. Dr. Selçuk ÇOLAK
Jüri Üyesi: Doç. Dr. Mustafa GÖÇKEN
Jüri Üyesi: Doç. Dr. Hüseyin GÜLER**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ADANA / 2018

Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğüne;

Bu çalışma, jürimiz tarafından İşletme Ana Bilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Başkan: Prof. Dr. Selçuk ÇOLAK
(Danışman)

Üye: Doç. Dr. Mustafa GÖÇKEN

Üye: Doç. Dr. Hüseyin GÜLER

ONAY

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim elemanlarına ait olduklarını onaylarım.
.../.../2018

Prof. Dr. Serap ÇABUK
Enstitü Müdürü

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

ETİK BEYANI

Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde ve ortaya çıkan sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim. / / 2018

Gülşen APAK

ÖZET

ÇOKLU DEPOLU ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİNİN HİBRİD ALGORİTMALAR YÖNTEMİYLE ÇÖZÜLMESİ

Gülşen APAK

Yüksek Lisans Tezi, İşletme Ana Bilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Selçuk ÇOLAK

Ağustos 2018, 94 sayfa

Araç rotalama problemi, 60 yıla yakın bir süredir çalışılan konular arasındadır. Araç rotalama problemi 1959 yılında ilk defa Dantzig ve Ramser tarafından akademik bir çalışma olarak ortaya konmuştur (Dantzig ve Ramser, 1959). ARP, en basit haliyle, n adet müşteriye tam olarak hizmet sağlarken ortaya çıkan kısıtların göz önünde bulundurulduğu ve aynı zamanda maliyetin en aza indirgenmesinin amaçlandığı rotalama problemidir. Araç Rotalama Problemi, işletmelerde özellikle dağıtım kanallarında rota planlarının yapılması sırasında karşılaşılan ve lojistik maliyetlerini önemli ölçüde belirleyen, sıralama ve gruplamanın yapıldığı NP-zor kombinatoriyal optimizasyon problemidir. Bu problemin çözümü için önerilen kesin ve sezgisel çözüm metotları vardır. ARP için en etkili sonuçlar veren algoritmalar ise metasezgisel algoritmalar.

Literatürde ARP'yi inceleyen çok sayıda araştırma yapılmış ve halen üzerinde çalışılan bir konudur. Bu çalışmalar çoğunlukla tek bir depoyu göz önünde bulundurmaktadır. ARP türlerinden Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi diğer türlere göre daha realistik bir durumu göz önünde bulundurur (Crevier, Cordeau ve Laporte, 2007). Bazı işletmeler yaptıkları işlere göre farklı lokasyonlarda bulunan müşterilerine tek bir depodan hizmet vermek yerine farklı konumlarda bulunan birden çok depodan hizmet verebilmektedir. Bu durumda Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi'nden söz edilir. Çalışmalarda geçmişten günümüze doğru geldikçe rotalama problemleri çözümü için metasezgisel yöntemlerin kullanımı artmıştır. Bu tez çalışmasında çoklu depolu araç rotalama problemini çözmek için metasezgisel yöntemlerden Genetik Algoritma ve Yapay Sinir Ağları ve bir kümeleme algoritması olan K-Means kullanılmıştır. Genetik Algoritma ve Yapay Sinir Ağlarında birbirinin eksikliklerini tamamlayan iki yapı mevcuttur. Genetik Algoritma yapısı gereği global taramada, Yapay Sinir Ağları ise yerel

optimum sonuç bulmada etkin olup iki yöntem birleřtirilerek daha yüksek performans saęlayan sonuçlar bulmak hedeflenmektedir. Bu yöntem bilinen kıyaslama problemleri üzerinde alıřtırılmıř ve oklu depolu ara rotalama problemi iin uygulanmıřtır.

Anahtar kelimeler: Ara rotalama problemi, oklu depolu ara rotalama problemi, metasezgisel yöntemler, hibrid algoritmalar.



ABSTRACT**SOLVING MULTI-DEPOT VEHICLE ROUTING PROBLEMS VIA HYBRID
ALGORITHMS****Gülşen APAK****Master Thesis, Department of Business Administration****Supervisor: Prof. Dr. Selçuk ÇOLAK****August 2018, 94 pages**

Vehicle Routing Problem (VRP) is one of the topics that has been working on nearly for 60 years. The vehicle routing problem was first introduced in 1959 by Dantzig and Ramser as an academic study (Dantzig and Ramser, 1959). VRP, in its simplest form, is the routing problem which aims to minimize the costs by taking arising constraints into account to provide full services to n assigned customers. The Vehicle Routing Problem is a NP-hard combinatorial optimization problem that is quite important for firms when planning route plans in distribution channels and it has an impact on logistics costs to a significant extent. There are exact and heuristic solution methods that are recommended for solving this problem. The algorithms that give the most effective results for VRP are metaheuristic algorithms.

In the literature there are numerous researches have examined VRP and they continue to study on it. These studies often take a single depot into account. Between the VRP types, Multi-Depot Vehicle Routing Problem considers the most realistic situations than other types (Crevier, Cordeau and Laporte, 2007). Some companies may be able to serve from multiple depots in different locations instead of serving from a single depot to customers in different locations. In this case, these companies deal with MDVRP. Chronologically applying to metaheuristic methods for solving routing problems has been increased.

In this thesis, Genetic Algorithm, Artificial Neural Networks and K-Means clustering algorithm is used as Hybrid Algorithms to solve multi-depot vehicle routing. There are two structures that complement each other's deficiencies in this method: GA and ANN. Genetic Algorithm is effective in global search and ANN works better in local search. NeuroGenetic method aims to combine two methods to find higher performance

results. This method has been applied to known benchmark to solve multi-depot vehicle routing problem.

Keywords: Vehicle routing problem, multi-depot vehicle routing problem, metaheuristic methods, hybrid algorithms.



ÖN SÖZ

Yüksek lisans eğitim sürecimde birikimini ve kıymetli vaktini benimle paylaşan, büyük bir ilgi ile akademik alandaki bilgileri ve deneyimleri ile yol gösterici olan değerli hocam Sayın Prof. Dr. Selçuk ÇOLAK'A teşekkürü bir borç bilirim.

Tez çalışmamın yürütülmesi sırasında, bana zamanını ayıran, çalışmama destek sunan ve psikolojik olarak desteğini hissettiğim Sayın Doç. Dr. Mustafa GÖÇKEN'E ve çalışmanın uygulama kısmında yapıcı eleştiriler sunan Sayın Doç. Dr. Hüseyin GÜLER'E teşekkür ederim.

Çalışmam sürecinde hep yanımda olan ve desteğini her an yanımda hissettiğim değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi Gülsün NAKİBOĞLU'na, süreçte uygulama konusunda bilgilerini paylaşan Öğr. Gör. Abdülvahap SAYGIN'a teşekkürlerimi sunarım.

Bu süreçte desteğini hissettiğim değerli arkadaşlarım Arş. Gör. Dr. Selin KÖKSAL ARAÇ, Arş. Gör. Merve KÖSEYENER BOZDEMİR, Arş. Gör. Abdil ARIK, Arş. Gör. Ebru CANIKALP ve yüksek lisans öğrencisi İzzet ÖZUÇARGİL'e teşekkür ederim.

Hayatımın her aşamasında desteklerini hissettiğim, beni motive eden ve güç veren babam İsmail APAK, annem Güner APAK, kardeşlerim Levent APAK ve Zeynep APAK'A gösterdikleri sabır ve verdikleri her türlü destek için ne kadar teşekkür etsem az olacağı kanaatindeyim.

Gülşen APAK

Adana / 2018

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT	vi
ÖN SÖZ	viii
TABLolar LİSTESİ	iv
ŞEKİLLER LİSTESİ	v

BÖLÜM I

GİRİŞ

BÖLÜM II

ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ

2.1. Araç Rotalama Problem Çeşitleri	6
2.1.1. Statik ve Dinamik Çevre Durumuna Göre Araç Rotalama Problemleri	6
2.1.1.1. Statik Araç Rotalama Problemi	6
2.1.1.2. Dinamik Araç Rotalama Problemleri	6
2.1.2. Rotaların Durumlarına Göre Araç Rotalama Problemleri	7
2.1.2.1. Kapalı Uçlu Araç Rotalama Problemleri	7
2.1.2.2. Açık Uçlu Araç Rotalama Problemleri	7
2.1.3. Kısıtlarına Göre Araç Rotalama Problemleri	7
2.1.3.1. Kapasite Kısıtlı Araç Rotalama Problemi	8
2.1.3.2. Mesafe Kısıtlı Araç Rotalama Problemi	8
2.1.3.3. Zaman Pencereci Araç Rotalama Problemi	9
2.1.3.4. Çok Depolu Araç Rotalama Problemi	9
2.1.3.5. Geri Taşımalı Araç Rotalama Problemi	10
2.1.3.6. Toplama ve Dağıtma Özellikli Araç Rotalama Problemi	10
2.1.3.7. Periyodik Araç Rotalama Problemi	11
2.1.3.8. Parçalı Dağıtım Özellikli Araç Rotalama Problemi	11
2.1.3.9. Stokastik Araç Depolama Problemi	11
2.1.4. Yolların Durumuna Göre Araç Rotalama Problemleri	12
2.1.4.1 Simetrik Yola Sahip Araç Rotalama Problemleri	12

2.1.4.2. Asimetrik Yola Sahip Araç Rotalama Problemleri	12
---	----

BÖLÜM III

METASEZGİSEL YÖNTEMLER

3.1. Metasezgisel Yöntem Çeşitleri	15
3.1.1. Tavlama Benzetimi Algoritması	15
3.1.2. Tabu Arama Yöntemi	16
3.1.3. Genetik Algoritmalar	17
3.1.4. Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması	23
3.2. Araç Rotalama Problemlerinde Metasezgisel Yöntemlerin Kullanılması	24
3.2.1. Genetik Algoritmalar	25
3.2.2. Tavlama Benzetimi Algoritmaları	26
3.2.3. Tabu Arama Algoritmaları	26
3.2.4. Karınca Kolonisi Optimizasyonu	27
3.2.5. Yapay Sinir Ağları	27
3.2.6. NöroGenetik Algoritma	28

BÖLÜM IV

ÇOKLU DEPOLU ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ

4.1. Önceki Çalışmalar	32
4.2. Amaçlarına Göre Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi	39
4.2.1. Tek Amaçlı ÇDARP	39
4.2.1.1. Kesin Yöntemler	39
4.2.1.2. Kullanılan Sezgisel Çözüm Yöntemleri	40
4.2.1.3. Metasezgiseller	42
4.2.2. Çok Amaçlı ÇDARP	48

BÖLÜM V

ÇOKLU DEPOLU ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİNİN NÖROGENETİK ALGORİTMALAR YÖNTEMİYLE ÇÖZÜLMESİ

5.1. Problem Açıklaması	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	
5.2. Çalışmanın Amacı	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	
5.3.Çalışmanın Önemi	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	
5.4. Çalışmanın Modeli ve Çözümü	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	
5.4.1. K-Means Kümeleme A	
lgoritması	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	
5.4.2. Genetik Algoritma	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	
5.4.3. Yapay Sinir Ağları	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	
5.4.4. NöroGenetik Algoritma	
.....	H
ata! Yer işareti tanımlanmamış.	

BÖLÜM VI

SONUÇ

73

KAYNAKÇA	75
----------------	----

ÖZGEÇMİŞ	94
----------------	----



TABLolar LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 1. Klasik ARP'nin Matematiksel Modeli	5
Tablo 2. Araç Rotalama Türleri	37
Tablo 3. Çoklu Depolu Araç Rotalama Modeli	38
Tablo 4. Cordeau vd. (1997) Benchmark Problemlerinin Özellikleri... Hata! Yer işareti tanımlanmamış.	
Tablo 5. P07 için K-Means ile Oluşturulan Kümeleme	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Tablo 6. Clarke & Wright Tasarruf Metodu	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Tablo 7. Genetik Algoritma Parametreleri	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Tablo 8. P07 İçin Her Depo İçin Rotalama	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Tablo 9. Hibrid Algoritma ve Bilinen En İyi Sonuç Karşılaştırması	73

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 1. Tek nokta çaprazlama.....	21
Şekil 2. İki noktalı çaprazlama	21
Şekil 3. Döngüsel çaprazlama	21
Şekil 4. Tek tip çaprazlama	22
Şekil 5. Mutasyon	22
Şekil 6. GA’da üretilen kromozom.....	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 7. GA’da üretilen kromozomun rotalaması.....	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 8. ÇDARP için amaç fonksiyonu	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 9. GA işleyiş adımları.....	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 10. YSA’da Nöron modeli.....	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 11. Nörogenetik algoritma şeması.....	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 12. GA’dan en yakın komşuluk sezgiseli ile YSA'ya geçiş	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 13. K-Means Kümeleme Algoritma özeti	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 14. P07 için oluşturulan kümeleme	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
Şekil 15. P07 için Nörogenetik Algoritma yöntemi sonucu	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.

BÖLÜM I

GİRİŞ

Dünya ekonomisinde yaşanan küreselleşme, liberalleşme ve buna paralel olarak firmaları zorlayan uyum çabaları, lojistik faaliyetlerin önemini artırırken günümüzde bu durumdan dolayı ortaya çıkan yüksek ulaşım maliyetlerinin kontrol edilmesi ve azaltılmasının yolları aranmaktadır. Bu nedenden ötürü günümüz üreticileri ve lojistik firmaları dağıtım sistemlerine daha çok yatırım yapmakta ve dağıtım sistemlerinin maliyetlerini azaltmak için çözüm odaklı yollar aramaktadır (Düzakın E., 2009). İşletmeler karlılık, müşteri memnuniyeti, talepler ve değişikliklere kısa sürede uyum sağlayabilmek için hızlı bir şekilde yeniden araçların rotalarını planlayacak bir sisteme ihtiyaç duyulmaktadır. Bu sistemler sayesinde yeni müşteri taleplerinin oluşması veya araçlarda ortaya çıkabilecek bir arıza durumunda rota planı hızlı bir şekilde tekrar oluşturulabilecek, araç rota planları daha önceden hazırlanabilecek ve bu sayede depolarda daha az ürün bulundurulacaktır. Tüm bu düşünce ve amaçlar araç rotalamanın sürekli gelişimini sağlamıştır (Erol, 2006).

Araç Rotalama Problemi (ARP), en basit ve genel haliyle, verilen n adet müşteriye tam olarak hizmet sağlamak için ortaya çıkan kısıtların göz önünde bulundurulduğu ve aynı zamanda maliyetin en aza indirgenmesinin amaçlandığı rotalama problemidir.

Firmalarda mal ve hizmetlerin dağıtımı esnasında karşılaşılan ARP'de, bu problemle ilgili danışmanlık, takip sistemi, programlama gibi çeşitli yardımlar alınmadığı takdirde bu durum bazı sektörlerde maliyetlerin yüksekliğine sebep olmaktadır. Oldukça yüksek olan bu maliyetler nedeniyle araç rotalama problemlerinin etkili çözümü firmaların maliyetlerini azaltabilmesi açısından önem taşımaktadır. Dağıtımdaki kısıtlara göre çeşitli ARP türleri literatürde mevcuttur. En göze çarpan ve en çok çalışılan kısıtlar aracın kat ettiği mesafe, süre ve aracın kapasitesine dair kısıtlardır. Araç rotalama problemleri literatürde NP-zor (NP-hard) kategorisine giren kombinatoriyal optimizasyon problemler olarak anılmaktadır (Blazewicz vd., 1983). ARP çözüm uzayı, problem içerisinde bulunan müşterilerin sayısına bağlı olarak üstel orantıda artar. Bilimsel yazında rotalama problem çözümleri için oluşturulmuş birçok metod mevcuttur. Bu metodlar yaklaşık yöntemler ve kesin yöntemler olmak üzere iki ana başlık altında yer alır. Yaklaşık yöntemlere problemin boyutu büyüdüğü zaman başvurulacak bir yöntemdir; çünkü büyük ölçekli problemlerin kesin çözümlerinin bulunması oldukça zor ve zaman

alan bir durumdur. Bu yöntemde hesaplama süresi kısa ve işlem miktarları azdır. Buna rağmen çözümleri kaliteli ve optimuma yakınsayan sezgisel çözümlerdir. Kesin yöntemler ise küçük boyutlu problemler üzerinde en uygun sonucu bulmada başarılı bir yöntemdir. Bu yöntem büyük ölçekli bir problemin çözümünde kullanılmaya çalışıldığında ise etkili sonuç vermemekte ve hesaplama yapabilmek için yetersiz kalan bir sezgisel yöntemdir. Buradan yola çıkarak büyük ve orta ölçekli araç rotalama problemlerinde en başarılı sonuçlara metasezgisel algoritmalar yoluyla ulaşılmaktadır denilebilir.

Metasezgisel yöntemler literatürde başarılı sonuçlar vermiş ve uygulama alanı günümüzde hızla artan yöntemlerdir. Bu yöntemlerin tekniğinde genellikle birçok çözüm uygulanmakta ve uygulanan bu çözümler arasından daha başarılı çözümler üretilmektedir. Bu sayede kombinatorial problemler için başarılı sonuçlar ortaya çıkmaktadır. Metasezgisel yöntemlerde öncelikle belirlenen komşuluk kriterlerine göre mevcut çözüme komşu olan diğer çözümler de göz önünde bulundurularak bir çözüm arama amacı güdülür ve ardından önceden belirlenmiş bir durdurma kriteri devreye girip arama sonlandırılır ve çözüm bu şekilde bulunmuş olur. Metasezgisel yöntemler, popülasyona ve yerel komşuluğa dayalı olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Komşuluk algoritmalarında bir çözümden yola çıkarak onu daha iyi hale getirme amaçlanmaktadır. Örnek olarak Tavlama Benzetimi ve Tabu Arama algoritmaları verilebilir. Genetik Algoritma ve Karınca Koloni Optimizasyonunun örnek olarak gösterildiği popülasyona dayalı algoritmalarda ise ortada birçok çözüm mevcuttur ve bunlardan yola çıkarak farklı ve etkili yeni çözümlere ulaşmaya çalışılır.

Bu çalışmada öncelikle Araç Rotalama Problemi ile ilgili genel bilgiler verilecektir. İkinci bölümde Araç Rotalama ve türlerinden bahsedilecektir. Üçüncü bölümde Metasezgiseller ve Araç Rotalama Problemlerinde kullanılan metasezgisel yöntemlerden bahsedilecektir. Dördüncü bölümde Çoklu Depolu Araç Rotalama Probleminden (ÇDARP) bahsedilecek ve Beşinci bölümde ÇDARP için hibrid algoritmalar ile yapılan uygulama yer alacaktır. Altıncı ve son bölüm olan Sonuç kısmında tez ve uygulama sonuçları özetlenerek değerlendirilecektir.

BÖLÜM II

ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ

Araç rotalama problemi (ARP), 60 yıla yakın bir süredir çalışılan konular arasındadır. Araç rotalama problemi 1959 yılında ilk defa Dantzig ve Ramser tarafından akademik bir çalışma olarak ortaya konmuştur (Dantzig ve Ramser, 1959). Çalışmalarında benzin istasyonlarına benzin dağıtımı üzerinde durmuşlardır. Bu çalışmada depodan çıkıp benzin istasyonlarına giden araçların belirlenen şartları sağlayacak şekilde taşıma ve yol kat etme maliyetlerinin en aza indirgenerek en uygun rota her bir araç için belirlenmeye çalışılmıştır. Beş yıl sonra 1964 yılında ARP'ye sezgisel yaklaşımda bulunan Clarke ve Wright, bu çalışmalarından sonrasında ARP'nin popülerliğini artırmış, daha sonrasında ise yaptıkları bu çalışma en çok geliştirilen ve üzerinde en çok çalışılan optimizasyon problemlerinden biri olmuştur (Toth ve Vigo, 2002).

Klasik ARP homojen araçlara sahiptir. Bu durum araçların kapasitelerinin ve araç türlerinin aynı olduğunu gösterir. Araçlar merkez olarak adlandırılan dağıtım deposundan öncesinde taleplerini belirtmiş müşterilere doğru yola çıkar. Başlangıç noktaları depo olan bu araçların hizmetlerini müşterilere ulaştırdıktan sonra depoya dönmeleri zorunludur ve kapasiteleri kısıtlıdır. Problemin müşteri kısmı ele alınacak olursa, klasik ARP'deki kısıtlardan biri de müşterilerin her birinin tek bir rota izleyen mevcut araçlardan sadece birinden hizmet almasıdır. Tüm bu kısıtlar ulaşılması istenen bir amaca hizmet etmektedir. O da toplam ulaşım maliyetlerini en aza indirgeyecek yollara sahip rotaların bulunmasıdır. Bu nedenle tedarik zinciri ve lojistik yönetiminde araç rotalama problemi büyük önem arz etmektedir (Alabaş ve Dengiz, 2004). ARP üzerindeki bilimsel çalışmalar ilk olarak 1950'li yıllarda yapılmaya başlanmıştır. 20 yıl sonrasında petrol krizi patlak verdiğiğinde taşıma maliyetleri üzerinde yapılan çalışmaların artmıştır. 1979 ve 1980'de OPEC ülkelerinin petrol fiyatlarını iki kere yüzde yüz elli oranında artırması ekonomik krizlere neden olmuş, her ne kadar dünya ülkelerince petrol tasarrufuna gidilmiş olsa da firmalar arası taşıma rekabetleri artmıştır. Geçmişten günümüze taşıma maliyetleri firmalar için önem arz eden ve düşük tutulmaya çalışılmasının yanı sıra müşterilere verilen hizmetlerin artırılmaya çalışıldığı bir konu olmuştur (Erel, 1995).

Ulaştırma maliyetlerinin minimize edilmesiyle birlikte hizmet kalitesinin de artırılması firmalar için büyük önem teşkil etmektedir. Buna ek olarak araçların izlediği

rotaların mesafesinin ve tur sürelerinin kısaltılmaya çalışılması çok konuşulan ve birçok işletmenin hedefi olan bir konudur. Bunun nedeni firmaların maliyetlerindeki en yüksek kalemlerin ulaştırma maliyetleriyle ilgili olmasıdır. Bu nedenle eldeki işgücü ve malzeme kaynaklarının etkili kullanımı konusunun popülerliği artmıştır. Klasik ARP’de depolardan çıkan araçlar konumları farklı olan müşterilerin taleplerini ulaştırmaya çalışır. Bu talepleri ulaştırmaya çalışırken aynı zamanda toplam zamanı, toplam yolu kısa ve maliyeti düşük olan rotaları bulup o rotaları kullanmayı hedefler. Bu hedeflere ulaşılırken dikkat edilmesi gereken birtakım kısıtlar mevcuttur. Bunlar aşağıdaki gibidir:

- Bütün müşterilere talepleri doğrultusunda hizmet verilmelidir.
- Her varış noktasına bir kere uğranmalı ve bu noktaya sadece bir araç tarafından hizmet verilmelidir.
- Rotanın başladığı ve bittiği nokta depo olmalıdır.
- Rota üzerinde yer alan müşterilerin taleplerinin toplamı bu rotayı izleyen aracın kapasitesini aşmamalıdır.
- Mevcut araçların her birinin faaliyet gösterdiği yalnızca bir rota olmalıdır (Erol, 2006).

Gerçek hayatta lojistiğin dinamik yapısından ötürü, kalite düzeyini artırmak ve müşteriye daha iyi servis sunabilmek için ARP’de bazı kısıtlar bulunabilmektedir. Bu kısıtlar:

- Atanan her aracın yük kapasitesi,
- Atanan her aracın gidebileceği yol kapasitesi,
- Müşteriye sadece belirli süre zarfında servis verme (örneğin mesai saatleri dahilinde),
- Rotalama esnasında ziyaret edilecek müşterilerin belirlenmesi,
- Araç sayısının belirli sayıda ya da belirli sayıdan az olması.

ARP’deki amaç fonksiyonu; araçların kat edeceği yolu ve yol maliyetlerinin minimize edilmesi, müşterilerin taleplerinin karşılanması koşuluyla araç sayısının en aza indirgenmesi ve rotaların araç kapasiteleri ve yol sürelerinin dengelenmesi şeklinde çeşitlenmektedir (Toth ve Vigo, 2002).

Klasik ARP'nin tek depolu versiyonundaki matematiksel modelleme Tablo 1'de yer almaktadır.

M: Araç sayısı

N: Müsteri sayısı

d_{ij} : i noktası ve j noktası arasındaki mesafe

q_i : i müşterisinin talep miktarı

X_{ijk} : k numaralı araç i noktasından j noktasına hareket ederse sonuç 1'dir. Aksi takdirde sonuç 0'dır.

Tablo 1

Klasik ARP'nin Matematiksel Modeli

Amaç fonksiyonu ise; $\text{Min } Z = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0, j \neq i}^N \sum_{k=0}^M d_{ij} X_{ijk}$	(1)
Kısıtlar:	
$i = 0$ için $\sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^N X_{ijk} = M$	(2)
$i \in \{1, \dots, N\}$ için $\sum_{k=1}^M \sum_{j=0, j \neq i}^N X_{ijk} = 1$	(3)
$j \in \{1, \dots, N\}$ için $\sum_{k=1}^M \sum_{i=0, i \neq j}^N X_{ijk} = 1$	(4)
$k \in \{1, \dots, M\}$ için $\sum_{i=1}^N X_{i0k} \leq 1$	(5)
$k \in \{1, \dots, M\}$ için $\sum_{i=1}^N q_i \sum_{j=0, j \neq i}^N X_{ijk} \leq C$	(6)

Kaynak: Erol, 2006

Amaç fonksiyonu (1) araçların toplam gideceği mesafenin dolayısıyla da toplam ulaşım maliyetinin en aza indirgenmesinin hedeflendiğini göstermektedir. (2) numaralı kısıt, depodan M adet aracın çıkacağını yani bu depoya atanan toplam araç sayısının M olduğunu, (3) ve (4) numaralı kısıtlar her bir müşterinin yalnızca tek bir araç tarafından ziyaret edilmesi gerektiğini ve müşteriye ulaşılmasını sağlayan yollardan sadece bir tanesinin kullanabileceğini, (5) numaralı kısıt her bir aracın depodan yalnızca bir kere çıkacağını yani rotalamada sadece bir sefer kullanılacağını ve son olarak (6) numaralı kısıt ise araçların kapasitelerini temsil eden C miktarına eşdeğer ya da daha az yükleme yapılması gerektiğini belirtmektedir. Bazı problemlerin kısıtlarında maksimum M tane araç kullanım koşulu yer almaktadır. Bu tür problemlerde (2) numaralı kısıt denkleminde eşittir simgesi yerine küçük eşittir matematiksel simgesi kullanılacaktır. Bilimsel yazındaki birçok rotalama probleminde ise bu kısıt bulunmamaktadır. Yukarıdaki

modelde bulunan esas kısıtlar (3) ve (4) numaralı kısıtlardır. Bu kısıtlar araçların rotalarının sürekli olması bakımından kritik bir öneme sahiptir (Erol, 2006).

2.1. Araç Rotalama Problem Çeşitleri

Araç Rotalama Problemlerine çevresel koşulların değişkenliği ve firmalar arası rekabetin artması gibi nedenlerden ötürü gittikçe daha çok kısıt eklenmekte ve bu problem türü için etkili çözümler üretmek gittikçe zor bir hale gelmektedir. Firmalara ait farklı kapasitede farklı sayıda araçların mevcudiyeti, bu araçların varacağı, serviste bulunacağı, bekleyeceği ve tekrar yola çıkacağı zaman aralıkları, belirlenen rotalar üzerinde kısıtlanan seyahat süresi, yollardaki hız limitleri ve yolların yapısından kaynaklı değişken hızda yol alma, araç sürücülerinin mola vakitleri gibi değişkenler ARP’de probleme dâhil olabilecek kısıtlar arasındadır. ARP’ye ne kadar çok kısıt eklenirse problem o kadar zor ve karışık bir duruma dönüşür (Erel, 1995). İzleyen bölümde farklı özellikteki ARP’lere değinilmektedir.

2.1.1. Statik ve Dinamik Çevre Durumuna Göre Araç Rotalama Problemleri

ARP’ler Dinamik ve Statik olarak ikiye ayrılmaktadır. Bunlar sıklıkla kullanılan durağan ve değişken olarak oluşan durumları belirten ölçütlerdir. Yani araç rotalamada problemler deterministik veya stokastik bir şekilde rotalanabilmektedir.

2.1.1.1. Statik Araç Rotalama Problemi

Statik Araç Rotalama Problemlerinde (SARP), etkin bir rotalama yapılabilmesi için gerekli bilgiler, kısıtlar, araç kapasiteleri, minimize edilmek istenen maliyet bilgileri önceden kesinleştirilmiştir ve rotalar oluşturulduktan sonra bu bilgiler değişkenlik göstermemektedir (Larsen, 2001). Literatürde problemlerde, bilinen net veriler söz konusu ise (belirlenmiş talep, belirlenmiş hizmet zamanları, vb.) rotalama bu veriler ışığında yapılmaktadır.

2.1.1.2. Dinamik Araç Rotalama Problemleri

Dinamik Araç Rotalama Problemi (DARP) içindeki dinamik kelimesi bu problem türünde değişken bilgilerin olduğunu ifade etmektedir. DARP beklenmeyen değişken durumlarda atik bir biçimde yeniden karar almaları içermektedir. Müşteri taleplerinin

değişkenliği, yolların iklim şartlarından ötürü kapanması, yeni taleplerin ortaya çıkması DARP'a örnek olarak verilebilir (Vural, 2006).

ARP'ye dinamik özelliği katan iki durum mevcuttur. Birincisinde bilgiler problem çözümü esnasında (yeni bir müşteri talebi ortaya çıkması) değişmektedir, ikincisinde ise çözümler değişken durumlarla eşzamanlı ve hızlı bir şekilde oluşturulur. Bu durum DARP'de ön çözüm gibi bir seçeneğin olmadığını göstermektedir (Bianchi, 2000). Gerçek yaşamdan örnek verilmesi gerekirse kuryeler ve sahada satış hizmeti veren firmalar DARP'ye örnek gösterilebilir (Potvin vd., 2004).

2.1.2. Rotaların Durumlarına Göre Araç Rotalama Problemleri

Araç rotalama problemleri araç rotalarının aynı merkezde başlayıp aynı merkezde son bulup bulmadığına göre kapalı ve açık uçlu olarak ikiye ayrılmaktadır.

2.1.2.1. Kapalı Uçlu Araç Rotalama Problemleri

Kapalı Uçlu ARP'de (KUARP) araçların rotalarının başlangıç yeri bir depo ya da bir işletmenin kendisi olup aynı zamanda rotanın bitiş noktasıdır. Yani merkezden çıkan araç harekete aynı merkezden başlamalı ve en son aynı merkeze dönerek rotasını sonlandırmalıdır. Literatürde genellikle KUARP'ye rastlanılmakta ve açık uçlu rotalamaya göre daha çok çalışma yapılmaktadır. KUARP matematiksel modeli klasik ARP ile aynıdır yalnızca modele rotaların başlangıç ve bitiş yerlerinin aynı merkez olduğunu belirten ek bir kısıt konulmalıdır.

2.1.2.2. Açık Uçlu Araç Rotalama Problemleri

Açık Uçlu ARP'de rotaların başlangıç noktası kapalı uçlu ARP'deki gibidir yani rota merkez noktasından başlar. Ancak bu problem türünde araçların en son uğradığı yer başlangıç noktaları olan merkez noktası ya da depo değildir. Araçlar depodan çıkarlar ve rotaları talep noktalarına ulaşmalarıyla biter. Matematiksel modellemede bu durum için KUARP'da olduğu gibi ek bir kısıta ihtiyaç yoktur (Brandao, 2004).

2.1.3. Kısıtlarına Göre Araç Rotalama Problemleri

Araç Rotalama Problemlerini gerçek durumları ele alıp olduğu gibi uygulamak hem zor hem de karışık bir durumdur. Bunun nedeni özellikle de lojistik alanındaki

durumların birebir tüm kısıtlarıyla modellenmesinin güç olmasıdır. Dolayısıyla iyi düzeyde bir çözüme erişebilmek için tüm kısıtlar yerine firmalar veya sektörler için en önemli kısıtlar belirlenip uygulamaya konularak modelleme yapılır. Genel olarak en sık karşılaşılan kısıtlar mesafeye, kapasiteye ve zamana dayalı kısıtlardır.

2.1.3.1. Kapasite Kısıtlı Araç Rotalama Problemi

Kapasite Kısıtlı Araç Rotalama Problemi (KKARP), içerisinde bulundurabileceği ürün miktarının aracın kapasitesine göre değiştiği, her bir müşterinin talebini sağlayan ve bu taleplerin parçalanmasına izin vermeyen bir rotalama türüdür. KKARP’de bir aracın kapasitesini C olarak düşünülecek olunursa, aracın gideceği rotadaki müşterilerin talebi C ’ye eşit veya C ’den küçük olmalıdır. Bu durum (6) nolu Klasik ARP matematik modellemesinde de görülebilmektedir. Genel olarak çoğu klasik ARP’de kapasite kısıtlı araçların bulunmasından ötürü bu iki rotalama problemi birbirlerine bu kısıt açısından benzemektedir.

KKARP kendi içinde de farklı çeşitleri barındırmaktadır. Örneğin, araçların sabit maliyetleri olup amaç fonksiyonunda yer alabilir. Buna bağlı olarak da bahsedilen bu problem türünde rotalarda kullanılacak araç miktarında azaltılmaya gidilebilir.

2.1.3.2. Mesafe Kısıtlı Araç Rotalama Problemi

Bazı ARP’lerde rotalamada kullanılacak araçlar için kat edecekleri mesafe kısıtlı olabilir. Bu tür problemler Mesafe Kısıtlı Araç Rotalama Problemleri (MKARP) olarak adlandırılır. Bu rotalama türü de KKARP gibi kendi içinde farklı çeşitleri barındırır. Örneğin yükleme kapasitesi ve mesafe kapasitesinin birlikte kullanıldığı problemler, farklı araç türleri için farklı mesafeleri barındıran problemler, mesafe ve aracın rota süresinin orantılı olduğu problemler vb. Çeşitlerine göre bu problem türünün uygulamasında farklı yollara gidilebilir. Araç sayısı ve araçların seyir sürelerinin sınırlı olduğu bir durumda bu kısıtları sağlayabilmek adına bazı teslimat noktalarına uğranılmayabilir. Ya da tüm teslimat noktalarına uğranılması kesinlikle gerekmedikçe araçların seyir süreleri aşılabilmektedir. Böyle durumlar için aşılacak sürenin miktarıyla orantılı bir ceza maliyeti ortaya çıkabilir (Erel, 1995).

2.1.3.3. Zaman Pencere Arac Rotalama Problemi

Zaman Pencere Arac Yönlendirme Problemi (ZPARP), her müşteriye belirli bir zaman aralığında hizmet verilmesi gereken bir kısıtı içeren Klasik ARP'nin genelleştirilmiş halidir (Braysy, 2001). Genel olarak ZPARP, bir depodan coğrafik olarak dağınık noktalar kümesine kadar en düşük maliyetli rotaların tasarlanması problemi olarak tanımlanabilir. Güzergâhlar, her bir noktaya belirli bir zaman aralığında bir araç tarafından sadece bir kez ziyaret edilecek şekilde tasarlanmalıdır, tüm yollar depoda başlar ve biter ve belirli bir rotadaki tüm noktaların toplam talepleri aracın kapasitesini aşmamalıdır (Solomon ve Desrosiers, 1988).

ZPARP'de müşterilere hizmet süresi kısıtının yanında bir diğer kısıt ise depo zaman pencerelerinden ve bekleme maliyetinden oluşan rotanın uzunluğu kısıtıdır. Bu durum özellikle araç müşteriye belirlenen süreden daha erken bir sürede ulaşmışsa meydana gelir. Araç burada süresi gelene kadar bekler ve tam belirlenen zamanda müşteriye belirlenen süre kadar hizmette bulunur. Burada amaç en az maliyetle zaman pencerelerine birebir uyum sağlamaktır. Zaman pencereleriyle ilgili problemlerin günlük hayat problemlerine uygulanabileceği konulara banka teslimatları, posta teslimatları, endüstriyel çöplerin toplanması örnek verilebilir (Erel, 1995).

ZPARP'de hiyerarşik bir amaç fonksiyonu mevcuttur. ZARP'ler için oluşturulan amaç fonksiyonunda, genel olarak gerekli araç sayısı, araç filosu tarafından gerçekleştirilen toplam seyahat süresi veya toplam seyahat mesafesi en aza indirilmeye çalışılır. Rotaların sayısı ilk önce en aza indirilir ve daha sonra minimize edilen belli sayıdaki rotalar için, toplam seyahat edilen mesafe veya zaman en aza indirilir. ZPARP, birçok gerçek günlük problemleri modellemek için kullanılabilecek temel bir dağıtım problemidir ve esas olarak sezgisel ve metasezgisel yaklaşımlara odaklanmış yoğun araştırma çalışmalarına konu olmuştur (Braysy ve Gendreau, 2001).

2.1.3.4. Çok Depolu Araç Rotalama Problemi

Literatürde ARP'yi inceleyen çok sayıda araştırma yapılmış ve yapılmaya devam etmektedir. Birçok çalışmada sadece tek bir depoyu göz önünde bulundurur. ARP türlerinden çoklu depolu araç rotalama diğer türlere göre daha realistik bir durumu göz önünde bulundurulur (Crevier, Cordeau ve Laporte, 2007). Bazı işletmeler yaptıkları işlere göre birden çok depodan hizmet verebilmektedir. Bu depolara araç filoları atanır ve bu araçların başlama ve bitiş noktaları depo olacak şekilde rotalama yapılır. Bu rotalama

türünde genellikle araç sayısı ve toplam seyahat süresi en aza indirgenmeye çalışılır. Dağıtım ağı, eğer müşteriler sadece her depoda belli bir şekilde kümelenmişse, birden fazla tek depo ARP'si olarak çözülebilir; Aksi halde, müşterilerin mevcut araç filosundan yararlanarak herhangi bir depodan hizmet alacağı çoklu depo temelli bir yaklaşım kullanılmalıdır. Klasik ARP modelini çözmek için kullanılan algoritmanın ÇDARP'yi çözmek için uyarlanması zordur (Montoya-Torres ve diğerleri, 2015).

2.1.3.5. Geri Taşımalı Araç Rotalama Problemi

Gerçek hayat örneklerinde bazen müşteriler mevcut ürünün iadesini ya da takviyesini firmalardan talep edebilmektedirler. Bu gibi durumlarda klasik araç rotalama problemi geri taşımalı (Backhaul) araç rotalama problemine dönüşmektedir. Bu tür problemlerde araçlar merkezden yola çıkmadan önce müşteriler tarafından geri gönderilecek ürünlerin araç kapasitesini geçmemesine dikkat edilir. Bu rotalama türünde araçlar önce dağıtım işini tamamlarlar, ardından müşteriler tarafından geri gönderilecek ürünlerin toplaması yapılır. Araçların rotalaması yapılırken dağıtılacak ve toplanacak ürünler ve miktarları önceden bilinmektedir. Ürün dağıtımı ya da alımına göre müşterilerin talepleri pozitif ya da negatif olarak problemde belirtilir (Toth ve Vigo, 2002). Amaç toplam dolaşım mesafesini en aza indireyecek rotalar yaratmaktır.

2.1.3.6. Toplama ve Dağıtım Özellikli Araç Rotalama Problemi

Toplama ve dağıtım özelliğine (pickup and delivery) sahip ARP'lerde bir müşteriye aynı anda ürün dağıtım ve müşteriden ürün alımı yapılabilmektedir. Bu rotalama probleminde araçlar depodan ayrılmadan önce kapasitelerine göre doldurulur. Rota tamamlanırken müşteriden ürün alma işlemi de gerçekleştirileceğinden araç kapasitesinin ürün teslim edilecek ve alınacak ürün miktarının toplamından fazla olması gereklidir. Rotalamada dağıtımlar depodan başlar, müşterilere dağıtılır ve müşterilerden alınan tüm ürünler depoya getirilir. Rotalama öncesinde iade alınacak ürün miktarı belirli olduğundan, araca yükleme yaparken bu kapasite de göz önünde bulundurulur. Toplama ve dağıtım özellikli ARP'de yükleme, dağıtım ve toplama kısıtları dikkate alınarak uygun rotalar belirlenir. Amaç kısıtlar göz önünde bulundurularak toplam dolaşım süresini en aza indirmektir.

2.1.3.7. Periyodik Araç Rotalama Problemi

Periyodik ARP’de klasik ARP’de olduğu gibi araçların depodan çıkış ve depoya geri dönüş süreleri bir gün ile kısıtlı değildir. Araçlar t günde dağıtımlarını tamamlamaktadırlar. Periyodik ARP, her gün için bir grup güzergâh oluşturma problemi olarak görülebilir (<http://neo.lcc.uma.es>, 2018). Amaç, araç filosunu ve tüm müşterilerin taleplerini karşılamak için gereken toplam dolaşım maliyetlerini en aza indirmektir. Her müşteri T günlük süre içerisinde en az bir kere ziyaret edilmelidir. Müşterilere yapılacak ziyaret sayısı müşteri talebine ve müşterinin depolama alanının büyüklüğüne göre değişkenlik göstermektedir.

2.1.3.8. Parçalı Dağıtım Özellikli Araç Rotalama Problemi

Parçalı Dağıtım Özellikli ARP, klasik ARP’nin genişletilmiş halidir. Parçalı dağıtım kısıtına sahip ARP’lerde toplam maliyeti düşürebildiği takdirde aynı müşterinin farklı araçlardan hizmet almasına izin verilmektedir. Drora ve diğerleri (1994), parçalı dağıtıma sahip ARP’lerin, klasik ARP’lere oranla optimuma yakınsamasının daha zor olduğunu belirtmişlerdir. Parçalı dağıtımlı ARP’lerde tüm rotalardaki toplam maliyetler en aza indirgenmeye çalışılır. Klasik ARP’yi parçalı dağıtım özellikli bir ARP’ye dönüştürebilmek için her müşterinin siparişini bölünemeyecek küçüklükteki siparişlere dönüştürmeye izin vermek gerekir. Bu ARP’deki amaç tüm müşterilerin taleplerini karşılanmasını sağlamak için gerekli toplam dolaşım zamanını ve araç filosunu en aza indirmektir.

2.1.3.9. Stokastik Araç Depolama Problemi

Klasik Araç Rotalama Problemindeki bazı unsurlar rastgele olduğu zaman stokastik ARP ortaya çıkar. Rastgele unsurlara stokastik talepler, stokastik müşteriler ve stokastik seyahat süreleri örnek gösterilebilir (Gendreau vd., 1996). Bazı veriler rastgele olduğunda, değişken değerler için tüm kısıtların karşılanması artık mümkün değildir. Bu noktada karar vericinin ya belirli bir olasılıkla bazı kısıtların tatminine izin vermesi ya da bir kısıt ihlal edildiğinde yardımcı veya düzeltici aksiyonlar alması gerekmektedir. Örneğin, taleplerin toplandığı kapasite kısıtlı Stokastik ARP’de, araç dolu olduğu anda boşaltmak için depoya geri dönebilir, Zaman kısıtlı Stokastik ARP’de bir rotanın süresi belirlenen bir süreyi geçebilir, bu durumda bir cezaya katlanılabilir.

2.1.4 Yolların Durumuna Göre Araç Rotalama Problemleri

Araç Rotalama Problemleri yolların durumuna göre simetrik ve asimetrik olarak ikiye ayrılmaktadır. Bu ayrım ARP'deki iki düğüm arası gidiş ve geliş yol uzunluklarının birbirine eşit olup olmamasına bakılarak yapılmaktadır.

2.1.4.1 Simetrik Yola Sahip Araç Rotalama Problemleri

Simetrik yola sahip ARP'lerde iki düğüm arası gidiş ve geliş yol uzunlukları birbirine eşittir. Bu durum rotalama problemlerinde genellikle $d_{ij}=d_{ji}$ olarak belirtilmektedir.

2.1.4.2. Asimetrik Yola Sahip Araç Rotalama Problemleri

Asimetrik yollu ARP'ler, Simetrik ARP'nin aksine birbirine eşit olmayan gidiş ve geliş yol mesafesine sahiptir. Bu ARP türü için klasik ARP'deki 3 ve 4 numaralı kısıtlar rotanın sürekliliğini sağlamak ve yeterli gelmektedir. Bu araç rotalama problemindeki en önemli nokta rotadaki hizmet önceliğinin başlangıçta hangi müşteriye verileceğine karar vermektir. Bu önemli nokta rotanın uzunluğunun dönüş yolunu hesaplayarak belirlenmesini sağlamaktadır (Erol, 2006).

BÖLÜM III

METASEZGİSEL YÖNTEMLER

Metasezgiseller, iteratif problem çözme yetisine sahip yöntemlerdir. Farklı yapıdaki sezgisel algoritmaların bir araya getirilmesiyle çözüm uzayında etkin bir arama yapmaktadır. Metasezgisel sözcüğü yunanca ve ingilizce kelimelerin birleştirilmesiyle oluşmuştur. Meta kelimesinin yunan etimolojisindeki karşılığı “daha üst” anlamına gelmektedir. Sezgisel kelimesi ise İngilizce “heuristic” kelimesinin Türkçesidir. Bu iki kelimenin birleşik hali daha üst sezgiseller anlamına gelmektedir. Literatürde “modern sezgiseller” olarak da anılmaktadır ve 1986 yılında metasezgisel kelimesi ilk defa Glover tarafından kullanılmıştır (Nabiyev, 2003).

Metasezgisel yöntemler problem çözmede yinelemeler kullanmaktadır ve her bir yineleme yeni ürettiği çözümleri kendi oluşturduğu bir çözümünden ya da çözüm kümesinden yararlanarak oluşturmaktadır (Blum ve Roli, 2003).

Metasezgisel yöntemler optimizasyon için kullanılan algoritmalar arasındadır. Bu algoritmalar hem kullanım alanı geniş hem de kullanımı esnek algoritmalar ve bu nedenle birçok problem türü için kullanılabilir. Metasezgisel yöntemler birçok problemin iyi ve başarılı çözümlere sahip olmasını sağlamıştır. Problemlerin çözümünde bu başarıyı yakalayabilmek için metasezgisel algoritmalarla dikkat edilmesi gereken en önemli şey bu yöntemlerin problemin türüyle uyumlu bir hale getirilmesidir (Hertz ve Widmer, 2003).

Metasezgisel yöntemler en iyi çözümlere yakınsayabilmek amacıyla arama uzayının en umut vadeden yerlerinde ve lokal optimumlara takılı kalmadan arama yapmaktadır. Bu yöntemler çözüm üretirken mevcut çözümlerin birleşiminden ve diğer arama kurallarından yararlanmaktadır. Bu yöntemle yaratılan çözümler klasik sezgisellere kıyasla daha iyidir. Metasezgisel yöntemler doğadan ilham alınarak oluşturulmuş sezgisel algoritmalar. Bu algoritmalar problemden probleme değişkenlik göstermektedir ve farklı değişkenler eklenmesi gerekebilir. Bu nedenle her problem türü için uygulanması güç olabilmektedir (Laporte vd., 2000).

Birçok sezgisel algoritmanın kullandığı etkinliği problemin türüne göre değişiklik göstermektedir. Bir problem için yüksek performanslı çalışan bir yöntem başka bir problem için düşük verimlilikte çalışabilmektedir. Bu nedenle birçok problemle

uyumlu bir şekilde çalışabilecek çözüm yolları geliştirebilmek adına metasezgisel algoritmalarla ilgili yapılan çalışmalar gün geçtikçe artmaktadır.

Metasezgisel algoritmalar arama uzayını etkin bir biçimde gezerek en iyi veya en iyiye yakınsayan çözümler elde etmeyi amaçlayan yöntemlerdir. Bu yöntemler içerisinde çeşitli arama tekniklerini barındırmaktadır ve yaklaşık yöntemler olarak anılır. Çözümlerin arandığı çözüm uzayı içerisinde lokal optimumlara saplanmayı ve orada kalmayı engelleyecek parametreleri içerisinde bulundurmaktadır. Bu nedenle metasezgisel algoritmalar tek bir problemin türü için değil birçok kombinatoriyal problemler için çözüm sağlayabilecek özelliktedir (Blum ve Roli, 2003).

Np-zor (NP-Hard) sınıfında olan Metasezgisel algoritmalar ileri düzeyde çalışan sezgisel yöntemlerdir. Kombinatoriyal optimizasyon problemleri çözümünde bu ileri düzey sezgisellik özelliğini kullanarak optimuma yakınsayan sonuçlar üretmeyi hedeflemektedirler. Metasezgisel yöntemlerin esnek olma özelliği vardır ve bu özellik metasezgisellerin içerisinde çoklu değişkenlerin varlığından ileri gelmektedir. Metasezgisel yöntemlerin esnekliği aynı zamanda problemde de değişkenlik göstermektedir. Metasezgisel yöntemler Tarantilis ve diğerleri (2004) tarafından beş maddede incelenmiştir.

1. Hafıza tabanlı – Hafıza tabanlı olmayan
2. Dinamik fonksiyonlu – Statik fonksiyonlu
3. Doğadan ilham alınan – Doğadan ilham alınmayan
4. Yerel aramalı – Populasyon tabanlı
5. Çok komşuluk yapılı – Tek komşuluklu

Metasezgisel algoritmalarda hafıza tabanlı yöntemlerde, oluşturulan eski çözümlerden yola çıkılarak birçok yeni çözümler üretilmektedir. Karınca Kolonisi Optimizasyonu bu yöntem için örnek olarak gösterilebilir. Yapay karıncaların ürettiği ve belirli bir süre sonra buharlaşacak olan feromonları takip eden diğer yapay karıncalar en kısa yola sahip çözüme ulaşabilmektedirler. Popülasyon tabanlı ve yerel arama tabanlı metasezgisellerden yerel aramalı olanında her iterasyonda oluşan çözümün komşu yerel çözümleri ele alınarak arama uzayında lokal en iyi çözüm bulma işlemi gerçekleştirilir. Tavlama Benzetimi, yerel arama tabanlı çözümlerin bulunduğu popülasyondan belirlenen mevcut çözümlerin birleştirilmesiyle üretilen yeni sonuçlar mevcuttur

(Cordeau vd., 2002). Örneğin; Genetik Algoritmada anne-baba ya da herhangi iki kromozom çaprazlanarak yeni bir çözüm elde edilebilmektedir.

3.1. Metasezgisel Yöntem Çeşitleri

Araç rotalama ile ilgili problemlerin çözümü için literatürde birçok yöntem mevcuttur. Bu yöntemler genel olarak iki başlık altında toplanmaktadır. Bunlar: kesin ve yaklaşık yöntemlerdir. İlki küçük çaptaki problemler için diğeri ise büyük boyutlu problemlerde verimli olmaktadır. Kesin yöntemlerde problemler için optimum sonuçlar üretilebilmektedir. Yaklaşık yöntemlerde ise problemin ölçeğinin büyümesinden ötürü optimum çözüm için hesaplama süresi olarak sorunlar yaşanmaktadır. Ancak yaklaşık yöntemler büyük ölçekli problemler için optimuma yakınsayan sonuçları kısa sürede ve az işlemle üretebilmektedir. Metasezgisel yöntemler ise orta ve büyük ölçekli problemler için kullanılmakta olup iyi ve optimuma yakınsayan sonuçlar üretebilmektedir. En bilinen metasezgisel yöntemler Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması, Tavlama Benzetimi, Yapay Sinir Ağları ve Tabu Arama algoritmalarıdır.

3.1.1. Tavlama Benzetimi Algoritması

Tavlama, metallerin katı fazdayken yüksek ısıya tabi tutulmasıyla istenilen sonuca ulaşmak adına metallerin yapısının değişmesinin sağlanmasıdır. Tavlama sürecinde genellikle önce katı metaller belirli bir süre istenen sıcaklığa ulaşana kadar ısıya maruz bırakılır, yine önceden belirlenen bir süre içerisinde bu ısıda kalır ve daha sonra bu ısının kademe kademe azaltılmasıyla bu işleme tabi tutulan metal istenen özelliğe getirilir. Metal ürünlere yüksek ısı kullanılarak metalin özelliğinin değişmesi sağlanır. Bu işlem fiziksel değişim ve tanecikli yapının değişmesiyle sonuçlanan bir işlemdir. Kimyasal değişim söz konusu değildir (Karaboğa, 2004).

Tavlama işleminden ilham alınarak Tavlama Benzetimi (TB) metasezgisel yöntemi bulunmuştur. Tavlama katı metallerin yüksek derecede ısıtılması ve aniden hızlı bir şekilde ısısının düşürülmesiyle bu katı metallerin içeriğindeki tanecikli yapılarda değişme yaşanır. Bu yöntemde katı haldeki metallerin tavlama sürecine benzeyen sanal işlemler uygulanır. Bu yöntem ilk defa 1953'te simülasyon kullanılarak tavlama sürecindeki ısı değişimlerini ve buna bağlı moleküler yapının dağılımının değişkenliğini hesaplamak amacıyla Metropolis ve diğerleri tarafından uygulanmıştır. Kullanılan programlama ile tavlamaadaki ısı artırımı ve azaltımıyla maddenin enerjisinin değişim

oranı hesaplanmıştır. Bu uygulamadaki kritik nokta TB'deki ısı azaltımı esnasındaki enerjinin farklılaşma oranlarıdır.

Tavlama Benzetimi, 1983'te Kirkpatrick ve arkadaşları tarafından ilk defa optimizasyon problemlerinde kullanılmıştır. Optimizasyon probleminde çözüm bulma sürecindeki ve metallerin tavlama esnasındaki bazı davranışların benzerliği TB'nin çözüm yönteminin geliştirilmesinde ilham kaynağı olmuştur. Tavlama işleminde metallerin maruz bırakıldığı sıcaklıkla birlikte moleküllerindeki değişim ve enerji kazanım miktarı, TB'deki amaç fonksiyonuna eşdeğerdir. TB'de yapılan optimizasyon işlemi, tavlamadaki yüksek ısıya tabi tutulan metallerin belirli bir süre sonra ısılarının azaltılmasıyla enerji kaybetmelerine benzeyen davranış paternlerine sahiptir. Tavlamada sıcaklık minimum seviyeye geldiği zaman metallerin moleküllerindeki enerji kaybından dolayı artık molekül yapılarında değişiklik gözlenmez, bu durum TB'de sıcaklık olarak temel alınan yerel optimizasyonun ısısı en aza geldiğinde TB çözümlerinde artık değişiklik olmaz ve problem çözümü yerel aramada kalır. TB'de yerel aramada takılı kalınmaması adına sıcaklık kademe kademe en aza indirgenmeye çalışılır (Karaboğa, 2004).

TB optimizasyonu işleyişi gereği yerel optimum noktalardan sakınan bir yapıya sahiptir ve ilk metasezgisel yöntemler arasındadır. İteratif bir yapıda olan TB algoritmasında yerel noktalara saplanıp kalmamak için optimizasyonda sadece en iyi çözümler değil, belirli bir olasılıkla kötü çözümler de algoritmanın içerisine dahil edilmektedir. Dahil edilen bu çözümlerin oranı kademe kademe azaltılmaktadır ve bu yönüyle tavlama işlemiyle benzerlik göstermektedir (Blum ve Roli, 2003). Bu metasezgisel yöntemde tavlamadaki sıcaklığa denk gelen parametrelerin çözüm arama süreci içerisinde git gide azaltılması optimizasyon için önemli bir yer tutmaktadır.

3.1.2. Tabu Arama Yöntemi

Tabu Arama (TA) 1989 yılında Glover tarafından geliştirilmiş bir metasezgisel yöntemdir. Günümüzde en sık kullanılan yöntemlerden biri olarak addedilen bu yöntemde çözüm uzayında yerel noktalardan kaçınmak için çözüm sürecinde ortaya çıkan veriler kullanılmaktadır. TA'da çözüm süreci içerisinde oluşan sonuçlar tabu listesi denilen bir liste içerisine alınmakta ve bu sonuçların kısa süreli hafızalı listede yer alması çözüm uzayında yapılan aramada aynı sonuçlarla karşılaşıldığında bunların yeniden ele alınmasını önlemektedir. Tavlama Benzetimi ile farklılaştığı kısım, Tavlama

Benzetiminde her bir yinelemede en iyi komşuluktaki sonuçlar çözüm uzayında aranmakta, Tabu Aramada ise bütün komşu çözümlerde en iyi sonuçlar aranmaktadır. TA'da durdurma kriteri bir çözümün tüm komşuluklarının taranıp bunların tabu listesinde yer almasıyla sağlanmaktadır (Blum ve Roli, 2003). TA, yerel noktalara takılı kalmamak adına her yinelemede kullandığı fonksiyonun içeriğine göre bulunan en yüksek değerli noktayı sıradaki çözümü oluşturmada kullanmaktadır.

TA'da oluşturulan değerlendirme fonksiyonuna göre her bir iterasyonda ulaşılan sonuçların değerine bakılmaktadır. Değerlerine göre ulaşılan sonuçların komşuluğunda amaç fonksiyonuna ve tabu kısıtlarına en çok uyan çözüm hareketleri kabul edilmektedir. Değerlendirme kriterlerinde yalnızca amaç fonksiyonunu en iyiye gelmesini sağlayan komşuluklar değil aynı zamanda fonksiyonun en az kötüleşmeye gittiği komşuluklar da kabul edilir. TA'da tabu listesi için esnek ve kısa süreli hafızanın kullanılması hem kabul edilen davranışların belirli bir süre bu listede kalmasını sağlamakta hem de bu davranış özelliklerinin bir sonraki yinelemede yasaklı olacak davranışların yapılmasını engellemektedir. Çözümleri iyileştiren davranışların yanında en az kötüleştiren davranışların kabul gördüğü bir sistemde genellikle önceden bulunan bir sonuca yeniden ulaşması gibi durum söz konusu olabilmektedir. TA'da oluşturulan liste bu durumu engellemektedir. Tabu listesinin her bir iterasyonda belirli kontrollerden geçerek yenilenmesi tekrar eden çözümlerin listede yer almasını önlemektedir. Bu önlemler sayesinde tekrarlı sonuçlara ulaşma ve çözüm uzayında tek bir noktaya saplanıp kalma gibi bir durum ortadan kalkmakta ve uzaydaki farklı arama noktalarına uğranma olasılığı artmaktadır.

Tabu Arama yerel noktalara takılı kalmayı engelleyen ve çözüm uzayının farklı noktalarına da uğranılmasını sağlayan bir metasezgisel yöntemdir. TA'da amaç fonksiyonu göz önünde bulundurularak en iyi çözümlerin bulunmaya çalışılması daha çok tabu ve artan kısıt miktarından geçmektedir (Eren, 2002).

3.1.3. Genetik Algoritmalar

Darwin'in evrim teorisinden ilham alınarak oluşturulan Genetik Algoritmalar (GA), doğadaki seçim kurallarına göre tasarlanmış, en güçlü ve iyinin korunduğu bir arama algoritmasıdır. GA'nın bilgisayarlar tarafından kodlanarak algoritma haline getirilmesi konusu 1960 yılında Rechenberg'in çalışmasıyla tartışılmaya başlanmıştır. GA'nın bir bilgisayar algoritması olarak kullanılmaya başlanması ise 1975 yılında

Holland tarafından gerçekleştirilmiş ve bu konuya dair en temel prensipler yine Holland tarafından ortaya konmuştur. GA'da eş boyutlu adaylar mevcuttur. Bu adaylardan tesadüfi bir şekilde ve belirli bir miktarda bir popülasyon yaratılmaktadır. Popülasyonda her bir bireyin kromozomları mevcuttur ve bu kromozomlar yardımıyla yeni bireyler üreterek her bir nesilde popülasyonlar farklılıklara uğrar. Popülasyon içerisindeki bireylerin amaç fonksiyonu içerisindeki değeri hesaplanmaktadır. Yeni nesiller üretirken popülasyon içerisindeki kromozomlar arasında çaprazlama yapılır ve bireyler mutasyona uğratılır (Nabiyev, 2003).

GA, evrimi baz alan bir programlamadır. Temelinde canlıların farklı çevrelere uyum sağlayabilme özelliği yatmaktadır. GA popülasyonunda elde edilen çözümler her bir yinelemede bir sonraki çözüme taban oluşturmak adına kullanılmaktadır. Algoritmada her yinelemede amaç fonksiyonuna uyan özellikteki bireyler seçilmektedir (Blum ve Roli, 2003).

GA, popülasyondaki bireyleri değişikliğe uğratarak en uygun çözümü arayan dinamik bir yöntemdir. GA'nın işleyişinde popülasyonu oluşturan bireyler başlangıçta gelişigüzel belirlenmiş olsa da, her bir iterasyonda amaç fonksiyonuna uygun bir şekilde nüfusun yeniden oluşturulmasıyla bireyler arasındaki benzerlik azalır ve sonuçlar giderek birbirine yakınsamaktadır. GA'da uygulama boyunca tekrarların amaç fonksiyonuna göre yapılması, her bir iterasyondaki sonuçların tekdüze hale gelmesine neden olmaktadır (Preux ve Talbi, 1999).

GA çalışma süresince içerisindeki parametreleri temel almakta ve tesadüfi arama metodlarını uygulayarak sorunları çözmeye çalışmaktadır. Doğal yaşamdaki canlıların çevreye uyum sağlayabilme adına genetiğindeki meydana gelen değişimler, genetik algoritmalarındaki işleyiş için ilham olmuştur. GA, doğadaki işleyişi kopyalayan bir metasezgisel yöntem olmasının yanında diğer algoritmalarla göre farklılıklar göstermektedir. Bu farklılıklar şu şekildedir (Eren, 2002):

- GA'da operatörler rasgeledir, deterministik değildir.
- GA'da değişkenlerle direk ilgilenilmez, değişken kümelerinin kodlarıyla ilgilenilmektedir.
- GA'da hata unsurlarına yer verilmez, algoritma amaç fonksiyonunu kullanmaktadır.

- GA'da lokal arama ya da belirli bir bölgede çözüm arama yapılmamakta, arama popülasyonun tamamında gerçekleşmektedir.

Genetik Algoritmalar diğer bilgisayar programlama yöntemleriyle çözümü zor olan büyük ölçekli problemleri kısa sürede ve basit bir şekilde optimize etmeye çalışır. Stokastik yapıya sahip olan bu algoritmaların çözümleri popülasyonlar içerisinde seçilmektedir.

Nabiyev tarafından 2003 yılında Genetik Algoritmalarla ilgili bir işleyiş sıralaması hazırlanmıştır. Bu sıralama aşağıdaki gibidir:

1. Stokastik bir şekilde çözüm popülasyonu oluşturulur. Popülasyon içerisinde kaç adet birey bulunacağına dair net bir miktar bulunmamaktadır. Popülasyonun ne kadar büyük olması gerektiğine problemin kendisi karar verir. Eğer optimizasyon yapılmak istenen problem zor ve geniş aralıkta çözümlerin aranması gerektiren bir problemse popülasyon büyük tutulmalıdır. Çözüm için oluşturulacak popülasyonun büyüklüğüne karar verildikten sonra popülasyonu oluşturmak için stokastik ya da sezgisel yöntemlere başvurulmaktadır. Nüfus içerisindeki birey sayısına karar verildikten sonra her bir bireyin kromozomları kodlanır.
2. Uygunluk fonksiyonu belirlenir. Bu fonksiyon belirlenirken amaç fonksiyonunu her bir bireyin ne kadar sağladığına bakılır. Popülasyondaki bireylerin uygunluk süreci evrimleşme olarak adlandırılmaktadır. GA'da uygunluk fonksiyonu algoritmanın temel taşını oluşturmakta, problemin iyi çözüm üretebilmesini sağlamakta ve bu nedenlerden ötürü önemli bir yer teşkil etmektedir.
3. Popülasyon içerisindeki her birey uygunluk değerine göre belirli bir ölçütte seçilerek çaprazlama ve mutasyona uğrar. Bu işlemler sonucunda asıl bireyler evrim geçirerek değişir ve bu süreçler sonunda yeni bir nesil oluşur. Çaprazlama ya da mutasyona girecek bireyler belirli seçme yöntemlerine göre seçilmektedir. Bu yöntemlerden bazıları rulet tekeri, sıralama, turnuva seçimidir. Çaprazlama işlemi iki bireyin belirli kriterlere göre seçilerek içlerindeki genlerin bazılarını oluşacak yeni bireylere aktarmasıdır. Mutasyonda, oluşan yeni bireylerin yerel noktalara takılmasını engellenmeye çalışılır.

4. Mevcut popülasyonda yeni oluşan bireyleri ekleyebilmek adına eskileri çıkartılır. Her yinelemede popülasyonun büyüklüğü sabit kalmaktadır.
5. Yeni nesillerden oluşan popülasyonun uygunlukları değerlendirilerek bir önceki popülasyona göre ne kadar başarı sağlandığına bakılır.
6. Yukarıdaki süreçler her bir iterasyonda tekrar başlar ve bu sayede daha başarılı bireyler oluşturulur.
7. Popülasyon içerisinde başarıyı sağlayan ve uygunluğu yüksek olan nesillere ulaşıldığında ya da önceden belirlenen bir durdurma kriteri sağlandığında iterasyon son bulur ve çözüme ulaşılır.

Bu metasezgisel yöntem kendi içerisinde barındırdığı çözümler üzerinden iyileştirmeler yaparak başarılı sonuçlar üretmektedir. Başlangıç popülasyonu rastsal olan GA'da her bir iterasyonda bireyler arasında seçim, çaprazlama ve mutasyon işlemleri gerçekleştirilerek genetik bir evrim meydana getirilir. Her bireyin kromozomu ise problem için içerisinde barındırdığı farklı sıralamalar olarak adlandırılabilir. Örneğin ARP'de her bireyin kromozomu rotalar üzerinde uğranılacak düğümlerin sırasını temsil etmektedir.

GA'da üç adet genetik operatör bulunmaktadır: seçim, çaprazlama ve mutasyon. Bu operatörlerin bazıları doğadan esinlenerek oluşturulmuştur. GA'da tüm bu operatörlerin problem çözümü için uygulanmasına gerek yoktur. Bunun nedeni her bir fonksiyonun birbirinden bağımsız çalışıyor olmasıdır. GA'da hangi operatörlerin kullanılacağına problem türünün kendisi karar vermektedir.

Seçim prosedürünün amacı yüksek uygunluk değerli bireylerin, düşük uygunluk değerli bireylerden daha çok üretilmesini sağlamaktır. Seçim prosedürünün umut vadeden ve kısa süre içerisinde iyi çözüm bulabilen aramalar üzerinde önemli bir etkisi vardır. Ancak popülasyonun çeşitliliği erken yakınsamalardan kaçınmak ve ideal global çözüme ulaşmak için mutlaka sağlanmalıdır. GA'da temel olarak iki seçim prosedürü vardır: oransal seçim ve sıralama tabanlı seçim (Whitely, 1989). Oransal seçim, çalışma mekanizması rulet tekerleğinin çalışmasına benzemesinden türü rulet tekerleği seçimi olarak anılmaktadır. Bireylerin uygunluk değeri, tekerlek üzerindeki yarıkların genişliğini temsil eder. Sonraki nesil için bir birey seçmek amacıyla tekerleğin rasgele döndürülmesinden sonra, yüksek uygunluk değerlerini temsil eden büyük genişliklere sahip bireyler ve yarıklar daha yüksek bir seçim şansına sahip olacaktır. Hızlı

yakınsamayı önlemek için herhangi bir bireye tahsis edilen deneme aralığı sınırlandırılır, böylece hiçbir birey çok fazla döl üretemez (Baker, 1985).

Çaprazlama işlemi, GA'yı dinamik programlama gibi diğer algoritmalarından farklı kılan özellik olarak kabul edilmektedir. Mevcut nüfustan seçilmiş aileden seçim operasyonu ile iki yeni çocuk yaratmak için kullanılır. Bunu yapmanın çeşitli yolları vardır. Yaygın olarak kullanılan çaprazlama işlemleri: tek nokta çaprazlama, iki noktalı çaprazlama, döngüsel çaprazlama ve tek tip çaprazlama işlemidir. Tek nokta çaprazlama en basit çaprazlama işlemidir. Seçim prosedürü ve rasgele seçim noktası tarafından oluşturulan birey havuzundan ebeveyn olarak iki birey rasgele olarak seçilir. Kesme noktasından sonraki parçalar olan kuyruklar değiştirilir ve iki yeni çocuk üretilir. Tek nokta çaprazlama, iki noktalı çaprazlama, döngüsel çaprazlama ve tek tip çaprazlama örnekleri sırasıyla aşağıda yer alan Şekil 1, 2, 3,4 ve 5'te yer almaktadır.

Ebeveyn 1	1 0 0 0 1 0 0 1 1 1 1
Ebeveyn 2	0 1 1 0 1 1 0 0 0 1 1
Çocuk 1	1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1
Çocuk 2	0 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1

Şekil 1. Tek nokta çaprazlama

Ebeveyn 1	1 0 1 0 0 0 1 1 0 1 0
Ebeveyn 2	0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 1
Çocuk 1	1 0 1 0 1 1 1 1 0 1 0
Çocuk 2	0 1 1 0 0 0 1 1 0 1 1

Şekil 2. İki noktalı çaprazlama

Ebeveyn 1	1 2 3 4 5 6 7 8
Ebeveyn 2	a b c d e f g h
Çocuk 1	1 b 3 d e 6 g 8
Çocuk 2	a 2 c 4 5 f 7 h

Şekil 3. Döngüsel çaprazlama

Ebeveyn 1	1 0 0 1 0 1 1
Ebeveyn 2	0 1 0 1 1 0 1
Çocuk 1	1 0 0 1 1 0 1
Çocuk 2	0 1 0 1 0 1 1

Şekil 4. Tek tip çaprazlama

Mutasyon prosedüründe, popülasyondaki tüm bireyler bit olarak kontrol edilir ve bit değerleri belirli bir orana göre rasgele tersine çevrilir. Çaprazlamanın aksine bu tekli bir işlemdir. Çocuk dizgisi tek bir ebeveyn dizgisinden üretilir. Mutasyon operatörü yeni alanları aramak için algoritmayı zorlar. Sonunda, GA'nın erken yakınsamasını engellemeye ve küresel optimal çözümü bulmasına yardımcı olur.

Eski Dizilim	1 1 0 0 0 1 0 1 1 1 0
Yeni Dizilim	1 1 0 0 1 1 0 1 1 1 0

Şekil 5. Mutasyon

Kontrol parametreleri standart bir GA'da popülasyon büyüklüğü, çaprazlama oranı ve mutasyon oranını içermektedir. Büyük bir popülasyon boyutu, birçok çözümün eşzamanlı kullanımı anlamına gelmektedir. Bu durum her bir iterasyondaki hesaplama süresini fazlalaştırmış olsa da arama uzayında birçok yeri taramış olmasından ötürü global optimal çözüme ulaşma olasılığı küçük boyutlu popülasyonlara göre daha yüksektir. Çaprazlama oranı, çaprazlama işleminin sıklığını belirler. Umut vaat eden bir bölgeyi keşfetmek için optimizasyonun başlangıcında yararlıdır. Düşük bir çaprazlama frekansı, böyle bir alana yakınsama hızını azaltmaktadır. Frekans çok yüksekse, bu durum bir çözüm etrafında doygunluğa yol açmaktadır. Mutasyon operatörü, mutasyon oranı tarafından kontrol edilmektedir. Yüksek mutasyon oranı popülasyonda çeşitliliği sağlamaktadır ancak bu durum oran çok yüksek olduğu zaman dengesizliğe yol açmaktadır. Diğer yandan ise çok düşük bir mutasyon oranıyla GA'da global optimal sonuca ulaşmak çok zordur.

Uygunluk değerlendirme birimleri, GA ve optimizasyon problemi arasında bir ara yüz görevi görür. GA, bu ünite tarafından üretilen bilgilere göre çözümlerin kalitelerini ve yapılarını değerlendirmektedir.

Genetik Algoritmalar genellikle orta ve büyük ölçekli, klasik yöntemlerle sonuç almanın zor olduğu, bilgisayarın hesaplama süresinin problemin boyutuyla üstel orantılı olarak uzadığı problemlerin çözümü için uygundur.

Genetik Algoritmalar global aramada başarı sağlamakta ancak yerel aramalarda yetersiz kalmaktadır. Popülasyon tabanlı bir algoritma olmasından ve globalde tarama yapmasından dolayı yerel arama yapan yöntemlere göre çözüm süresi daha uzundur. GA'nın global aramada başarı sağlamasına rağmen yerel aramadaki eksikliği bu algoritmanın yerel aramalarda başarılı olan yöntemlerle birlikte çalıştırılmasıyla giderilmektedir (Karaboğa, 2004). Genellikle klasik komşuluk arama yöntemleriyle birlikte çalıştırılan GA literatürde Melez GA olarak geçmekte ve bu yöntem problemlerin hem çözüm süresini kısaltmakta hem de çözümleri iyileştirmektedir (Preux ve Talbi, 1999).

3.1.4. Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması

Doğal yaşamda canlılar toplu hareketlerini bireysel hareketlerin bir araya gelmesiyle oluşturmakta ve kolektif davranışları ortaya çıkarmaktadırlar. Sorunların çözümü için ortaya çıkarılan bu akılcı davranışlar bireylerin birbirleriyle olan bilgi alışverişi sayesinde olmaktadır. Kolektif davranışlara sahip hayvan türlerinden biri de karıncalardır. Bu hayvanlar bireysel hareket ettiklerinde sınırlı kabiliyetleri olmasına karşın toplu hareket etmeleriyle zekâ ve kapasite olarak sınıf atlamaktadırlar. Örneğin, karıncalar toplu olarak hareket ettikleri ve iletişim içerisinde oldukları zaman ağır ve hacmi fazla olan yiyecekleri yuvalarına taşıyabilmekte, boğulmaktan kurtulmak için bir araya gelerek su yüzeyinde canlı bir sal oluşturabilmekte ve en kısa yoldan yiyeceklerle ulaşarak yuvalarına yine bu kısa yoldan geri dönebilmektedirler. Bu örnekler bireysel olarak kısıtlı yetenekleri olan karıncaların birbirleriyle olan iletişimleri sayesinde akılcı davranışlarda bulunabildiklerini desteklemektedir (Nabiyev, 2003).

Doğal hayatta karıncalar feromon olmayan yollarda rasgele hareket etmektedirler. Eğer yolda henüz buharlaşmamış feromon ile karşılaşılırsa rasgele olan hareketleri düzenli bir davranışa dönüşmekte ve karıncalar sadece yoldaki feromon izlerini takip etmektedirler. Aynı anda birden çok feromonla karşılaşmaları durumunda ise feromon oranı nerede daha yüksek oranda ise o yolu tercih etmektedirler. Karıncaların birbirleriyle iletişimini sağlayan feromonlar karıncaların vücutlarında bulunmaktadır ve hareket ettikleri zaman bu feromonlar izledikleri yol üzerinde belirli bir süre kalmaktadır.

Metasezgisel algoritmalarından biri olan Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO) doğadan esinlenerek oluşturulmuş bir yöntemdir. Bu yöntemi 1996 'da Dorigo geliştirmiştir. Dorigo (1996), doktora tezi için karıncalar üzerinde yaptığı bir deneyde karıncaların yuvalarına yiyecek götürürken yollarda bıraktıkları feromon oranlarını incelemiştir (Düzakın ve Demircioğlu, 2009).

KKO'da doğal yaşamdaki karıncaların davranışları bilgisayar algoritmaları tarafından sanal olarak taklit edilmekte, sanal karıncalar gerçek karıncalar gibi birbirleri arasında iletişim içerisinde bulunarak ve işbirliği yaparak problem çözümlerinin iyileştirilmesini sağlamaktadırlar. Sanal karıncalar, çözüme en etkin yoldan ulaşabilmek için gerçek karıncalar gibi gittikleri yollar üzerinde feromonları izlemektedir. KKO'da da gerçek hayatta olduğu gibi sanal karıncaların bıraktıkları feromon oranı bir süre sonra buharlaşmaktadır. Bir yol ne kadar az tercih edilirse o yol üzerindeki feromon oranı da o kadar az olmakta ve kısa sürede feromonlar yok olmaktadır. Bu yöntemde hedeflenen şey özellikle de ARP'ler için maliyeti minimuma indirgeyecek rotalamaların oluşturulmasıdır. Rotalamalar yapılırken farklı konumlarda bulunan müşterilere ulaşımı sağlayan yollar sanal karıncalar tarafından feromon oranlarına göre seçilmektedir.

KKO algoritmasında doğal yaşamın taklit edilmesi süreci mevcuttur. Ancak karınca davranışları, bilgisayarda matematiksel modelleme yaparken birebir uyuşmamaktadır (Karaboğa, 2004). Sanal karıncalar çözüm araştırılan problemleri çözerken sonuca ulaştıktan sonra ve sonucun kalitesiyle orantılı miktarda feromon bırakmaktadır ancak gerçek karıncalar yol üzerinde gittikleri esnada feromonlarını bırakmaktadır (Pessoa vd., 2015). KKO, problem çözümünde global optima aradığından ötürü tek başına problem çözümü için çok etkin olmayabilmektedir. Bu eksikliği giderebilmek adına birçok çalışmada bu metasezgisel yöntem yerel aramalarda iyi olan yöntemlerle birlikte kullanılmaktadır (Tao vd.,2012).

3.2. Araç Rotalama Problemlerinde Metasezgisel Yöntemlerin Kullanılması

Metasezgisel yöntemler özellikle de rotalama problemleri üzerinde iyi çözümler oluşturabilmesinden dolayı günümüzde sıkça tercih edilen yollar arasındadır. Klasik sezgisel yöntemler farklı tip ve büyüklükteki problemlerin çözümü için her zaman etkin bir sonuç vermeyebilir ve her problem için modellenmesi zordur. Metasezgisel yöntemler ise farklı problem türleri için kolayca düzenlenerek probleme uyarlanabilmektedir (Blum ve Roli, 2003).

Optimizasyonlar matematiksel olarak birtakım fonksiyonların maksimum ya da minimum değerlerini bulmaya yarayan sayısal işlemlerdir. Klasik sezgisel algoritmalarda, mevcut problemler için çözümler bölgesel optimizasyonlar yardımıyla aranmaktadır ve çözüm uzayında komşu çözümler aranır. Sürekli daha iyi çözümün arandığı bu yöntemlerde daha iyi bir çözüm bulunamadığı zaman arama son bulmaktadır. Bu metotlar yerel noktalarda arama yapmakta ve bu noktalarda takılı kalmaktadır. Metasezgisel yöntemler yalnızca iyi değil kötü olan çözümleri de belirli bir oranda kabul ettiğinden dolayı yerel noktalardan sıyrılmaya yardımcı olmaktadır. Yerel aramadan sıyrılarak global aramalar sağlayan bu yöntemlerde çözüm uzayının belirli yerlerinde arama yapmaktadır. Bu arama yöntemlerindeki en önemli eksiklik arama algoritmalarının içerisinde aramayı durdurma ölçütünün olmayışdır (Breedam, 2001).

Klasik sezgisel yöntemlere göre metasezgiseller orta ve büyük ölçekli problemler için daha kısa sürede daha kaliteli çözümler bulabilmektedir. Aynı zamanda metasezgisellerin farklı problem türleri için adapte edilebiliyor oluşu kullanım kolaylığı sağlamakta ve bu nedenle çokça tercih edilmektedir.

3.2.1. Genetik Algoritmalar

Doğadan esinlenerek oluşturulan Genetik Algoritmalar (GA) metasezgisel yöntemler içerisinde yer almaktadır. Popülasyon tabanlı olan GA, Darwin'in evrim teorisinden optimizasyon yöntemlerine adapte edilmiştir. GA'da problem çözümü için mevcut çözümlerden yola çıkılmaktadır. Popülasyonu oluşturan her bir bireyin kromozomları seçme, çaprazlama ve mutasyona uğratarak yeni ve iyi çözümler elde edilmeye çalışılmaktadır. Bu metasezgisel yöntem global aramalarda etkili olmasına rağmen yerel aramalarda sezgisel yöntemlerden yardım alarak bu eksikliğini kapatabilmektedir. GA, ARP çözümlerinde çok sık karşılaşılan bir metasezgisel yöntemdir. En çok kullanılan ARP türleri ise genellikle çok depolu ARP, zaman pencereli ARP, kapasite kısıtlı ARP'dir (Baker ve Ayechev, 2003).

GA'nın ARP için kullanımı sırasında belirli kriterlere göre ya da rasgele oluşturulan rotalar arasından en iyi sonuçlar belirli yöntemlere göre sıralanarak seçilmekte ve ardından çaprazlama işlemi gerçekleştirilerek önceki rotalardaki güzergâhlara uğrama sırası değiştirilerek sonucun iyileştirilip iyileştirilemediğine bakılmaktadır. Bu metotta iyi sonuçlar seçilerek problemin yeni iterasyondaki çözümünün önceki topluluğa göre daha iyi hale getirilmesi amaçlanmaktadır. Global

aramada başarılı olan GA, birebir probleme uygulandığı zaman iyi sonuçlar elde edilmekte ancak daha da iyi sonuçlara ulaşabilmek adına yerel aramalar yapabilen yardımcı bir sezgisel ile GA'nın birlikte kullanımı ARP için daha kaliteli çözümler üretmektedir. GA ile yapılan çözümlere yardımcı yerel arama yöntemleri eklendiği zaman bu yöntem Melez GA olarak adlandırılmaktadır. GA'nın global aramada başarı sağlayıp yerelde eksikliklerinin olduğu kısım çaprazlama işlemi sonrası oluşmaktadır. Çaprazlamayla yaratılan yeni rotalardan oluşan kromozomlara yerel arama teknikleri uygulanarak popülasyonun problem çözümü için daha kaliteli kromozomlar üretilmektedir (Jaszkiewicz ve Kominek, 2003).

3.2.2. Tavlama Benzetimi Algoritmaları

TB, istatistiksel işleyişi olan ve kökeninde stokastik bir gevşeme yatan bir tekniktir. Katıların yüksek sıcaklıkta ısıtıldığı ve düşük enerjili bir durumda kristalleşmesi için kademeli olarak soğutulduğu katıların tavlama işlemine dayanır. TB, tepe tırmanışının temel dinamiklerini de zayıf çözüm kalitesinin yerel optimasından kurtulabilmeye çalışmanın bir yolu olarak görülebilir. TB, orijinal yerel arama yöntemini şu şekilde yönlendirir: Başlangıç çözümü mevcut çözüm olarak kabul edilir. Aramanın yerel bir optimumdan kaçmasına izin vermek için, hedef fonksiyon değerini arttıran hareketler, "sıcaklık" olarak adlandırılır belirli bir olasılıkla kabul edilir. Sıcaklık değeri nispeten büyük değerlerden sıfıra yakın küçük bir değere kadar indirgenir. Bu değerler, algoritmanın her aşamasında başlangıç ve sıcaklık değerlerini belirten bir soğutma programı ile kontrol edilir.

Tavlama Benzetimi (TB) algoritmaları, ARP için uygulandığı zaman öncelikli olarak tesadüfî yöntemlerle ya da sezgisellerle ilk çözüm oluşturulmaktadır. Ardından bu çözüme komşu çözümler ele alınarak daha iyi çözüm arayışına gidilir (Toth ve Vigo, 2002).

3.2.3. Tabu Arama Algoritmaları

Tabu Arama (TA) metasezgiseli, içerisinde çözüme ulaşmak için algoritma yinelemeleri içermektedir. Bu yinelemelerde her bir çözüm bir önceki çözümün en iyi komşu çözümüdür ve optimizasyon ölçütlerini yerine getirmektedir. Birbirini tekrar eden çözümlere ulaşmayı engellemek adına tabu listesi vardır. Bu liste çözümleri içermektedir ve belirli bir süre mevcut çözümler bu listede yer almaya devam eder (Duncan, 1995).

TA ile problem çözerken kaliteli çözümler elde edebilmek adına en iyi çözümlerden yola çıkılarak yeni çözümler üretilmeye çalışılmaktadır (Rego, 2001).

TA'da çözüm uzayında arama yapılırken önce çeşitlilik ardından yoğunlaşma esas alındığı takdirde çözüm kalitesi artmaktadır. Çeşitlilik yapılırken yalnızca en iyi sonuçlar değil aynı zamanda kötü sonuçların da kabul edildiği bir durum yaratılmaktadır. Bu sayede çözüm uzayı daha iyi taranır (Kelly ve Xu, 1998).

3.2.4. Karınca Kolonisi Optimizasyonu

Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO), doğal yaşamdan ilham alınarak oluşturulmuş bir yöntemdir. Bu yöntemde gerçek karıncaların yuvaları ve yiyecekleri arasında ilerlerken yol üzerinde bıraktıkları feromonları ve diğer karıncaların bu orana göre yolları takip etmeleri davranışı sanal karıncalar tarafından adapte edilmiştir. Hangi yolda feromon oranı daha fazla ise karıncalar o yolu tercih etmektedir. Sanal karıncalarda da iyi çözümlerin feromon oranları kötü çözümlere göre daha fazladır (Dorigo vd., 1999).

Metasezgiseller arasında KKO global arama yapakta ve yerel aramalarda yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle KKO, yerel arama metotlarıyla birlikte kullanıldığında daha iyi çözümler elde edilmektedir (Toth ve Vigo, 2002). KKO'nun ARP çözümünde kullanımı Tarantilis ve diğerleri tarafından (2004) şu şekilde ifade edilmiştir:

1. Karıncaların belirli bilgileri ve feromon oranlarına göre çözümler oluşturulur.
2. Karıncalar tarafından yaratılan çözümler için yerel arama yapılır.
3. Her iterasyonda feromon oranını güncelle

3.2.5. Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA), beynin mekanizması üzerinde modellenmiştir. Teorik olarak, sinir ağları paralel dağılmış bir bilgi işlemine sahiptirler ve en dikkat çeken özellikleri örnekler üzerinden öğrenme yetenekleri ve bileşenlerinin gürültü ve hasara karşı toleranslı olmalarıdır (Kohonen, 1989). Bir sinir ağı, düğümler, birimler, kısa süreli hafıza elemanları ve nöronlar olarak da adlandırılan basit işleme elemanlarının sayısından oluşur. Bu öğeler biyolojik nöron üzerinde modellenir ve yerel bilgi işlem operasyonları gerçekleştirir. Bir işlem elemanı, bir çıktıya ve kendi çıktısı olabilecek birkaç girdiye, başka işlem elemanlarının çıktısına veya harici yollardan gelen giriş sinyallerine sahiptir. İşleme elemanları, bağlantıların kuvvetlerini temsil eden ağırlıklara sahip bağlantılar

yoluyla birbirine bağlanır. Bir bağlantının ağırlığı, bir nöronun çıktısının başka bir nöron üzerindeki etkisini belirler. Bir sinir ağındaki uzun süreli belleğin bir parçası olarak düşünülebilir.

Yapay sinir ağları ise hem veri madenciliği kapsamında sınıflandırma, kümeleme, örüntü tanıma maksadıyla kullanılmakta hem de dağıtım ve rotalama optimizasyon problemlerinin çözümü için kullanılmaktadır. Rotalama optimizasyonu için yapay sinir ağları yöntemi ilk defa Hopfield ve Tank (1985), tarafından gezin satıcı problemine uygulanmıştır. Bu yöntem özellikle küçük boyutlu çalışmalarda çok iyi sonuç vermesinden ötürü atölye tipi çizelgeleme problemlerinde de başta Foo ve Takefuji (1988), Agarwal vd. (2006) olmak üzere birçok çalışmacı tarafından kullanılmıştır.

3.2.6. NöroGenetik Algoritma

NöroGenetik algoritma, Genetik algoritmalar (GA) ve yapay sinir ağı (YSA) yaklaşımlarının karışımı olan bir yaklaşımdır. Bu melez yaklaşımda arama işlemi, global arama için GA tekrarlamaları ve yerel arama için YSA yinelemeleri üzerine kuruludur. GA ve YSA arama tekrarlamaları, YSA'nın GA havuzundan en iyi çözümü seçmesine ve çözümün yerel komşuluğu içerisinde yoğun bir araştırma yapmasını sağlar. Benzer şekilde, YSA aramayla elde edilen iyi çözümler, GA yinelemelerini kullanarak daha ileri arama için GA popülasyonuna dahil edilmiştir. Her iki GA ve YSA yaklaşımları bağımsız olarak iyi çözümler üretmekle birlikte, bu hibrid yaklaşımın, ayrı ayrı yaklaşımlara göre daha iyi çözümler sunduğunu gözlemlenmiştir (Agarwal vd., 2011).

Metasezgisel yöntemlerin kullanımında karşılaşılan en büyük zorluk, genellikle global arama ve yerel arama arasında iyi bir denge geliştirilmesinde ortaya çıkmaktadır. Literatürde hibrid yaklaşım olarak geçen NöroGenetik algoritmalar ise GA ve YSA algoritmalarının yinelemeleri değiştirmekte ve önceki en iyi yinelemeyi iyileştirmeye çalışmaktadır.

NöroGenetik'te birbirinin eksikliklerini tamamlayan iki yapı mevcuttur. Bunlar Genetik Algoritma ve Yapay Sinir Ağları'dır. Genetik Algoritma yapısı gereği global taramada, YSA ise yerel optimum sonuç bulmada etkin olup iki yöntem birleştirilerek daha yüksek performans sağlayan sonuçlar bulmak hedeflenir. GA, optimizasyon probleminin çözümü için üreteceği rassal başlangıç çözümünün ardından tüm operatörleri ile yürütülerek genetik algoritmanın durma kuralı ile ulaşılan sonuç popülasyonunu Yapay Sinir Ağları'na vererek probleme nihai bir sonuç aranmasını sağlar. Bu noktada

kurulacak olan algoritma, GA temelinde başlatılarak elde ettiği sonucu işlemesi, geliştirmesi ve sonlandırması için Yapay Sinir Ağlarından yararlanılır.

NöroGenetik algoritmada genetik algoritmalar ve yapay sinir ağları birlikte kullanılmaktadır. İlgili yöntemlerin avantajlarından yararlanmak, dezavantajlarını da devre dışı bırakmak ve böylelikle daha iyi sonuç alınabilecek bir yöntem kullanmak amaçlanır.

Son yıllarda optimizasyon kavramı işletmelerde planlama, tasarım, çizelgeleme ve maliyetlendirme faaliyetlerinde oldukça önemli bir konuma gelmiştir, zira optimizasyon işlemi kaynakların verimli bir şekilde kullanılmasını, zaman tasarrufu ve ürün kalitesinin artırılmasını sağlamaktadır. Özellikle büyük boyutlu sistemlerde, etkinliklerin insan emeği ile optimize edilmesi zor olduğundan, bu tür işlemler algoritmalar yoluyla bilgisayar programları ile gerçekleştirilebilir. Metasezgisel algoritmalar günümüzde optimizasyon uygulamaları için en etkili sonuç veren yöntemlerden biridir. Tavlama Benzetimi, Tabu Arama, Genetik Algoritmalar, Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması ve Yapay Sinir Ağları uygulamalarda başarısını kanıtlamış metasezgisel yöntemlerdir. Kombinatoriyal problemlere iyi kalitede çözümler oluşturan bu tekniklerde çoğunlukla bir veya birden fazla çözüm ele alınıp, bu çözümlerden iteratif olarak daha iyi çözüm üretilmektedir. Bu yöntemlerde belirlenen komşuluk yapısı ile bir çözümün komşu çözümleri göz önüne alınarak algoritma, bir arama stratejisi ile yürütülmekte ve belirlenen bir durdurma kriteri ile süreç sonlandırılıp, üretilen çözüm kullanıcıya sunulmaktadır.

Araç Rotalama Problemi, işletmelerde özellikle dağıtım kanallarında rota planlarının yapılması sırasında karşılaşılan ve lojistik maliyetlerini önemli ölçüde belirleyen, sıralama ve gruptamanın yapıldığı NP-zor kombinatoriyal optimizasyon problemidir. ARP için en etkili sonuçlar veren algoritmalar ise metasezgisel algoritmalarlardır. Klasik sezgisel algoritmalara göre işlem süresi daha uzun olsa da hafıza tabanlı algoritmalarından TA ve AH prosedürleri, ARP için en iyi çözümleri bulan tekniklerdir. Literatürde çoğu metasezgisel yöntemin ARP için uygulaması bulunmaktadır.

Metasezgisel algoritmaların, lokal komşuluk tabanlı ve popülasyon tabanlı olmak üzere iki türü bulunmaktadır. TA ve TB gibi komşuluk tabanlı algoritmalar arama sürecini bir çözüm ile yürütmekte ve belirlenen komşuluk yapısı ile mevcut çözümü iyileştirmeye çalışmaktadırlar. Bu tür yöntemlerin en önemli özelliği belirli bir bölgede yoğun bir şekilde arama yaparak, o bölge için lokal optimum noktayı kısa sürede açığa

çıkarmasıdır. Fakat bu yöntemler büyük problemlerde başlangıç çözümüne oldukça bağlı olup, genellikle lokal bir noktaya takılarak uzun süre çalıştırılırsalar dahi iyi çözümler bulamayabilir. GA ve KKO gibi popülasyon tabanlı algoritmalar ise aynı anda birden fazla çözümü ele alıp, bu çözümlerin özelliklerinden faydalanarak yeni çözümler üretmektedirler. Popülasyon tabanlı algoritmalar çözüm uzayında çeşitli noktalardan hareket ederek lokal noktalara takılmadan çeşitlendirme stratejisini etkin bir şekilde kullanmaktadır, fakat büyük boyutlu problemlerde en iyi bilinen çözümlere uzak çözümler oluşturmaları en büyük dezavantajlarıdır.

Metasezgisel yöntemler zor kombinatorial optimizasyon problemlerinde iyi sonuçlar üretmek için doğadan esinlenerek geliştirilmiş ileri seviye sezgisel prosedürlerdir. Metasezgisel yaklaşım çözüm uzayında stokastik fakat bilinçli bir şekilde arama yaparak optimum çözümü bulmaya çalışır. Metasezgisel yöntemlerin en önemli özelliği sadece belli bir tip problem için değil, tüm kombinatorial problemlere uygulanabilir esneklikte olmasıdır. Bu sebeple günümüz problemlerine en çok uyan ve başarı elde edecek olan bu yöntemdir.

BÖLÜM IV

ÇOKLU DEPOLU ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ

Fiziksel dağıtım, lojistik sistemlerde, üretim tesislerinden veya dağıtım merkezlerinden ürün akışını tüketicilerle ulaştırma açısından aktaran anahtar fonksiyonlardan biridir. Özellikle dağıtım endüstrileri için çok maliyetli bir işlevidir. Yöneylem araştırma literatürü, bu problemi Araç Rotalama Problemi (ARP) olarak nitelendirerek ele almıştır. ARP, müşterilere bir dizi araç tarafından hizmet verilecek olan bir kombinatorial optimizasyon problemleri sınıfına atıfta bulunan genel bir isimdir. Araçlar depodan ayrılır, müşterilere ağda hizmet eder ve güzergahlarının tamamlanmasından sonra depoya geri gönderilir. Her müşteri belirli bir taleple tanımlanmıştır. Bu problem ilk olarak literatürde Dantzig ve Ramser (1959) tarafından önerilmiştir. O zamandan sonra, çok sayıda değişken göz önüne alınmıştır: bulanık servis zaman pencereleri, maksimum rota uzunluğu, alma ve teslim etme, geri firarlar, vb. (Cordeau, Gendreau, Hertz, Laporte, & Sormany, 2005; Juan, Faulín, Ad lanteado, Grasman, & Montoya Torres, 2009; López-Castro ve Montoya-Torres, 2011; Montoya-Torres, Alfonso-Lizarazo Gutiérrez-Franco, & Halabi, 2009; Özfırat ve Özkarahan, 2010; Thangiah ve Salhi, 2001). Tedarik zinciri yönetimindeki dağıtım sistemlerinin tasarımı ARP'nin çözümü çok önemlidir.

Araç Rotalama Problemi literatürde sıkça karşılaşılan problem türleri arasında yer almaktadır. En anlaşılabilir tanım olarak ARP bir merkezde bulunan araçların, talepleri bilinen müşteri grubuna servis hizmetinde bulunup tekrar merkeze dönmesini ve bunu en kısa rotalardan yapmaya çalışmasıdır. Bu tanım ilk olarak 1959 yılında Dantzig ve Ramser tarafından tanımlanmış ve bu problem türü üzerinde çalışılmıştır. 1959 yılından günümüze bu konuyla ilgili yapılan çalışmaların sayısı gitgide artmıştır. Bunun nedeni öncelikle birçok sektörde bu problem türünün geniş bir uygulama alanı olmasıdır. Bu alanlara örnek olarak lojistik sektörü, gıda sektörü ve sağlık sektörü örnek olarak verilebilir. Çalışmaların sayılarının artmasının diğer bir nedeni de dünyadaki kıt kaynaklar ve bunların en az maliyetle ve en optimum düzeyde dağıtımının sağlanmasıdır.

ARP literatürde çözümü zor problemler olarak tanımlanan NP-Zor (Blazewicz, Lenstra, & Rinnoy Kan 1983) problemler kategorisinde yer almaktadır ve klasik gezgin satıcı modelinin daha kapsamlı bir halini ele almaktadır. Bu problem türü için 1980'li yıllarda problemin boyutu küçük tutulup kesin çözüm algoritmaları önerilmiştir. Bu

algoritmalar dinamik programlamalı algoritmalar, dal-sınır algoritmaları, dal-kesim algoritmaları ve fiyat kıstasının da içerisinde bulunduğu dal-kesim-fiyat algoritmalarıdır. Ancak problemin boyutu büyüdükçe kesin çözüm yöntemlerini kullanmak zorlaşmış ve bu nedenle problem çözüm türü olarak sezgisel ve metasezgisel yöntemler kullanılmaya başlanmıştır.

Araç Rotalama Problemlerinde en çok atıfta bulunulan ve üzerinde en çok çalışma yapılan sezgisel yöntem Clarke ve Wright (1964)'ın tasarruf algoritması sezgisel yöntemidir. Clarke ve Wright (1964)'ın çalışmasının yanında Gillett ve Miller (1974) ve Renaud ve Boctor (2002) da tarama algoritması çalışmaları da büyük ses getirmiştir.

4.1. Önceki Çalışmalar

ARP çözümü için kullanılan tabu arama, tavlama benzetimi, karınca kolonisi, genetik algoritmalar, yapay zekâ gibi yöntemler metasezgisel yöntemlerden birkaçıdır. Tabu arama algoritması literatürde en iyi çözümler sağlayan metasezgisel bir yöntem olarak anılmaktadır (Çolak ve Güler, 2009). Tabu araması ve tabu aramasının çeşitli türleriyle ilgili Taillard (1993), Gendreau ve diğerleri (1994), Rochat ve Taillard (1995), Kelly ve Xu (1996), Toth ve Vigo (2003), Brandao (2004), Fu ve diğerleri (2005)'nin çalışmaları mevcuttur. Bu bölümde kısaca bu türlere değinilecektir.

Tabu araması ilk olarak Glover (1986) tarafından bağımsız bir şekilde geliştirilmiştir ve ilk olarak kombinatoriyal optimizasyon problemlerinde kullanılmaya başlanmıştır. Tabu araması, Esnek bellek kullanımına dayalı yinelemeli arama yapmaktadır. Yerel minimumları ortadan kaldırıp yerel minimumun ötesi alanlarda da arama yapabilme özelliğine sahiptir. Bu nedenle çoklu moddaki arama uzayındaki global minimumu bulabilme özelliğine sahiptir. Tabu aramasının yerel en uygunluk problemlerinin üstesinden gelme süreci her yinelemede en yüksek çözümü seçen ölçüm fonksiyonuna bağlıdır. Bu da tabu kısıtlamaları ve hedef değere sahip anlık çözümün, en yakın komşuluğundaki en kabul edilebilir çözüme doğru yol alması demektir. Ölçüm fonksiyonu en çok gelişim gösteren ya da amaç fonksiyonunda en az bozulmaya sahip hareketi seçer. Kabul edilen hareketlerin özelliklerini saklamak için bir tabu listesi kullanılır, böylece bu özellikler daha sonraki iterasyonlarda tabu olarak belirli hareketleri sınıflandırmak için kullanılabilir. Diğer bir deyişle, tabu listesi, mevcut çözümden bir hareketle hangi çözümlere ulaşılabileceğini belirler. Tabu aramada iyileştirmelere yol açmayan hareketler kabul edildiğinden, hâlihazırda ziyaret edilen çözümlere geri

dönülebilir. Bu bir döngü probleminin ortaya çıkmasına neden olabilir. Tabu listesi bu problemin üstesinden gelmek için kullanılmaktadır. Tabu listesini kontrol etmek ve güncellemek için yasaklama stratejisi olarak adlandırılan bir strateji kullanılır. Yasaklama stratejisini kullanarak, daha önce ziyaret edilen bir yoldan kaçınılmakta ve arama alanının yeni bölgeleri araştırılmaktadır. Bu algoritma türü kısa zamanda araç rotalama problemlerinde optimum çözüm sağlaması nedeniyle bu problem türü için sık kullanılan bir yöntem olmuştur (Şahin ve Eroğlu, 2014).

Tavlama Benzetimi algoritması istatistiksel mekaniklerden türetilmiştir. Kirkpatrick ve diğerleri (1983), katıların tavlama ve kombinatoriyal optimizasyon problemlerini çözme problemi arasındaki benzerliğe dayanan bir algoritma önermiştir. Tavlama, bir katıyı ısıtmak ve ardından kristalleşene kadar yavaşça soğutmaktır. Materyallerdeki atomlar yüksek sıcaklıklarda yüksek enerjilere sahiptir ve kendilerini düzenlemek için daha fazla özgürlüğe sahiptir. Sıcaklık azaldıkça, atomik enerjiler azalır. Sistemin minimum enerjiye sahip olduğu durumda düzenli yapıya sahip bir kristal elde edilir. Soğutma çok çabuk yapılırsa, kristal yapıda geniş çapta düzensizlikler ve kusurlar görülür (www.sistemteknik.com, 2018). Bir kombinatoriyal optimizasyon problemi ile tavlama prosesi arasındaki benzerlikte, katı haller optimizasyon probleminin uygulanabilir çözümlerini temsil eder, durumların enerjileri bu çözümlerde hesaplanan amaç fonksiyonun değerlerine karşılık gelir. Minimum enerji durumları, problem için en uygun çözüme karşılık gelir.

Tavlama Benzetimi Algoritması, bir dizi yinelemeden oluşur. Her yineleme, mevcut çözümü rastgele değiştirmekten oluşur. Komşuluk, üretim mekanizmasının seçimi ile tanımlanır. Yeni bir çözüm oluşturulduğunda, yeni üretilen çözümün mevcut çözüm olarak kabul edilip edilemeyeceğine karar vermek için maliyet fonksiyonundaki ilgili değişiklik hesaplanır. Maliyet fonksiyonundaki değişiklik negatif ise, yeni üretilen çözüm doğrudan mevcut çözüm olarak alınır (Metropolis vd. 1953). Bu yöntem ARP üzerinde Li vd. (2005) tarafından çalışılmıştır. Bu yöntemin ARP'deki katkisi oluşturulan algoritma uygulamaya konulduğu zaman yerel optimumlardan birini bulup orada takılı kalma ihtimalinin giderek azalması ve küresel optimuma doğru ilerlemesidir (Keskintürk, vd. 2015).

Karınca Kolonisi Optimizasyon (KKO) algoritması, karıncaların yiyecek kaynakları ararken varsayımsal kolektif davranışlarına dayanır. Bu arama sırasında karıncalar, yollarını işaretlemek için feromonları salgırlar, fakat zamanla feromonlar buharlaşırlar. Doğada, en kısa yolu izleyen karıncalar yuvaya daha çabuk dönerler,

karıncaların kullandıkları bu kısa yol daha yüksek bir feromon konsantrasyonuna sahip olduğundan dolayı yol üzerinde bıraktıkları feromonlar diğer karıncalar tarafından daha uzun süre takip edilebilir hale gelir. Bu yüksek yoğunluklu feromonlu yol diğer karıncalar için çekici bir etmendir ve zamanla, koloninin bütün bireyleri bu en uygun (en kısa) yoldan gitmeye meyilli olur (Allegrini & Olivieri 2011). Dorigo ve Gambardella (1997), KKO'nun Gezgin Satıcı problemi için çözüm arayışının ilk versiyonunu geliştirmiştir. KKO'nun ARP'de kullanılma amacı karıncalar nasıl feromon salgılayarak en kısa yoldan gidiyorlarsa rotalanan araçların da doğadaki karıncaları taklit ederek en az maliyetli ve en kısa yoldan gidebilme amacını gerçekleştirmektir. KKO ile ilgili Gambardella vd. (1999), Ranzan (2014), Allegrini ve Olivieri (2011), Hemmateenejad vd. (2011), Mullen vd. (2009) ve Socha vd. (2008) çalışmalar yapmışlardır.

Genetik algoritma (GA), karmaşık çok boyutlu arama alanında global optimal çözümü bulabilen, Holland (1975) tarafından icat edilen yönlendirilmiş bir rastsal arama tekniğidir. Tepe tırmanışı gibi geleneksel arama teknikleri genellikle doğrusal olmayan çok modlu fonksiyonların optimizasyonunu yapamaz. Bu gibi durumlarda, rasgele bir arama yöntemi gerekebilir. Bununla birlikte, yönlendirilmemiş arama teknikleri büyük alanlar için son derece etkisizdir. Genetik algoritmalar, doğal evrim sürecinden esinlenir. GA'nın kullandığı operatörler doğal evrim kuralları üzerine modellenmiştir. Genetik operatörler olarak bilinen bu operatörler, bir popülasyondaki bireylerin kademe kademe uyumluluğunu geliştirmek için birkaç nesil boyunca bireyleri manipüle ederler. Bir popülasyondaki bireyler kromozomlara benzetilir ve genellikle ikili sayı dizileri olarak temsil edilmektedirler. Üç genel genetik operatör vardır: seçim, çaprazlama ve mutasyon. Bazen de ek bir çoğaltma operatörü, uygulanır. Bu operatörlerin bazıları doğadan ilham almıştır ve literatürde, bu operatörlerin birçok versiyonu diğerlerinden bağımsız olarak bulunabilir. Operatörlerin seçimi veya tasarımı probleme ve kullanılan temsil şemasına bağlıdır. Örneğin, ikili dizeler için tasarlanan işleçler, tamsayılarla veya gerçek sayılarla kodlanmış dizelerde doğrudan kullanılamaz. Seçim prosedürünün amacı, uygunluk değerleri yüksek olan bireylerin düşük olanlara göre daha fazla kopyasını üretmektir. Seçim prosedürünün, aramayı umut vaat eden bir alana yönlendirmek ve kısa sürede iyi çözümler bulmak üzerinde önemli bir etkisi vardır (Whitely, 1989). Çaprazlama: Bu işlem, GA'yı dinamik programlama gibi diğer algoritmalarından farklı kılan bir işlem olarak kabul edilir. Bu işlem seçme operasyonu kullanılarak mevcut popülasyondan seçilen iki mevcut bireyden (ebeveyn) iki yeni birey (çocuk) yaratmak için kullanılır. Mutasyon: Bu prosedürde, popülasyondaki tüm bireyler bit olarak kontrol edilir ve bit değerleri belirli

bir orana göre rastgele tersine çevrilir. Çaprazlamadan farklı olarak, bu tekli bir işlemdir. Yani, bir çocuk dizilimi tek bir ebeveyn diziliminden üretilir. Mutasyon operatörü, algoritmayı yeni alanları aramak için zorlar. Sonunda, GA'nın küresel optimal çözümü bulmasına yardımcı olur (Pham ve Karaboga, 2000).

GA, genetik operasyonlardan mutasyon yardımıyla yerel bir optimumda tuzağa düşmekten sakınabilir. GA'daki temel fikir seçici baskı altında değişen aday çözümlerin popülasyonunu oluşturmaktır. Bu nedenle, bir çözümler kümesinin özellikleri üzerinde çalıştırılan çözüm yaratma mekanizmasına dayalı yerel arama olarak adlandırılabilir. GA, ARP ve birçok zor optimizasyon problemlerine başarıyla uygulanmıştır. Bu başarının temel nedenleri olarak yöntemin basitliği, kolay kullanımı ve esnekliği gösterilebilir (Hovd., 2008). Genetik algoritmayla ilgili Gonzalez ve Fernandez (2000), Machado ve diğerleri (2002), Baker ve Ayechev (2003), çalışmalar yapmıştır.

Yapay Sinir Ağları (YSA), beynin mekanizması üzerinde modellenmiştir. Teorik olarak, sinir ağları paralel dağılmış bir bilgi işlemine sahiptirler ve en dikkat çeken özellikleri örnekler üzerinden öğrenme yetenekleri ve bileşenlerinin gürültü ve hasara karşı toleranslı olmalarıdır (Kohonen, 1989). Bir sinir ağı, düğümler, birimler, kısa süreli hafıza elemanları ve nöronlar olarak da adlandırılan basit işleme elemanlarının sayısından oluşur. Bu öğeler biyolojik nöron üzerinde modellenir ve yerel bilgi işlem operasyonları gerçekleştirir. Bir işlem elemanı, bir çıktıya ve kendi çıktısı olabilecek birkaç girdiye, başka işlem elemanlarının çıktısına veya harici yollardan gelen giriş sinyallerine sahiptir. İşleme elemanları, bağlantıların kuvvetlerini temsil eden ağırlıklara sahip bağlantılar yoluyla birbirine bağlanır. Bir bağlantının ağırlığı, bir nöronun çıktısının başka bir nöron üzerindeki etkisini belirler. Bir sinir ağındaki uzun süreli belleğin bir parçası olarak düşünülebilir.

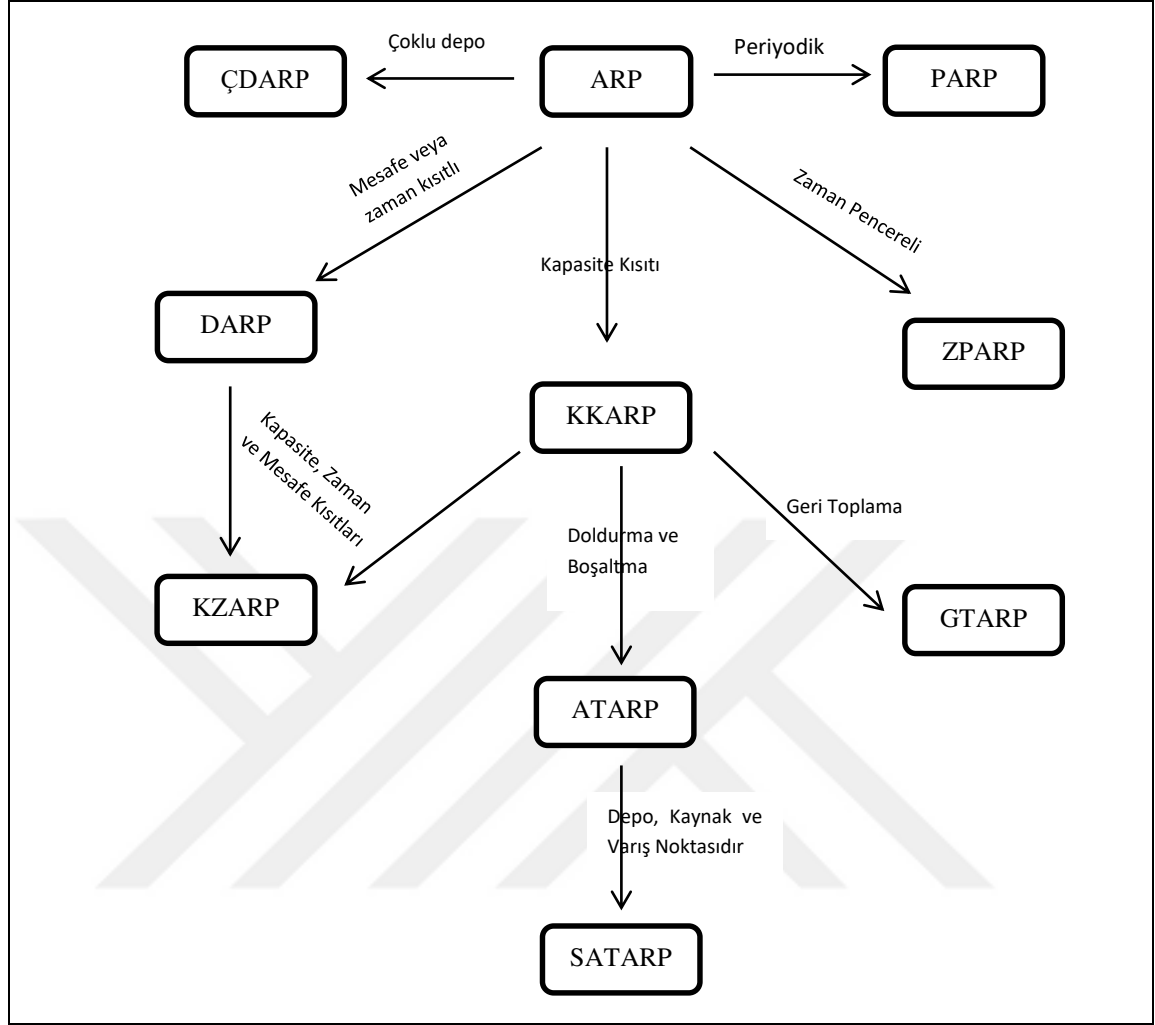
Yapay sinir ağları ise hem veri madenciliği kapsamında sınıflandırma, kümeleme, örüntü tanıma amacıyla kullanılmakta hem de dağıtım ve rotalama optimizasyon problemlerinin çözümü için kullanılmaktadır. Rotalama optimizasyonu için yapay sinir ağları yöntemi ilk defa Hopfield ve Tank (1985), tarafından gezin satıcı problemine uygulanmıştır. Bu yöntem özellikle küçük boyutlu çalışmalarda çok iyi sonuç vermesinden ötürü atölye tipi çizelgeleme problemlerinde de başta Foo ve Takefuji (1988) olmak üzere birçok çalışmacı tarafından kullanılmıştır.

Formal olarak, klasik araç yönlendirme problemi (ARP), $V = \{0,1,...,n\}$ 'nin düğüm kümesini temsil ettiği ve E'nin yay setinin olduğu $G(E,V)$ yönelimli bir grafikte temsil edilir. Deponun, $j = 0$ düğümü olduğu ve müşterilerin $j = 1, 2,...,n$ düğümleri

olduğu belirtilmektedir ve her bir müşterinin talebi $d_j > 0$ ile belirtilir. Her bir ark, i 'den node j 'ye giden bir rotayı temsil eder. Her bir $C_{ij} > 0$ 'ın ark ağırlığı i düğümünden j düğümüne gitmenin maliyetine, zamanına hatta mesafesine karşılık gelir. $C_{ij} = C_{ji}$ ise simetrik bir ARP'den bahsedilebilir; aksi halde problem asimetriktir. Karmaşıklık açısından bakıldığında, klasik ARP, NP-hard problemi olarak bilinir. Klasik ARP için matematiksel formülasyonların gözden geçirilmesi Laporte (1992) çalışmasında bulunabilir.

Literatürde, yayınlanmış eserleri klasik ARP olarak (Bodin, 1975; Bodin & Golden, 1981; Desrochers, Lenstra ve Savelsbergh, 1990; Eksioğlu, Volkan ve Reisman, 2009; Laporte, 1992). Liong, Wan, Khairuddin, & Mourad, 2008; Maffioli, 2002), ve farklı değişkenleri hesaba katarak: Kapasite kısıtlı ARP (Baldacci, Toth ve Vigo, 2010; Cordeau, Laporte, Savelsbergh ve Vigo, 2007; Gendreau, Laporte, & Potvin, 2002; Laporte & Nobert, 1987; Laporte & Semet, 2002; Toth & Vigo, 2002), heterojen araç filosuna sahip ARP (Baldacci, Battarra, & Vigo, 2008; Baldacci, Toth ve Vigo, 2007; Baldacci et al., 2010), zaman pencereli ARP (ZPARP), alma ve teslimatlı ARP ve periyodik ARP (Solomon & Desrosiers, 1988), dinamik ARP (DARP) (Psaraftis, 1995), Periyodik ARP (PARP) (Mourgaya & Vanderbeck, 2006), Parça Teslimatlı araç rotalama problemini (PTARP) (Archetti & Speranza, 2008) inceleyen çok sayıda araştırma yapılmıştır. Bütün bu çalışmalar sadece bir depoyu göz önünde bulundurur. Tablo 2, ARP türlerinin bir sıralamasını sunmaktadır. Bu türlerden Çoklu depolu araç rotalama diğer türlere göre daha realistik bir durumu göz önünde bulundurur (Crevier, Cordeau ve Laporte, 2007). Dağıtım ağı, eğer müşteriler sadece her depoda belli bir şekilde kümelenmişse, birden fazla tekil tek depo ARP'si olarak çözülebilir; Aksi halde, müşterilerin mevcut araç filosunu kullanarak herhangi bir depodan hizmet verileceği yerlerde çoklu depo temelli bir yaklaşım kullanılmalıdır. Bu tezde, birden fazla deponun ele alındığı Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi (ÇDARP) olarak bilinen araç rotalama probleminin türü ele alınmaktadır. Klasik ARP modelini çözmek için kullanılan algoritmanın ÇDARP'yi çözmek için uyarlanması zordur (Montoya-Torres ve diğerleri 2015).

Tablo 2

Araç Rotalama Türleri

Kaynak: Weise ve diğerleri, 2010

Renaud, Laporte ve Boctor'a (1996) göre, ÇDARP şu şekilde açıklanabilir. $G = (V, E)$ bir diyagram olsun, burada V düğüm kümesidir ve E her düğüm çiftini bağlayan yay veya kenar kümesidir. V kümesi ise, iki alt kümeye ayrılmıştır: $V_c = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$, hizmet sağlanacak müşteri setidir; ve $V_d = \{v_{N+1}, v_{N+2}, \dots, v_M\}$, depo kümesidir. Her müşteri $V_i \in V_c$, negatif olmayan bir talep olan d_i 'ye sahiptir. Her bir yay, C_{ij} olarak temsil edilen E kümesine ait bir maliyet, mesafe veya seyahat süresi ile ilişkilidir. Her biri P_k kapasiteli toplam K araç vardır. Problem, bir dizi araç rotasının belirlenmesini içerir: (i) her bir araç rotası aynı depoda başlar ve biter, (ii) her müşteriye yalnızca bir araç tarafından hizmet verilir, (iii) her rota için toplam talep araç kapasitesini aşamaz ve (iv) toplam dağıtım maliyeti minimize edilir. Kulkarni ve Bhave'ye (1985) göre, ÇDARP'nin matematiksel modelinde, i ve j düğümleri k rotası üzerinde olması durumunda X_{ijk} olarak

gösterilen ikili karar değişkenlerinin 1'e eşit olması aksi takdirde X_{ijk} 'nin 0'a eşit olmasını gerekir. Alt güzergâh eliminasyonundan kaçınmak için y_i olarak temsil edilen yardımcı değişkenler gereklidir. Bu son referansa göre, model Tablo 3'te sunulmuştur.

Tablo 3

Çoklu Depolu Araç Rotalama Modeli

Amaç Fonksiyonu:	
$\text{Min} \sum_{i=0}^{N+M} \sum_{j=0}^{N+M} \sum_{k=1}^K C_{ij} X_{ijk}$	(1)
Kısıtlar:	
$\sum_{i=1}^{N+M} \sum_{k=1}^K X_{ijk} = 1 \quad j = 1, \dots, N$	(2)
$\sum_{j=1}^{N+M} \sum_{k=1}^K X_{ijk} = 1 \quad i = 1, \dots, N$	(3)
$\sum_{i=1}^{N+M} X_{ijk} - \sum_{j=1}^{N+M} X_{hjk} = 0 \quad k=1, \dots, K, \quad h=1, \dots, N+M$	(4)
$\sum_{i=1}^{N+M} Q_i \sum_{j=1}^{N+M} X_{ijk} \leq P_k \quad k = 1, \dots, K$	(5)
$\sum_{i=1}^{N+M} \sum_{j=1}^{N+M} C_{ij} X_{ijk} \leq T_k \quad k = 1, \dots, K$	(6)
$\sum_{i=N+1}^{N+M} \sum_{j=1}^N X_{ijk} \leq 1 \quad k = 1, \dots, K$	(7)
$\sum_{j=N+1}^{N+M} \sum_{i=1}^N X_{ijk} \leq 1 \quad k = 1, \dots, K$	(8)
$1 \leq i \neq j \leq N \text{ ve } 1 \leq k \leq K \text{ için } y_i - y_j + (M+N) X_{ijk} \leq N+M-1$	(9)
$X_{ijk} \in \{0,1\} \quad \forall i,j,k$	(10)
$1 \leq i \neq j \leq M+N-1 \text{ için } y_i - y_j + (M+N) \sum_{k=1}^V X_{ijk} \leq M+N-1$	(11)

Bu formülasyonda, (2) ve (3) numaralı kısıtlar, her bir müşteri yalnızca bir araç tarafından bir kere ziyaret edildiğini göstermektedir. Rota devamlılığı (4) numaralı kısıtta belirtilmiştir. Araç kapasitesi ve toplam rota maliyeti ile ilgili kısıtlar (5) ve (6) numaralı kısıtlamalarıdır. Araç mevcudiyeti ve hazırda bulunabilirliği (7) ve (8) numaralı kısıtta belirtilmiştir. Alt güzergâh eliminasyonu (9) numaralı kısıt tarafından sağlanır. Bu formülasyonda, her bir düğümdeki toplam talebin her bir aracın kapasitesine eşit veya daha az olduğu varsayılmaktadır. Tek depolu ARP'ye benzer şekilde, alt güzergâh eliminasyon kısıtlaması (11) numaralı kısıttaki gibi daha kompakt bir biçimde yeniden yazılabilir.

ÇDARP, tek depolu ARP'den daha zor ve sofistikedir. Çoklu depolu ARP, literatürde ilk olarak Kulkarni ve Bhave (1985), Laporte, Nobert ve Taillefer (1988) ve Carpaneto, Dell'amico, Fischetti ve Toth (1989) çalışmalarında görülmüştür. O zamandan beri, dergilerde, konferanslarda, araştırma raporlarında, tezlerde ve kitaplarda bu konuyla ilgili önemli miktarda araştırma yayınlanmıştır. Yayınlanmış çok sayıda araştırma makalesine rağmen, birden fazla depo ile sadece araç yönlendirme sorununa adanmış en kapsamlı araştırma Montoya-Torres ve diğerleri (2015) tarafından yapılmıştır.

4.2. Amaçlarına Göre Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi

Çoklu depolu araç rotalama Problemleri amaçlarına göre Tek amaçlı ve Çok amaçlı olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

4.2.1. Tek Amaçlı ÇDARP

Bu bölüm, her biri kullanılan çözüm türüne karşılık gelen üç ana bölüme ayrılacaktır: kesin yöntem, sezgisel yöntem ve metasezgisel yöntem. Bu konuyla ilgili ilk çalışmalar 1980'lerin sonlarında yayınlanmaya başlamıştır.

4.2.1.1. Kesin Yöntemler

1970'li yıllarda, bazı eserler birden fazla depo ile malların dağıtımıyla ilgili bazı sorunlardan bahsetmişti. Çoklu depolu araç rotalama problemi için en uygun çözümü bulmak için resmi modeller veya prosedürler sunan ilk makale, simetrik ÇDARP'yi üç kısıtla tamsayı doğrusal programlar olarak formüle eden Laporte, Nobert ve Arpin'indir (1984). Bu yazarlar daha sonra bir LP gevşemesini kullanarak bir dal ve sınır algoritması önerdi. Kulkarni ve Bhave (1985), Laporte ve diğerleri. (1988) ve Carpaneto, Dell'amico, Fischetti ve Toth (1989) da ÇDARP için kesin yöntemler konusunda öncü çalışmalarda bulunmuşlardır. Kulkarni ve Bhave (1985) tarafından önerilen matematiksel formülasyon daha sonra Laporte (1989) tarafından revize edilmiştir. Günümüze doğru gelirken, Baldacci ve Mingozzi (2009), ÇDARP de dahil olmak üzere çeşitli araç rotalama problemlerini çözmek için matematiksel formülasyonlar önermişler, Nieto Isaza, López Franco ve Herazo Padilla (2012) ise zamanla heterojen filolu ve zaman pencereli ÇDARP'yi çözmek için bir tamsayı doğrusal program sunmuşlardır. Dondo, Mendez ve Cerdá (2003), heterojen araç filosunun bulunduğu HFÇARP'de rotalama maliyetini en

aza indirmek için karma-tamsayılı doğrusal programlama (KTLP) modelini önermişlerdir. Toplama ve teslimatlı ve heterojen filolu yaklaşım, Dondo, Méndez ve Cerdá (2008) tarafından KTLP modeli kullanılarak modellenmiştir: bu model sadece küçük boyutlu örnekleri çözebilmektedir. Bu nedenle yazarlar tarafından yerel bir arama iyileştirme algoritması orta ve büyük boyutlu örnekler için önerilmiştir. Bu yaklaşım daha sonra HFZPÇARP'yi çözmek için Dondo ve Cerdá (2009) tarafından kullanılmıştır.

Kek, Cheu ve Meng (2008) çalışması sabit filo ve alma ve teslimli ÇDARP için karma tamsayılı doğrusal programlama modeli ve bir dal ve sınır prosedürü önermektedir. Amaç fonksiyonu, toplam rota maliyetinin en aza indirilmesidir. Cornillier, Boctor ve Renaud (2012), heterojen filolu araçların kullanıma hazır olduğu ve toplam net gelirin maksimizasyonunun amaç fonksiyonu olarak belirlendiği, maksimum ve minimum talep kısıtlarının olduğu bir problem için bir KTLP modeli sunmuşlardır. Seth, Klabjan ve Ferreira (2013), mobil depoları olan bir ÇDARP olarak modellenen uygulama örneği üzerinde çalışmışlardır. Bu çalışmada ağ akışlı formülasyona dayalı kesin bir algoritma sunmuş ve yinelenen bir tur bölümlleme sezgisi önerdiler. Dal ve kesim algoritmaları Benavent ve Martínez (2013) ve Braekers, Caris ve Jenssens (2014) tarafından önermişlerdir. ÇDARP 'nin diğer yapıları kesin algoritmalarla incelenmiştir. Örneğin, Contardo ve Martinelli (2014), rota uzunluğu kısıtlamaları olan ÇDARP'yi incelemişlerdir; Ray, Soeanu, Berger ve Debbabi (2014), bölünmüş teslimatlı versiyonu modellemiştir; Li, Li ve Pardalos (2016), ÇDARP için paylaşımlı depolar ve zaman pencereleri ile ilgili bir tamsayı programlama modeli önermiştir; ve Adelzadeh, Asi ve Koosha (2014), bulanık zaman pencereli ve heterojen araç filolu ÇDARP için matematiksel bir model ve bulanık tabanlı bir sezgisel önermiştir.

4.2.1.2. Kullanılan Sezgisel Çözüm Yöntemleri

ÇDARP'nin NP-zorluğu nedeniyle, literatürde sayıca fazla sezgisel algoritma önerilmiştir. ÇDARP'nin farklı türleriyle ilgili birçok çalışma mevcuttur. İlk çalışmalar 1990'larda, kapasite kısıtlı problemleri çözmek için yayınlanmıştır. Min, Current ve Schilling (1992) ÇDARP'nin geri taşımalı (backhaul) versiyonunu incelemiş ve problemin ayrıştırılmasına dayanan bir sezgisel prosedür önermiştir. Hadjiconstantinou ve Baldacci (1998) bakım hizmeti veren bir şirketten alınan bir gerçek yaşam problemini ele almıştır. Problemlerinde, her bir depo tarafından hizmet verilen coğrafi alanların sınırlarını, her gün ziyaret edilen müşterilerin listesini ve depoya bağlı önleyici bakım hizmeti veren mobil ekiplerin izlediği rotaları belirlemeye çalışmışlardır. Amaçları,

ziyaretlerin sıklığı, hizmet süresi gereksinimleri, belirli günlerde ziyaret edilmesine dair müşterilerin tercihleri ve diğer rotalama kısıtlarına bağlı olarak minimum işletim maliyetinde gelişmiş müşteri hizmetleri sunmaktır. Bu durum, periyodik varyant kullanılarak çözülmüştür. ÇDPARP için beş seviyeli bir sezgiselin önerilmiştir: birinci ve ikinci seviyeler, hizmet alanlarını ve hizmet günlerine (periyodik ARP) karar verirken; Üçüncü seviye her gün için ARP'yi çözer; dördüncü seviye her bir rota için bir gezgin satıcı problemini çözer ve beşinci seviye rotaların optimizasyonu için çalışır.

Salhi ve Sari (1997) “çok seviyeli bütünleşik sezgisel” olarak adlandırılan bir sezgisel yöntem önermişlerdir. Bu sezgisel yöntem, o zamanlar literatürde bilinen en iyi sonuçlarla aynı derecede iyi sonuçlara çok daha kısa bir hesaplama süresiyle ulaşmıştır(önceki en iyi sonuçlara ulaşmada geçen sürenin % 5- % 10 kadar bir sürede). Bu sezgisel aynı zamanda heterojen filo ile ilgili problem üzerinde de test edilmiştir. Salhi ve Nagy (1999), yönlendirme maliyetini en aza indirmek için bir ekleme temelli sezgisel önermiştir. Daha sonra, bu yazarlar (Nagy ve Salhi, 2005) da toplama ve teslimatlar (ATÇDARP) ile ilgili sorunu incelemişlerdir. Onların yaklaşımı, ekleme kavramını önlemekte ve toplamaları ve teslimatları entegre bir şekilde ele alan bir prosedür uygulamaktadır. Bu prosedür ilk olarak ARP'ye bir çözüm bulmakta daha sonra bu çözümü ATARP için uygun hale getirecek şekilde değiştirmekte ve sonunda çoklu depo durumu için de uygun olmasını sağlamaktadır. Jin, Guo, Wang ve Lim (2004), ÇDARP'yi bir ikili programlama modeli olarak belirlemişlerdir. Burada iki çözüm metodu sunulmuştur. Birincisi, problemi iki bağımsız alt probleme ayırıştırıran ve çözen iki aşamalı bir yaklaşımdır: atama ve rotalama. Önerilen ikinci yaklaşım, hem atama hem de rotalama problemlerini bütünleşik bir şekilde ele alır. Yapılan değerlendirmede tek aşamalı algoritmanın iki aşamalı olana göre çok daha iyi sonuçlara ulaştığını göstermiştir.

Heterojen filonun bulunduğu HFÇDARP çalışması, Salhi ve Sari (1997) tarafından sunulduğundan beri araştırmacıların dikkatini çekmiştir. Irnich (2000), heterojen filo ve alma ve teslimli ÇDARP için maliyet en aza indirmek için sütun oluşturma ve dal ve fiyat algoritması ile birleştirilmiş bir sezgisel seti önermiştir. Dondo ve Cerdá (2007), üç aşamalı bir sezgiselin yanı sıra bir KTLP modelini önermişlerdir. Önce, düğüm kümelemesi için bir ön işlem aşaması gerçekleştirmiş ve daha bütünleşik bir kümeleme tabanlı KTLP problem formülasyonu geliştirilmiştir. 2007 yılı ve öncesinde literatürde birçok makale yayınlanmıştır ve çözüm yaklaşımları için öncelikle meta-sezgisel algoritmalara odaklanılmıştır. Bu nedenle, meta sezgiseller alt bölümlerde daha ayrıntılı ele alınacaktır.

Periyodik ÇDARP ile ilgili literatürde çözüm yaklaşımı olarak sezgisel algoritma çok fazla kullanılmamıştır. Kullanılan birkaç makale Sadece Hadjiconstantinou ve Baldacci (1998), Vianna, Ochi ve Drummond (1999), Yang ve Chu (2000), Maischberger ve Cordeau (2011) ve Maya, Sörensen ve Goos (2012) çalışmalarıdır. Zaman pencereleri ile ilgili Chiu, Lee ve Chang (2006) tarafında problem iki aşamalı bir sezgisel metod sunulmuştur. Literatürdeki diğer çalışmaların aksine, bu yazarlar bekleme süresini amaç fonksiyonu olarak ele almışlardır. Sonuçlar, problemi dar zaman pencereleriyle çözümlerken bekleme süresinin, toplam dağıtım süresi ve kullanılan araçların sayısı üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir.

Tsirimpas, Tatarakis, Minis ve Kyriakidis (2007), sınırlı kapasiteye, çoklu ürüne ve birden fazla depo geri dönüşüne sahip olan tek bir aracın durumunu ele almıştır. Çalışmalarında müşteriye yapılan ziyaretler önceden tanımlanmıştır. Çözüm için optimuma yakın rotalama belirlenebilmesi için uygun bir dinamik programlama algoritması geliştirmişlerdir. ÇDARP ve Bölünmüş Teslimatlı (split delivery) ARP (BTARP) kombinasyonundan oluşan ÇDBTARP yaratmışlardır. Gulczynski, Golden ve Wasil'in (2011) çalışması, tamsayılı programlamaya dayanan bir sezgisel geliştirmesi üzerinedir. Bu çalışmanın amacı, farklı ve aynı depolarda bulunan araçlara, araçlar arası bölünmüş teslimatlar sağlayarak katedilen mesafenin azaltılmasına karar vermektir. (ÇDKKBTARP) ile çoklu depo kapasite kısıtlı araç rotalama problemi Liu, Jiang, Fung, Chen ve Liu (2010) tarafından incelenmiştir. Çalışmalarında grafik modele dayanan bir matematik model önerilmiştir. Amaç, boş aracın hareketlerinin en aza indirilmesidir. Büyük ölçekli örnekleri çözmek için açgözlü bir algoritma da önerilmektedir.

4.2.1.3. Metasezgiseller

Tek amaçlı ÇDARP'yi diğer NP-zor kombinatorial optimizasyon problemlerini etkin bir şekilde çözmek adına birçok araştırmacı tarafından metasezgisel prosedürler kullanılmıştır. İlk metasezgiselci, Renaud, Laporte ve diğerleri (1996) ÇDARP'yi araç kapasiteleri ve maksimum güzergâh süreleri kısıtlamaları ile inceler (örneğin bir güzergahın süresi aracın maksimum çalışma süresini geçemez). Optimize edilmek istenen amaç, toplam operasyonel maliyettir. Bu yazarlar, çözüm için, Renaud, Boctor ve Laporte'nin (1996b) geliştirilmiş Petal sezgiselini kullanarak oluşturulan bir Tabu Arama algoritması önermişlerdir. Yapılan çalışmalar genel olarak klasik Christofides ve Eilon (1969) ve Gillett ve Johnson (1976) örnekleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Daha

sonra, Cordeau, Gendreau ve Laporte (1997), ÇDARP için rastsal olarak bir çözüm oluşturan Tabu Arama algoritması önermişlerdir. Aynı zamanda bu çözüm periyodik araç rotalama problemini çözmek için de kullanılmıştır. Tüzün ve Burke (1999) ise aynı problem için amacı toplam rotalama maliyetini minimize edecek bir Tabu Arama (TA) yöntemi önermiştir. Cordeau, Laporte ve Mercier (2001) ise sonrasında araç sayısını minimize etmeyi amaçlayan bir TA yöntemi önermişlerdir. Gerçek endüstriyel hayata yaklaşan çalışmayı ise Parthanadee ve Logendran (2006) yapmıştır. Problemlerinde depolar bağımsızdır ve sadece kendi bölgeleri içerisinde çalışmaktadır. Distribütörler, bu şekilde müşterilerin taleplerini aynı bölge içerisinde daha fazla malzeme barındıran diğer depolardan karşılayabilir. Parthanadee ve Logendran (2006) farklı ürünlere sahip, çoklu depolu periyodik dağıtım problemi için karma tamsayılı doğrusal programlama modeli önermiş ve üç farklı uzun süreli bellek kullanımlı Tabu Arama sezgiseli sunmuşlardır. Sonuçlar, özellikle büyük boyutlu problemler için depolar arasında birbirine bağlı operasyonların bağımsız operasyonlara göre maliyetlerde önemli tasarruflar sağladığını ortaya koymuştur. Escobar, Linfati, Toth ve Baldoquin (2014) ise, toplam katedilen araç mesafelerini en aza indirmek için Granüler Tabu Arama algoritması uygulamışlardır.

İlk genetik algoritmalar toplam seyahat mesafesinin en aza indirilmesi problemi için ilk olarak Filipec, Skrlec ve Krajcar (1997), sonrasında Salhi, Thangiah ve Rahman (1998), Skok, Skrlec ve Krajcar (2000) ve Skok, Skrlec ve Krajcar (2001) tarafından önerilmiştir. Vianna ve arkadaşları (1999) tarafından toplam maliyeti en aza indirmek için yerel arama sezgiseliyle birleştirilen evrimsel bir algoritma (paralel genetik algoritma) önerilmiştir. Thangiah ve Salhi (2001), müşterilerin kümelerini tanımlamak için genetik algoritmaların kullanılmasını önermişler ve daha sonra, gezgin satıcı problemini (GSP) kullanarak rotaları belirlemişlerdir. Bu yaklaşım Genetik Kümeleme (GenClust) olarak adlandırılır. Çözümler sonunda, Salhi ve Sari'nin (1997) optimizasyon sonrası prosedürü kullanılarak optimize edilmiştir. Yücenur ve Demirel (2011a), klasik ÇDARP için geometrik şekil tabanlı genetik kümeleme algoritmasını önermişlerdir. Yöntemlerini en yakın komşuluk algoritması ile karşılaştırmışlardır. Yaptıkları çalışma, kendi yazdıkları algoritmanın her bir müşterinin kümelerdeki her bir depoya uzaklıkları açısından daha iyi bir kümeleme performansını daha az bir hesaplama süresiyle sağladığını göstermiştir. Gendreau, Potvin, Bräumlaysy, Hasle ve Løkketangen (2008) tarafından yapılan çalışmada, ARP'nin çeşitli varyantlarını çözmek için meta sezgisellerin uygulanmasına odaklanılıp, çoklu depo probleminin kısa bir revizyonu sunulmuştur. Bunun yanında ÇDARP ve PARP arasındaki eşdeğerlilik de analiz edilmiştir. Burada sunulan meta-

sezgiseller arasında, Genetik Algoritmaların (Filipec, Skrlec, & Krajcar, 2000), sabit araç filoları için Benzetimli Tavlama (Lim & Zhu, 2006) ve Tabu Aramasının (Angelelli ve Speranza, 2002) kullanımı vurgulanmıştır. Meta sezgiselleri öneren diğer çalışmalar (Chao, Golden, & Wasil, 1993 ve Chen, Takama, ve Hirota, 2000) tarafından yapılmıştır.

Problemlerin en çok çalışılan türü kapasite kısıtlı ÇDARP olmuştur. Literatürde önerilen metasezgiseller arasında, Wu, Low ve Bai (2002) ve Lim ve Zhu (2006)'nın Benzetimli Tavlama, Polacek, Hartl, Doerner ve Reimann (2005) ve Polacek, Benkner, Doerner ve Hartl (2008) tarafından önerilen Değişken Komşuluk Arama prosedürü, Lim ve Wang (2005), Aras, Aksen ve Tekin (2011) ve Maischberger ve Cordeau (2011)'nin Tabu Arama algoritmaları vurgulanmıştır. Bu problem türü için aynı şekilde Bae, Hwang, Cho ve Goan (2007), Vidal, Crainic, Gendreau, Lahrichi ve Rei (2010) çalışmalarında da gösterildiği gibi, Genetik Algoritmalar önerilmiştir. Tüm bu çalışmalar Aras ve arkadaşlarının (2011) çalışmaları hariç toplam yol mesafesi veya maliyetinin en aza indirilmesini amaçlamaktadır. Aras ve diğerleri (2011), çalışmalarında araç kullanım oranının maksimize etmeyi hedeflemişlerdir. Bu çalışmalarında amacın bir firmanın bayilerinden kullanılmış dayanıklı eşyaları toplamak olan tersine lojistik probleminden esinlenmişlerdir. Problemleri seçiçi ÇDARP olarak anılır. Tabu Arama prosedürüne ek olarak, yazarlar iki karışık tamsayılı doğrusal programlama (KTLP) modelini de formüle etmiştir.

GRASP (açgözlü rastsal uyarlanabilir arama işlemler) gibi diğer metasezgiseller Villegas, Prins, Prodhon, Medaglia ve Velasco (2010) ve Maya ve diğerleri (2012)'nin çalışmalarında mevcuttur. Sırasıyla rota maliyetini ve mesafeyi en aza indirmektedir. Özyurt ve Aksen (2007), depo konumu belirleme ve araç rotalama problemini Lagrangian gevşemesi (LG) ve Tabu Arama (TA) tabanlı bir melez yaklaşım kullanarak çözmüştür. Bu metodla, Tüzün ve Burke (1999)'nin önermiş olduğu örnekler seti için bulunan en iyi sonuçları geliştirmişlerdir. Matos ve Oliveira (2004) Portekiz, Viseu kentinde 202 yerleşimden oluşan atık toplama sisteminden alınan bir vaka çalışması sunmuşlardır. Çalışmalarında Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO) algoritması önermiş ve literatürdeki diğer metodlarla sonuçlarını karşılaştırmışlardır.

Heterojen filo ve çoklu depolu araç rotalama problem (HFÇDARP) türü için metasezgisellerin tasarımına odaklanan çok miktarda sezgisel algoritma önerilmiştir. Bunlara birkaç örnek olarak toplam dolaşılacak mesafeyi minimize eden hibrid genetik algoritma kullanımını öneren Jeon, Leep ve Shim (2007) ve çalışmalarını Tabu Arama prosedürüyle gerçekleştiren Flisberg, Lidén ve Rönnqvist (2009) verilebilir. Önerilen

algoritmalar arasında Tavlama Benzetimi (TB) kullanan Wu ve diğerleri (2002) de vardır. Kendileri Tavlama Benzetimi ve Tabu Arama yöntemlerini birleştirerek heterojen filolu rotalama problemini çözmüşlerdir. Problemlerinde, depoların yeri, araçların güzergâhları ve müşteri atama problemleri eş zamanlı olarak çözülür. Çoklu depolu zaman pencereli heterojen araç rotalama problemi (ÇDZPHARP) ise, problemlerinde en düşük maliyetli uygulanabilir çözümü bulmak için komşuluk araştıran KTLP ve Yerel Arama İyileştirme Algoritmasını öneren Dondo ve Cerdá (2009) tarafından incelenmiştir.

ÇDARP probleminde zaman pencerelerini dikkate alan çalışmalar da yapılmıştır. Literatürde rotalama problemini zaman pencereleri açısından ele alan ilk metasezgisel çalışma Cordeau ve diğerleri (2001)'ne aittir ve amaç fonksiyonları araç sayılarının minimize edilmesidir. Polacek, Hartl, Doerner ve Reimann (2005) ise ÇDARP için zaman pencereleri ve sabit araç dağıtımı için Değişken Komşuluk Arama (DKA) algoritmasını önermişlerdir. Bu problem aynı zamanda Lim ve Wang (2005) tarafından her depoda tam olarak bir araç bulundurma özelliği ile incelenmiştir. Jin, Mitsuo ve Hiroshi (2005), Yang (2008), Ghoseiri ve Ghannadpour (2010) ve Samanta ve Jha (2011), ÇDZPARP için Genetik Algoritmalarını, Pisinger ve Ropke (2007) ise, rotalama maliyetini en aza indireyecek Uyarlanabilir Geniş Komşuluk Araması (UGKA) prosedürünü önermişlerdir. Ting ve Chen (2009) çoklu karınca kolonisi sistemlerini (KKS) ve Benzetimli Tavlama (BA) birleştiren bir hibrit algoritma sunmuştur. Wang, Zhang ve Wang (2011), başlangıç çözümünü oluşturma aşamasında müşterileri bölüştürmek için BT'yi Değişken Komşuluk Arama algoritması ve kümeleme algoritmasıyla birleştirirken Zarandi, Hemmati ve Davari (2011), BT metodunu rotalama maliyetini en aza indirmek için kullanmışlardır. Çoklu depolu zaman pencereli heterojen araç rotalama problemi (ÇDZPHARP) için Bettinelli, Ceselli ve Righini (2011) tarafından ise dal-kesme ve fiyat algoritması önerilmiştir. Yapılan hesaplamalarda bu algoritmanın yerel arama sezgiselleriyle karşılaştırıldığında daha rekabetçi olduğunu göstermiştir.

Çoklu Depolu Bölünmüş Teslimatlı Araç Rotalama Problemiyle (ÇDBTARP) ya da Çoklu Depolu Toplama ve Teslimatlı Araç Rotalama Problemi (ÇDTTARP) türleri literatürde diğer türlere göre daha az yazar tarafından dikkate alınmıştır. Wasner ve Zapfel'in (2004) çalışması, Avusturya'daki posta, parsel ve parça mal servis sağlayıcısı uygulamasıyla ilgilidir. ÇDTTARP modeli kullanılan bu problemde depo ve aktarma merkezlerinin sayısı ve yerleştirilmesi kararının verilmesi amaçlanmış bunun yanında müşteri atama problemlerine de değinilmiştir. Yazarlar problemleri için yerel bir arama sezgiseli geliştirmişlerdir. Gerçek yaşam problemi çözüldüğünden, maksimum rota

uzunluğunu göz önünde bulundurularak ülkenin topoğrafyasını hesaba katacak ek özellikler algoritmaya eklenmiştir. Karar destek sistemi, çeşitli milyonlarca değişken ve kısıtlamalarla dolu olan büyük ölçekli örneklerin çözümüne izin vermiştir. Pisinger ve Ropke (2007), zaman pencereleri ve araç kapasite kısıtıyla birlikte ÇDATARP'yi incelemişlerdir. Bu yazarlar, toplam rotalama maliyetini en aza indirmek için Uyarlanabilir Geniş Komşuluk Araması'nı önermişlerdir. Flisberg, Lidén ve Rönnqvist (2009) toplamalı ve bölünmüş teslimatlı probleme ek olarak heterojen araç filosu ve zaman pencereleri kısıtlarını da eklemişlerdir. Çalışmalarını İsveç'teki bir orman şirketi üzerine yapmışlardır. Schmid, Doerner, Hartl ve Salazar-González (2010), beton endüstrisindeki firmalardan esinlenerek gerçekçi bir vaka üzerinde çalışmışlar ve alma ve teslimatlı problemlerindeki rotalama maliyetini en aza indirmek için karma tam sayılı doğrusal programlama ve Değişken Komşuluk Arama metodlarını kullanmışlardır. Mirabi, Fatemi Ghomi ve Jolai (2010), araçların teslimat yaparkenki sürelerini en aza indirme sorununu çözmüşlerdir. Her biri yapıcı sezgisel arama ve geliştirme tekniklerinden her birini birleştiren üç hibrid sezgiseli karşılaştırmışlardır. Geliştirme teknikleri olarak deterministik, stokastik ve tavlama benzetimi yöntemlerini kullanmışlardır.

Crevier ve diğerleri (2007), araçların yollarının yenilenebileceği güzergâhlar boyunca ara bölge depoların bulunduğu bir ÇDARP'yi dikkate almıştır. Bu problemlerinde, Kanada'nın Montreal şehrinde gerçek hayattaki bir uygulamadan ilham almışlardır. Uyarlanabilir bellek, tabu arama ve tamsayı programlamayı birleştiren bir sezgisel önermişlerdir. Modelledikleri uygulama, araçların aynı depoda başlayan veya bitebilen ya da iki depoyu müşterilere malları teslim etmek ve araçların kapasitelerini arttırmak için birbirine bağlayan rotalara atamasına izin verir. Zhen ve Zhang (2009) da bu probleme benzer bir problemi üzerinde çalışmışlar ve Uyarlanabilir bellek, alt problemlerin çözümü için tabu arama ve tamsayı programlamayı birleştiren bir sezgisel önermişlerdir. ÇDARP'nin bir başka türünü Zarandi ve arkadaşları (2011) çalışmışlardır. Çalışmalarında, depoların konumlarının yanı sıra araçların güzergâhlarının da tanımlanması gereken çoklu depolu Kapasiteli Konum Rotalama Probleminin (KKRP) bulanık versiyonunu incelemişlerdir. Her müşterinin talebini karşılamak için düğümler arasındaki bulanık seyahat süreleri ve zaman penceresi dikkate alınır. İçerisine simülasyon gömülmüş Tavlama Benzetimi (TB) modeli önerilmiştir. Model standart veri setleri kullanılarak test edilmiştir.

Metasezgisellerin performansını iyileştirmenin en iyi yolu, iyi başlangıç çözümlerinin üretilmesidir. Ho, Ho, Ji ve Lau (2008), başlangıç çözümü oluşturmak için diğer araç rotalama problemleri için yaygın olarak kullanılan (Juan ve diğerleri, 2009) ünlü Clarke & Wright Savings (C & WS) algoritmasının (Clarke & Wright, 1964) kullanımını önermişlerdir. Çözüm yaratılır yaratılmaz En Yakın Komşuluk (EK) sezgiseli, bu çözümü geliştirmek için kullanılmıştır. İlk çözümlerin rastsal oluşturulmasına kıyasla, bu hibrid C & WS + NN yaklaşımının toplam teslim süresi ile ilgili çalışmalar daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir. Li ve Liu (2008), rotaların yürütülmesi sırasında çoklu depolu açık araç rotalama problemini yenilemeler ile ele almıştır. Karınca Kolonisi Optimizasyonu çözüm prosedürüyle birlikte bir model önermişlerdir. Karınca Kolonisi Optimizasyonu paradigmasının diğer uygulamasını bir aracın en uzun seyahat mesafesini en aza indirmeyi hedefleyen ÇDARP'yi çalışan Wang (2013) ve Narasimha, Kivelevitch, Sharma ve Kumar (2013)'in çalışmalarında görebiliriz.

Vidal ve diğ. (2010, 2014), içerisinde ÇDARP, PARP ve kapasite kısıtlı araçlar ve kısıtlı rota süreli ÇDPARP bulunan araç rotalama problemleri ailesini çözmek için genel bir çerçeve önermiştir. Çalışmalarındaki meta sezgiseller, nüfus tabanlı evrimsel araştırmaya dayanan popülasyonun genişliğinin incelemesini, komşuluk arama temelli prosedürlerin agresif iyileştirme yeteneklerini ve gelişmiş nüfus çeşitliliği yönetim stratejilerini birleştirir. Bu metasezgisellerle yapılan çalışmalarında en iyi bilinen çözümleri ve hatta bu üç problemlili durumlar için elde edilen optimal değerleri geliştirdiler. Son yıllarda ÇDARP üzerine yapılan araştırmalarda, değişken komşuluk arama (DKA) algoritmasının birçok değişik türdeki problemin çözümü için kullanıldığı gözlemlenmiştir (Kuo & Wang, 2012; Salhi, Imran, & Wassen, 2014; Xu ve Jiang, 2014; Xu, Wang ve Yang, 2012). ÇDARP'nin gerçekçi bir uygulaması Hirsch, Schroeder, Maggiar ve Dolinskaya (2014) tarafından gemi rotalaması üzerinde yapılmıştır. Çalışmalarında, GRASP (Açgözlü Rastsal Uyarlanabilir Arama İşlemleri) de dahil olmak üzere çeşitli sezgisellerin uygulanmasını önermişlerdir.

Son zamanlarda, hibrid meta sezgisel algoritmaların kullanımı popülerlik kazanmıştır. Liu ve Yu (2013), heterojen filolu araçların bulunduğu bir sistemdeki bir aracın maksimum dolaşım mesafesini en aza indirmek için hibridize edilmiş bir genetik algoritma - karınca kolonisi optimizasyon prosedürünü sunmuşlardır. Liu (2013), genetik algoritma, arı koloni optimizasyonu ve tavlama benzetimini klasik ÇDARP'yi çözmek için eşleştirmeyi önermiştir. Rahimi-Vahed, Crainic, Gendreau ve Rei (2013), kapasiteli

ve rota süre kısıtı olan ÇDARP için yeniden bağlantı yolunu kullanmışlardır. Vidal, Crainic, Gendreau ve Prins (2014), sınırsız araç filosuna sahip klasik ÇDARP için yinelenen yerel aramalı hibrid bir genetik algoritma önermiştir ve dinamik bir programlama sunmuşlardır. Subramanian, Uchoa ve Ochi (2013), ÇDARP ve karışık alma ve teslimatlar içeren ÇDARP için bir meta sezgisel bir metod önermişlerdir. Önerilerindeki algoritmaları yenilenen yerel aramaya dayalıdır ve rekabetçi çözümler elde etmek için set bölümlendirme modelinden faydalanır. Sitek, Wikarek ve Grzybowska (2014), çok basamaklı kapasiteli araç rotalama problemi için karma tamsayıli lineer programlama (KTLP) modeli ve Kısıt Programlaması (KP), ile birleştirilmiş çoklu etmen sistemi sunmuşlardır.

4.2.2. Çok Amaçlı ÇDARP

İşletmelerde bulunan gerçek lojistik problemlerinin önemli bir özelliği, karar vericilerin sıklıkla birden fazla amaçla eş zamanlı olarak ilgilenmeleri gerektiğidir. Bu amaçlar bazen çelişkilidir (örneğin, araç sayısını en aza indirmek ve hizmet seviyesini en üst düzeye çıkarmak). Literatürde, çok amaçlı ÇDARP üzerinde çalışma yapan çok az makale bulunmaktadır.

Lin ve Kwok'un (2005) çalışması, araçların birden fazla kullanımı ile lokasyon rotalama problemi (LRP) olarak adlandırılan ÇDARP'nin gerçekçi bir özel durumunu inceler. Bu problemde, depo yerlerinin, araçların rotalamasının ve araçlara rotaların atanmasına ilişkin kararlar eş zamanlı olarak ele alınmaktadır. Tabu arama ve benzetimli tavlama prosedürleri, rastsal oluşturulmuş ve gerçek veriler üzerinde tasarlanmış ve test edilmiştir. Amaçlanan toplam operasyonel maliyetin ve araç yükünün dengesinin en aza indirilmesidir. Araçlara rotaların atanması için eş zamanlı ve sıralı yöntemler test edilir. Sonuçlar, rotaların kapasite kısıtlı olduğu, ancak zaman boyutunda olmadığı problemlerdeki eş zamanlı versiyonların, sıralı sürümlere göre avantajlı olduğunu göstermektedir. Eş zamanlı versiyonlar, dominant olmayan çözümler üretmede sıralı versiyonlara göre daha etkilidir.

Boş veya yüklü konteynerlerin taşınmasıyla oluşan gerçek hayat ulaştırma problemi Tan, Chew ve Lee (2006) tarafından incelenmiştir. Problemi kamyon ve römork aracı rotalama problemi (KRARP) olarak adlandırılmış olsa da bu problem ÇDARP'nin bir türü ile ilgilidir. KRARP'ye yönelik çözüm, zaman pencereleri ve römorkların müsaitliği koşuluyla işlerin minimum rotalama mesafesi ve araç sayısı ile tamamlanması

için eksiksiz bir rotalama programı bulmaktan ibarettir. Yazarlar, çok amaçlı olan bu problemi, özelleştirilmiş genetik operatörler, değişken uzunlukta temsil ve yerel arama sezgiselleriyle oluşturulmuş hibrid ve çok amaçlı evrimsel bir algoritma kullanarak çözümlemişlerdir. Lau, Tang, Ho ve Chan (2009), çalışmalarında seyahat süresinin bir kısıtlama olmadığı, ancak toplam dolaşım mesafesi ile birlikte optimize edilecek bir amaç fonksiyonu olduğu çok amaçlı bir model düşünmüşlerdir. Önerilen çözüm: bulanık mantık eşliğinde, dominant olmayan sıralamalı genetik algoritma olarak adlandırılan melez bir meta sezgiseldir. Çözüm prosedürü, mutasyon ve çaprazlama olasılıklarını dinamik olarak ayarlamak için bulanık mantık kullanır. Algoritma, iyi bilinen algoritmalarından, dominant olmayan sıralama genetik algoritmalar, bulanık mantıkla ve bulanık mantık olmaksızın güçlü evrimsel pareto algoritması ve bulanık mantıkla ve bulanık mantık olmaksızın micro genetik algoritmayla ile karşılaştırılır. Deneyler, önerilen bulanık mantık eşliğinde, dominant olmayan sıralamalı genetik algoritma prosedürünün diğer prosedürleri geride bıraktığını göstermiştir. Bu teknik, toplam dolaşım mesafesine bağlı maliyeti ve toplam dolaşım süresine bağlı maliyetin en aza indirildiği problemi çözmek için Lau, Chan, Tsui ve Pang (2010) tarafından da kullanılmıştır. Çalışmalarında, dal ve sınır, standart genetik algoritma (bulanık mantık yönlendirilmesinde olmadan), benzetimli tavlama ve tabu arama prosedürü gibi çeşitli arama yöntemleri, rastsal oluşturulmuş veri kümelerinde bulanık mantıklı GA ile karşılaştırılmak için uygulanmıştır. Deneylerinin sonuçları, bulanık mantıklı GA'nın diğer yöntemleri geride bıraktığını göstermektedir. Ombuki-Berman ve Hanshar (2009) ve Weise, Podlich ve Gorltd (2010) da bir genetik algoritma önermişlerdir. İlk yazarlar toplam maliyeti ve araç sayısını en aza indirmeye hedeflerini düşünürken, daha sonra çalışmaya eklenen yazarlar toplam mesafeyi, araçların kullanılmayan kapasitelerini ve dış kaynaklı teslimatların sayısını göz önünde bulundurmışlardır. Taşıma maliyetlerini en aza indirmek ve müşterilere yapılan teslimatların olasılığını en üst düzeye çıkarmak için Hasanpour, Mosadegh-Khah ve Tavakoli Moghadam (2009) tarafından Tavlama Benzetimi prosedürü sunulmuştur.

Weise, Podlich ve Gorltd (2010), ortak girişimli akademi araştırma projesinden esinlenen bir gerçek hayat problemi için evrimsel hesaplamanın kullanımını sunmuşlardır. Uygulamanın sonuçları, araştırma ile ilişkili işletmelerin kullandıkları geleneksel rotalama yapısıyla karşılaştırılmıştır. Zaman pencereleri ve bölünmüş dağıtımli çok amaçlı ÇDARP, Dharmapriya ve Siyambalapitiya (2010) tarafından incelenmiştir. Optimize edilecek hedefler, toplam taşıma maliyeti, kat edilen toplam

mesafe, araç kapasitesinin tam kullanımı ve yük dengeleme olarak tanımlanmıştır. Problem Tabu Arama, Tavlama Benzetimi ve Açgözlü bir algoritma kullanılarak çözülmüştür. Tavakkoli-Moghaddam, Makui ve Mazloomi (2010) ise depo yeri ve araç rotalarının eş zamanlı olarak tanımlanması gereken çok amaçlı problem üzerinde çalışmışlardır. Bu problem literatürde Çoklu Depolu Lokasyon Rotalama Problemi olarak bilinmektedir. Geleneksel olarak, bu sorun sırayla çözülmektedir: ilk olarak, depoların yeri belirlenir ve daha sonra araçların rotalama yapılır. Bu yazarlar, sunulan toplam talebi en üst düzeye çıkarmayı ve toplam işletme maliyetini (depolarının açılma maliyeti ve değişken teslimat maliyetleri) en aza indirmeyi amaçlayan bir dağınık arama algoritması önermişlerdir. Deney sonuçları, önerilen çok amaçlı dağınık arama (ÇADA) algoritmasının, Elit Tabu Araması (ETA) prosedüründen daha üstün olduğunu göstermiştir. Dağınık arama, yeni çözümler oluşturmak için referans setleri birleştirerek, bir dizi çözüm üzerinde çalışır. Daha sonra, referans setinden rastgele seçilmeyen bir alt set ve seçilen çözümler, bir iyileştirme mekanizmasını çalıştırmak için başlangıç çözümleri elde etmek üzere birleştirilir.

Jiang ve Ding (2010) dağıtım maliyetini, müşteri memnuniyetsizliğini ve bozulma ölçüm modelindeki rota değişikliklerini ve bağışıklık algoritmasını minimize etmişlerdir. Prosedür basit bir örnek kullanılarak test edilmiştir. Ghoseiri ve Ghannadpour (2010), toplam filo büyüklüğünü ve toplam mesafe sapmasını eş zamanlı olarak optimize etme problemini hedef programlamayla birlikte genetik algoritmanın birleşimini kullanarak ele almışlardır. Venkatasubbaiah, Acharyulu ve Chandra Mouli (2011), çok amaçlı problemi çözmek için bir Bulanık Hedef Programlama Metodunun kullanılmasını önermişlerdir. İşlemin etkinliğini arttırmak için bir bulanık maks-min operatör de önerilmektedir. Li ve Liu (2011) kendi çalışmalarında araç sayısını ve toplam seyahat mesafesini en aza indirgeyecek bir genetik algoritma önermişlerdir. Adelzadeh ve diğeri (2014), bulanık zaman pencereli ve heterojen araç filolu ÇDARP'nin özel durumu için matematiksel bir model ve bulanık tabanlı bir sezgisel önermişlerdir. Martínez- Salazar ve diğ. (2014), nakliye maliyetini ve yük dengelemesini en aza indirmek için lokasyon rotalama problemini (LRP) incelemişlerdir. İki amaçlı problem matematiksel programlama kullanılarak formüle edilmiş ve iyi bilinen Dominant Olmayan Sıralamalı Genetik Algoritması 2 ile çözülmüştür. Mirabi (2014), seyahat mesafesi ve servis için bekleyen müşterilerin bekleme sürelerini en aza indirmek için benzetimli tavlama ve elektromanyetizmanın birleştirildiği hibrit bir meta-sezgisel algoritma önermiştir. Rodrigues Pereira Ramos, Gomes ve Barbosa-Póvoa (2014), atıkların toplandığı bir

tedarik zincirindeki çok depolu bir araç rotalama probleminde seyahat mesafesini ve karbon emisyon düzeyini aynı anda değerlendirmişlerdir.

1984 yılında çok depolu araç rotalama problemi ile ilgili ilk yayın ortaya çıkmıştır. Bu konuyla ilgili bilimsel literatürde bugüne birçok makale yayınlanmıştır. 1980'lerin ortalarında ÇDARP'de ilk çalışmalar yayınlanmıştır. Günümüze geldikçe ARP türlerinden ÇDARP ile ilgili yayın sayısından oldukça yüksek ivmeli bir artış gözlenmiştir. Önümüzdeki yıllarda bu ivmenin daha da artacağı beklenmektedir. Günümüze kadar gelen eserlerin çoğu maliyet, mesafe veya zamanın en aza indirilmesi üzerinde yoğunlaşmıştır. Araç yük dengeleme ile ilgili makaleler, aslında birden çok hedefi aynı anda optimize etmek isteyen çoğu zaman maliyet ve araç yükünü baz almış çalışmalardır. Genel olarak literatürde bahsedilen çalışmaların çoğunluğu tek amaçlı problemle ilgilidir. Çok amaçlı probleme dair çalışmalar tek amaçlı rotalama problemlerine göre sayıca daha azdır.

Kesin çözümlü algoritmalar basitleştirilmiş kombinatoriyal optimizasyon problemleri veya küçük ölçekli örnekler için kullanışlılığını kanıtlamış algoritmalar ancak büyük ölçekli problemler için uygulanamazlar. Daha büyük örnekleri çözebilecek yaklaşımlarda daha büyük bir odaklanmaya ihtiyaç vardır. ÇDARP'nin NP-zorluğu nedeniyle, yaklaşık sezgisel yaklaşımlar önerilmiştir. Mevcut yaklaşımlardan Tabu Arama, Genetik Algoritmalar ve Tavlama Benzetimi, genel olarak literatürde en çok kullanılanlardandır. Karınca Kolonisi Optimizasyonu ve Değişken Komşuluk Araması gibi diğer meta sezgiseller ise daha az çalışılmıştır. Meta sezgiseller, araç rotalama problemlerinin büyük çoğunluğu için en gelişmiş metodlar olarak da adlandırılmaktadır.

Müşterilere ürün teslim eden araçlar için en uygun bir rotayı bulmak, herhangi bir lojistik sistemdeki en önemli işlevlerden biridir. 1959'un sonlarında literatürde önerilen ilk eserlerden bu yana, araç rotalama problemleri ile ilgili literatür oldukça artmaktadır. ÇDARP ile ilgili ilk çalışmalar 1980'lerin ortalarında yayınlandığından bu yana bilimsel literatürdeki yerini sağlamlaştırmakta ve bu konuyla ilgili yapılan çalışma sayıları gün geçtikçe artmaktadır.

ÇDARP ile ilgili ilk çalışmalar genel olarak kesin algoritmalar (matematiksel modeller, dal ve sınır yöntemleri) önermiştir. Bilgisayarların gelişimi ve meta sezgisellerin artan popülaritesi ile, araştırmalar daha sonra, problemi etkin bir şekilde çözmek için genetik algoritmalar, tabu arama prosedürleri, tavlama benzetimi, karınca kolonisi optimizasyon algoritmaları ve hatta değişken komşuluk prosedürleri önermeye odaklanmıştır. Sonraki çalışmalarda hibrid yöntemler önerilmeye başlanmış ve bunların

etkililiği benchmark örneklerinin sonuçlarıyla karşılaştırılarak kanıtlanmıştır. Araç rotalama problemlerini çözmek için birçok metasezgiseller mevcuttur. Artık araştırmacıların dikkatini gerçeğe daha yakın ve karışık problemler çekmektedir. Bu problemleri karmaşıktıracak ek kısıtlar olarak ürün alma ve teslimat, kısıtlı araç kapasitesi ve teslimat zaman penceresi örnek verilebilir.

ÇDARP'deki ilk çalışmaların çoğu, seyahat maliyetinin, mesafenin veya zamanın minimize edilmesiyle ilgilenmişlerdir. Çok az makale geleneksel olmayan amaç fonksiyonlar geliştirmiştir. Buna ek olarak, lojistik problemler doğası gereği çok amaçlıdır, bu da birbiriyle çelişen birçok kriterin aynı anda dikkate alınması gerektiği anlamına gelir. Çok depolu araç rotalama problemleriyle ilgili çok az sayıda yayınlanmış çalışma, çoklu hedeflerle ilgilenmektedir. Çok amaçlı optimizasyonda yapılan araştırmalar, diğer amaçlarda bir bedel ödemedi, amaç fonksiyonlarının hiçbirinin geliştirilemeyeceği düşüncesiyle yapılmaktadır. Bu nedenle, araştırmalar çok amaçlı durumlar için etkili önerilerde bulunmalı ve etkili karar verme araçlarını önermeye odaklanmalıdır. Amaç, birkaç hedefi göz önünde bulundurmak ve sıralı olarak optimize etmek (problemden bir amacı optimize etmeye odaklanmak ve sonrasında bu çözümle diğer amaçları ikincil olarak optimize etmeye çalışmak) değildir. Bu tür problemlerde amaç dominant olmayan çözümler bulmaktır.

Son olarak, kısıtlanan doğal kaynakların optimal kullanımıyla ilgili dünya çapında artan ilgiyle, işletmeler ve tedarik zincirleri bu eğilime uyum sağlamak için yeniden düzenlenmelidir. Klasik ekonomik optimizasyondan daha ileriye gitmek için, optimizasyon problemlerinde sosyal ve çevresel ölçütlerin dahil edilmesi son derece önemlidir. Montoya-Torres (2014) makalesi, lojistik dağıtım süreci (yani araç rotalama kararları) dahil olmak üzere tedarik zinciri karar verme süreçlerinde sürdürülebilirlik konularını dikkate alan genel bir çerçeve sunarken, Montoya-Torres, Muñoz-Villamizar ve Vega-Mejía (2014), seyahat masraflarının ve karbon emisyonlarının en aza indirilmesi için şehir lojistiğinde ÇDARP'nin uygulanmasını önermişlerdir. Lojistik dağıtım sorunlarının çözümünde ekonomik, çevresel ve sosyal meseleler gibi sürdürülebilir konuları dikkate almaya yönelik bazı girişimler literatürde Sbihi & Eglese, (2007)'nin çalışmasında mevcuttur.

BÖLÜM V

ÇOKLU DEPOLU ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİNİN NÖROGENETİK ALGORİTMALAR YÖNTEMİYLE ÇÖZÜLMESİ

Bu bölümde çoklu depolu araç rotalama problemi çözümü için için hibrid bir algoritma önerilmektedir. Bu algoritma K-means kümeleme yöntemi, genetik algoritma ve yapay sinir ağlarının hibrid bir şekilde kullanılması ile ortaya çıkmaktadır. Önerilen yöntemlerin bir arada kullanılmasıyla elde edilen yapı literatürde yer alan mevcut çoklu araç rotalama benchmark (kıyas) problemleri üzerinde test edilmiştir.

5.1. Problem Açıklaması

Günümüz küresel dünyasında lojistik faaliyetlerin önemi gittikçe artmış, bu sebepten dolayı ortaya çıkan yüksek ulaşım maliyetlerinin kontrol edilmesi ve azaltılması kaçınılmaz olmuştur. Günümüz üreticileri ve lojistik firmaları dağıtım sistemlerine daha çok yatırım yapmaya ve dağıtım sistemlerinin maliyetlerini azaltmak için çözüm odaklı yollar arayışında bulunmaktadırlar (Düzakın, 2009). İşletmenin karlılığını ve müşteri memnuniyetini arttırabilmesi, taleplere ve diğer değişikliklere firmalar olarak uyum sağlayabilmeleri için hızlı bir şekilde araçların rotalarını planlayacak bir sisteme ihtiyaç duyulmaktadır. Bu sistemin oluşmasıyla beraber dinamik olarak yeni müşteri taleplerinin ortaya çıkması veya araçlarda oluşabilecek arıza durumlarında araçların rota planı hızlı bir şekilde yeniden oluşturulabilecektir. Tüm bu düşünce ve amaçlar araç rotalamasının sürekli gelişimini sağlamıştır (Vural, 2006).

Araç Rotalama Problemi (ARP) en basit haliyle, n adet müşteriye hizmet sağlamak için kısıtların göz önünde bulundurulduğu, maliyetin en aza indirgenmesinin amaçlandığı rotalama problemi olarak ifade edilebilir.

İşletmelerde ürünlerin dağıtımını sırasında karşılaşılan bu problem, bazı sektörlerde oldukça yüksek maliyetlere neden olmaktadır. Bu sebeple ARP'nin etkili bir şekilde çözümü işletmelere yüksek maliyet tasarrufları sağlanması açısından önemlidir. Dağıtım sisteminde yer alan kısıtlara göre çeşitli ARP türleri bulunmaktadır. Bu kısıtların en önemlileri araç sayısı, aracın kapasitesi ve süre kısıtıdır. ARP, çözümü zor bir kombinatoriyal optimizasyon problem türüdür. Literatürde bu problem türü NP-Hard olarak geçmektedir (Blazewicz, Lenstra, & Rinnoy Kan 1983). Problemin çözüm uzayı,

problemde yer alan müşterilerin sayısı ile üstel (orantılı) olarak genişler. Literatürde ARP'ye çözüm üretmek için geliştirilen birçok yöntem bulunmaktadır. Bu çalışmalar Kesin ve Yaklaşık yöntemler olarak ikiye ayrılmaktadır. Kesin yöntemler küçük problemler için optimum sonuç bulmasına rağmen, problem boyutu büyüdüğünde oldukça fazla hesaplama gücüne gereksinim duymaktadırlar. Yaklaşık yöntemler ise büyük problemlerde daha az işlemle ve hesaplama süresiyle optimuma yakın, iyi kalitede çözümler üreten sezgisel yöntemlerdir. ARP için en etkili sonuçlar veren algoritmalar metasezgisel algoritmalarlardır.

ARP'nin birçok türü vardır. Bunlar: Statik Araç Rotalama Problemi, Dinamik Araç Rotalama Problemi, Kapalı Uçlu Araç Rotalama Problemi, Açık Uçlu Araç Rotalama Problemi, Kapasite Kısıtlı Araç Rotalama Problemi, Mesafe Kısıtlı Araç Rotalama Problemi, Zaman Pencere Araç Rotalama Problemi, Tek Depolu Araç Rotalama Problemi ve Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi şeklindedir. Bu tezde Araç rotalamanın "Çoklu Depolu" türü incelenecektir.

Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi (ÇDARP) uygulamada oldukça kullanılan, özel bir araç rotalama problemidir. Bu problemde araçlar, bir dizi müşteriye (her biri için belirli bir zaman aralığında) hizmet verecek şekilde rotalanarak herhangi bir depodan çıkar ve dağıtımını yaptıktan sonra tekrar çıktığı depoya geri döner.

Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi çözümü çok zor problemler sınıfı olan NP-hard sınıfındadır; bu, problemi boyutu büyüdükçe optimuma ulaştıran etkili bir algoritmanın mevcut olmadığı anlamına gelir (Blazewicz, Lenstra, & Rinnoy Kan 1983). Bu nedenle, sorunun kesin bir algoritma ile çözülmesi zaman alıcıdır ve hesaplama zorlaşmaktadır, dolayısıyla bu kategori sorunlarıyla başa çıkmak için buluşsal ve meta-sezgisel algoritmalar kullanılmaktadır (Mirabi ve diğerleri, 2010).

Bu çalışmada çoklu depolu araç rotalama problemi için K-means, genetik algoritma ve yapay sinir ağlarından oluşan hibrid bir yaklaşım kullanılacaktır.

5.2. Çalışmanın Amacı

Araç Rotalama Problemlerindeki esas amaç toplam seyahat mesafesini ve çözümde kullanılan toplam araç sayısını minimize ederek, problemde var olan kısıtları da göz önüne alarak optimuma yakınsayan rotaları tasarlamaktır. Bu tasarımda araçların kapasitesi, sınırlı zaman ve depo veya depoların mevcut konumu dikkate alındığında günümüzdeki pek çok duruma kolayca uyarlanabilecek bir yapı ortaya çıkmaktadır. Bu

çalışmada, çoklu depolu araç rotalama probleminin çözümü için K-means, genetik algoritma ve yapay sinir ağlarının bir arada kullanılmasıyla oluşturulan hibrid bir yapı önerilmiştir. Problemden amaç tüm araçlar tarafından kat edilen toplam seyahat mesafesinin depo mesafelerini göz önünde bulundurarak minimize edilmesidir.

5.3. Çalışmanın Önemi

Literatürde araç rotalama problemlerini çözmek için geliştirilmiş çok sayıda algoritma mevcuttur. Bu tez çalışmasında öncelikle K-means yöntemi ile kümeleme yapılacak, daha sonra ise Genetik Algoritma (GA) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) algoritmalarının hibrid bir şekilde kullanılması ile elde edilen Nörogenetik algoritma ile Çoklu Depolu Araç Rotalama Problemi çözülecektir.

Metasezgisel yöntemlerin kullanımında karşılaşılan en büyük zorluk, genellikle global arama ve yerel arama arasında iyi bir denge geliştirilmesinde ortaya çıkmaktadır. Bu çalışmada ise depoların kümelenmesi için K-Means kümeleme algoritması ile birlikte GA ve YSA yaklaşımları kullanılmış, GA ve YSA yaklaşımlarının yinelemeleri değiştirdiği ve önceki en iyi yinelemeyi iyileştirmeye çalıştığı hibrid bir yaklaşım kullanılmaktadır. Sonuç olarak, tedarik zinciri içerisinde ve lojistikte önemli bir karar alanı olan ürünlerin müşterilere ulaştırılması konusunda yapılacak olan bu çalışmada K-Means, GA ve YSA'nın bir araya getirilmesi ile ortaya konan hibrid algoritma yapısının orta sayıda müşterisi bulunan ve araç kapasitesinin düşük olduğu problem setleri için iyi çözümler üretmesi hedeflenmektedir.

5.4. Çalışmanın Modeli ve Çözümü

Çoklu Depolu ARP problemi bu çalışmada Cordeau ve diğerlerinin (1997) benchmark problemleri üzerinde hibrid algoritmalar yöntemiyle çözülmüştür. Cordeau vd. yaptıkları çalışmada tabu araması algoritmasıyla ÇDARP'ye çözüm aramışlardır. Uygulamada belirli bir sonuç etrafında daireler çizmeyi engellemek ve arama alanını genişletmek adına çeşitlendirme ve yoğunlaşma özellikleri olan TA kullanılmıştır. Çeşitlendirme ile arama sürecinin, çözüm alanının sınırlı olmayacağından emin olmayı amaçlamış ve geçmişteki çözümleri takip ederek sık gerçekleştirilen hamleleri yasaklamışlardır. Yoğunlaştırma ile bilinen en iyi çözümlerin etrafında vurgulanmış bir arama gerçekleştirmişlerdir.

Tezin uygulama kısmında Cordeau ve diğerlerinin benchmark örnekleri kullanılmıştır. Bunun nedeni çoklu depolu ARP'li problem çözümünde sıklıkla tercih edilmesi ve kıyaslama yapabilme şansının oluşudur.

Tablo 4

Cordeau vd. (1997) Benchmark Problemlerinin Özellikleri

Problem Türü	Depo	Depo Başına Araç Sayısı	Araç Kapasitesi	Müşteri Sayısı
p01	4	4	80	50
p03	5	3	140	75
P04	2	8	100	100
P05	2	5	200	100
P06	3	6	100	100
P07	4	4	100	100

Tablo 4'te belirtilmiş problemlerdeki müşteri sayıları, müşterilerin talepleri ve müşterilerin konumları birbirinden farklıdır. Problemdeki amaç en kısa yoldan ağdaki tüm müşterilere araç kapasitelerini aşmadan hizmet verebilmektir. Burada her bir müşterin yalnızca tek bir araçtan ve tek bir depodan yalnızca bir kere hizmet almaktadır. Araçlar ise kendilerine atanan depodan çıkmak ve kendilerine atanan rotadaki tüm müşterilerin talebini karşıladıktan sonra aynı depoya geri dönmek zorundadırlar.

Uygulamanın çözüm yöntemi olarak hibrid algoritmalar kullanılmıştır. Öncelikle çoklu depolu problemlerin depo-müşteri ataması K-Means kümeleme algoritması kullanılarak yapılmıştır. Bunun nedeni depo koordinatları, depo sayısı ve müşteri koordinat ve sayısı belirli olan problemler içerisinde hangi müşterinin hangi depoya atanması gerektiğini bulmaktır. K-means kümeleme algoritmasıyla elde edilen sonuçlara Nörogenetik algoritmalar uygulanmıştır. GA'ya aktarılan kümelenmiş depo ve müşterilere en yakın komşuluk, tasarruf ve rastsal metotlar kullanılarak rotalar tasarlanmış ve başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Ardından YSA'ya aktarılan kromozomlara her bir iterasyonda yenilenen öğrenme algoritmaları uygulanmıştır. Hibrid metotları oluşturan K-Means, GA ve YSA'ya dair bilgiler sırayla aşağıda detaylandırılacaktır.

5.4.1 K-Means Kümeleme Algoritması

ÇDARP çözümünde çoklu sayıdaki depolardan dolayı mevcut müşterilerin belirli depolara atanması gerekmektedir. Bunun için ise kümeleme yapılması gerekmektedir. Cordeau vd. (1997) kıyaslamalarını çözmek için K-Means kümeleme algoritması kullanılmıştır. K-Means kümeleme metodu N adet noktadan oluşan bir kümeyi K adet kümeye ayırmaktadır. Kümeleme yapılmasında hedeflenen şey kümeleme sonrası elde edilen bölümlerin kendi aralarındaki benzeşimin az, kendi içlerindeki benzeşimin çok olması yönündedir (Arthur, 2006)

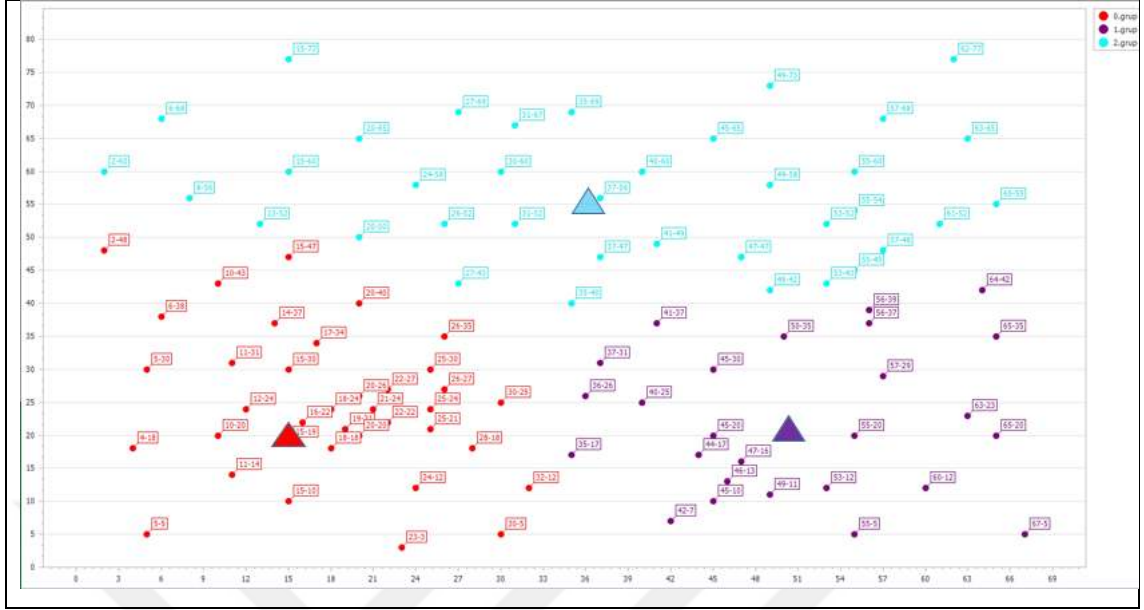
K-Means Kümeleme Algoritması en çok tercih edilen kümeleme yöntemlerinden birisidir. Bunun en önemli nedenleri büyük ölçekli kümeleri kısa sürede istenen küme sayısına göre bölümlendiriyor olması, etkin çalışması ve problemlere uygulanmasının kolay olmasıdır (Phillips, 2002). K-Means kümelemesinde K, verilerin toplamda kaç kümeye ayrılacağını belirtmektedir. Algoritma, verilerin bölümlendirildiği kümeye olan mesafelerinin toplamını minimize etmeye çalışmaktadır. Bu kümeleme yöntemi iteratif yapıya sahiptir ve bu nedenle genellikle iyi çözümler sunmaktadır.

Standart bir K-Means aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır:

- i. Küme merkezi belirlemesinin yapılması
- ii. Belirlenen merkez dışında kalan noktaların uzaklıklara göre kümelenmesi
- iii. Oluşan kümelemede yeni merkezlerin belirlenmesi
- iv. Belirlenen merkezlerin yeri değişmeyene dek yukarıdaki adımların yinelenmesi

Tablo 5’de p07 için K-Means ile oluşturulan kümeleme sunulmaktadır. K-Means Kümeleme Algoritmasında küme merkez noktalarını belirtmek adına K adet nokta tesadüfi olarak seçilmektedir. Geriye kalan noktalar ise Öklid mesafesine göre yakın oldukları kümelerle atanmaktadır. Her bir iterasyonda kümelerin ortalama değeri ölçülerek küme içerisinde yeni merkez olarak adlandırılacak noktalara karar verilir ve ardından yeni merkez olarak belirlenen noktalara diğer noktaların ne kadar uzak olduğuna bakılarak kümelerdeki elemanlar yeniden güncellenir. Artık hiçbir noktada değişiklik olmayana kadar bu adımların tekrar edilmesi sonrasında iteratif yapıdaki K-Means çalışmayı nihai kümeleri belirleyerek durdurmaktadır.

Tablo 5

P07 için K-Means ile Oluşturulan Kümeleme

Bu çalışmada Cordeau vd. (1997) kıyaslama örneklerinin çözümü için öncelikle K-Means kümeleme algoritması kullanılmıştır. Algoritma C # programlama dilinde kodlanmıştır. Her problem için depo sayısı ve koordinatları kıyaslama örneklerinde verilmesinden ötürü kaç kümenin oluşturulacağı problemin başında belirlidir. Koordinatları verilen bu depolar başlangıç noktası olarak alınıp bu noktalara en yakın noktalar Öklid Mesafesi formülüyle belirlenmiştir. Mevcut depolara en yakın noktaların kümelenmesi belirli bir iterasyon sonunda oluşturulmuştur. Oluşturulan kümeler rotalamanın yapılması için Genetik Algoritma'ya aktarılmıştır.

5.4.2. Genetik Algoritma

Darwin'in evrim teorisinden ilham alınarak oluşturulan Genetik Algoritmalar (GA), doğadaki seçilim kurallarına göre tasarlanmış, en güçlü ve iyunin korunduğu bir arama algoritmasıdır. GA'da eş boyutlu adaylar mevcuttur. Bu adaylardan tesadüfi bir şekilde ve belirli bir miktarda bir popülasyon yaratılmaktadır. Popülasyonda her bir bireyin kromozomları mevcuttur ve bu kromozomlar yardımıyla yeni bireyler üreterek her bir nesilde popülasyonlar farklılıklara uğrar.

GA, evrimi baz alan bir programlamadır. Temelinde canlıların farklı çevrelere uyum sağlayabilme özelliği yatmaktadır. GA popülasyonunda elde edilen çözümler her bir yinelemede bir sonraki çözüme taban oluşturmak adına kullanılmaktadır. Algoritmada

her yinelemede amaç fonksiyonuna uyan özellikteki bireyler seçilmektedir (Blum ve Roli, 2003).

Global aramalarda başarılı olan GA, ARP için çözüm üretirken üretilen kromozomlar rotalara göre ayarlanır. Rotalara için ayarlanan kromozomlar depodan çıkan araçların sayısını, müşteri numaralarını ve rota bilgilerini içermektedir.

1	2	3	4	5	6
---	---	---	---	---	---

Şekil 6. GA’da üretilen kromozom

0	1	2	0	3	4	0	5	6	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Şekil 7. GA’da üretilen kromozomun rotalaması

Şekil 6’daki 6 adet müşteri noktası için GA’da ilk üretilen kromozom yapısıdır. Şekil 7’de ise bu müşterilere gidecek olan araçların kaç adet olduğu ve araçların depodan çıkıp hangi müşterilere ziyaret edeceği ve ardından depoya döneceği bilgisinin kromozom halinde rotalanmıştır. Şekil 7’de bir depo için 6 adet müşteri ve üç adet araç ataması yapılmıştır. Kromozom 10 adet genden oluşmaktadır. 0’lar depodan çıkma ve depoya varma hareketlerini ifade etmektedir.

GA’da üç adet genetik operatör bulunmaktadır: seçim, çaprazlama ve mutasyon. Bu operatörlerin bazıları doğadan esinlenerek oluşturulmuştur. GA’da tüm bu operatörlerin problem çözümü için uygulanmasına gerek yoktur. Bunun nedeni her bir fonksiyonun birbirinden bağımsız çalışıyor olmasıdır.

ÇDARP çözümünde rotalama yapılırken tüm müşteriler göz önünde bulundurulmakta ve herhangi bir rotaya atanmamış bir müşteri bulunmamaktadır. Araçların yükleme kapasiteleri hepsinde aynıdır. Bu problem türü periyodik araç rotalama problem türü olmadığı için araçlar aynı gün içerisinde bekleme yapmadan depoya geri dönmek zorundadır.

Bu problemi kısıtlarına ve amaç fonksiyonuna uygun çözümleyebilmek için başlangıç çözümü olarak Clarke ve Wright Tasarruf Metodu ve En yakın Komşuluk metodu birlikte kullanılmıştır.

Clarke ve Wright’ın Tasarruf Algoritmasında belirli bazı kurallar vardır. Rotalama problemini tam olarak çözmek zordur. Bu nedenle bir dizi sezgisel yaklaşım

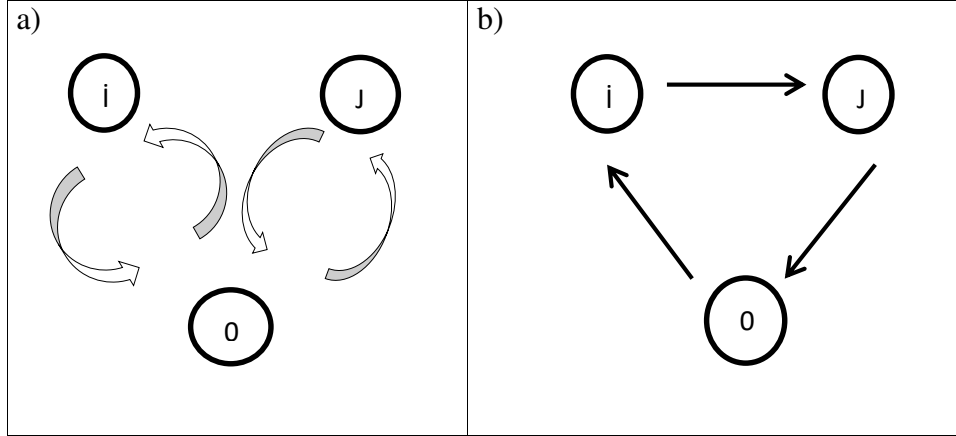
geliştirilmiştir. Clarke ve Wright'ın Tasarruf Metodu bunlardan biridir. Kavramsal olarak en basit sezgisellerden biri Clarke ve Wright'ın Tasarruf Algoritmasıdır.

Algoritma şu şekilde ilerler:

1. n rota yarat: $v_0 \rightarrow v_i \rightarrow v_0$, her i için ≥ 1 ;
2. Tüm $i, j \geq 1$ ve $i \neq j$ için $s_{ij} = d_{i0} + d_{0j} - d_{ij}$ ile verilen i ve j dağıtım konumlarını birleştirmek için gerekli tasarrufları hesaplanmalıdır.
3. Tasarrufları azalan düzende sıralanmalıdır.
4. (Kalan) tasarruf listesinin en üstünde başlamak kaydıyla, aşağıdaki en büyük (kalan) tasarrufla ilişkilendirilen iki yolu birleştirilmelidir:
 - (a) İki teslimat yeri aynı güzergâhta değildir;
 - (b) Hiçbir teslimat yeri birbirinin rotası içerisinde yer almaz, bu da her iki notanın da ilgili rotalarındaki depoya doğrudan bağlı olduğu anlamına gelir;
 - (c) Talep G ve mesafe kısıtlamaları D , birleştirilmiş rota tarafından ihlal edilmez.
5. Ek tasarruf sağlanana kadar adım (3) tekrar edilir.

Tasarruf metodu yoldan tasarruf edebilmek birden fazla araç yerine bir aracın gidebileceği bir sistemde çalışır. Bu metod bize yol, zaman ve kullanılan araç tasarrufu sağlamaktadır. Tablo 6'da Clarke & Wright Tasarruf Metodu kullanılmış olup, 0 depoyu temsil etmekte i ve j ise müşterileri göstermektedir. Tasarruf metodunda a durumundan b durumuna geçiş vardır. İlk kısımda önce i müşterisine gidip depoya geri dönüp tekrar yola çıkarak j müşterisine gidip tekrar depoya geri dönüş mevcuttur. İkinci durumda ise (b) araç önce depodan çıkıp önce i 'ye ardından j 'de gitmekte ve ardından depoya dönmektedir.

Tablo 6

Clarke & Wright Tasarruf Metodu

En Yakın Komşuluk Metodu ise; rotanın depo başlangıç noktasından gidilecek düğümlere karar verirken mevcut düğümlerden en yakın olanını seçilmesiyle başlayan ve her iterasyonda bu kuralı tekrar eden bir sezgisel yöntemdir. Bütünleşik bir şekilde her algoritma yenilemesinde bir sonraki en kısa mesafedeki düğümü seçme odaklı bir yaklaşım sergilemektedir. Algoritmadaki yinelemeler tüm düğümlere gidilene kadar sürmekte ve en son depoya geri dönmektedir. Gezgin Satıcı Modelinde bu yöntem yaygın olarak uygulanmaktadır. ÇDARP'ta ise araçlar depodan yola çıkarak sırayla birbirine en yakın mesafelerdeki müşterilere uğramakta ve depoya geri dönmektedir. Bu durum tüm müşterilere uğranılana kadar devam eder ve takip ettiği belli başlı kurallara sahiptir. Bunlar aşağıdaki gibidir:

- Rastsal bir noktadan harekete başla.
- Başlangıç noktasına en kısa mesafedeki düğüme git.
- Bir önceki adımı tüm noktalar ziyaret edilene kadar devam ettir ve en son düğümü başlangıç noktasıyla birleştir (Marikanis, 2001).

Çalışmada öncelikli olarak benchmark (kıyas) problemi seçilmiştir. Benchmark problemi seçilirken çoklu depoya uygulanabilecek bir problem tercih edilmiştir. Daha sonra önce Tasarruf Metoduyla, En Yakın Komşuluk yöntemiyle ve rastsal olarak 100 adet popülasyon üretilmiş ve tüm kromozomların mesafeleri artan oranda sıralanmıştır. En iyi ilk ikisini anne baba kromozomlar olarak seçilmiştir. Anne ve baba kromozomlarıyla yeni kromozomlar üretilmiştir. Bu üretilen kromozomlar ilk 100'e giriyorsa bunlar sıralamaya yeniden sokulmuştur. Yine en iyi kromozomla sıralamadaki

üçüncü en iyi kromozom anne baba olarak seçilmiştir. Bu şekilde GA içerisinde durdurma kriteri olan bin iterasyon yapılmıştır. GA’da en iyi bu şekilde elde edilmiştir. GA tekrarlamaları içerisinde 1-point crossover kullanılmıştır. En iyi elde edildikten sonra bu en iyi sonuç YSA’ya aktarılmıştır. Tablo 7’de ifade edilen bu genetik algoritma parametreleri görülmektedir.

Tablo 7

Genetik Algoritma Parametreleri

Genetik Algoritma Parametreleri	
Başlangıç Topluluk Büyüklüğü	100
Seçim Fonksiyonu	Sıralama (Ranking)
Çaprazlama Fonksiyonu	Tek Nokta Çaprazlama
Mutasyon Fonksiyonu	Yok
Sonlandırma Kriteri	1.000 (iterasyon sayısı)

Seçim prosedürünün amacı yüksek uygunluk değerli bireylerin, düşük uygunluk değerli bireylerden daha çok üretilmesini sağlamaktır. Seçim prosedürünün umut vadeden ve kısa süre içerisinde iyi çözüm bulabilen aramalar üzerinde önemli bir etkisi vardır.

ÇDARP uygulamasında başlangıç popülasyonu olarak 100 adet kromozom tasarruf metodu, en yakın komşuluk yöntemi ve rasgele seçim yöntemleriyle oluşturulmuştur. Kullanılan tasarruf ve en yakın komşuluk sezgiselleri rasgele üretilenlere göre daha başarılı sonuçlar vermektedir.

Başlangıç popülasyonu oluşturulan GA’da öncelikle popülasyon içerisindeki kromozomların amaç fonksiyonuna uygun olup olmadığına yani uygunluk değerine bakılmıştır. Uygunluk değeri ÇDARP için araçların mesafesinin minimize edilmesidir.

$$\text{Min } Z = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0, j \neq i}^N \sum_{l=0}^M d_{ij} X_{ijk}$$

Şekil 8. ÇDARP için amaç fonksiyonu

Şekil 8’de ÇDARP için amaç fonksiyonu yer almaktadır. Matematiksel modellemeye M, Araç sayısını, N, müşteri sayısını, d_{ij} : i noktası ve j noktası arasındaki

mesafeyi, X_{ijk} : k numaralı aracın i noktasından j noktasına hareket ettiği takdirde sonucun 1'dir. Aksi takdirde sonucun 0 olduğunu belirtmektedir.

GA'da popülasyon oluşturulduktan sonra seçim süreci başlamaktadır. Yeni kromozomların yaratılabilmesi için oluşturulan popülasyondan iki ebeveyn seçilip çaprazlanarak yeni bireyler ve yeni popülasyon elde edilmiştir. Ebeveynlerin seçimi için sıralama (ranking) metodu uygulanmıştır. Sıralama metodunda popülasyondaki kromozomlar uygunluk değerlerine göre küçükten büyüğe doğru sıralanmıştır. Uygunluk değeri küçük olan kromozomlar rotalama toplam kat edilen mesafe açısından avantajlı kromozomlardır ve bu nedenle popülasyon listesinde en üst sırada yer almış ve 1000 iterasyon boyunca popülasyon yenilenmiştir.

Çaprazlama işlemi, GA'yı dinamik programlama gibi diğer algoritmalarından farklı kılan özellik olarak kabul edilmektedir. Mevcut nüfustan seçilmiş aileden seçim operasyonu ile iki yeni çocuk yaratmak için kullanılır. Yaygın olarak kullanılan çaprazlama işlemleri: tek nokta çaprazlama, iki noktalı çaprazlama, döngüsel çaprazlama ve tek tip çaprazlama işlemidir. ÇDARP problemi çözümü için GA'da Tek nokta çaprazlama kullanılmıştır. Bu çaprazlamada tasarruf metodu, en yakın komşuluk yöntemi ve rasgele seçim noktası tarafından oluşturulan birey havuzundan ebeveyn olarak iki en iyi birey seçilmiştir. Kesme noktasından sonraki parçalar olan kuyruklar değiştirilmiş ve bu ebeveynlerden iki yeni çocuk üretilmiştir. Uygunluk değerine göre popülasyon içerisinde en iyi 100 kromozom sıralanmış ve bunlar sırayla ebeveyn kromozomlarla eşleştirilerek iyi sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır.

ÇDARP'de tek nokta çaprazlama kullanılmıştır. Popülasyondaki en iyi iki kromozom ebeveyn olarak seçilmiştir. Tek nokta çaprazlamada ilk ebeveyn kromozomlarında tesadüfi belirlenen bir genin sol tarafı tamamen aynı kalırken sağ tarafındaki genler ikinci ebeveynin sıralaması dikkate alınarak oluşturulmaktadır (Çolak ve Güler, 2009). İki ebeveyn kromozomun tek nokta çaprazlaması aşağıdaki gibidir:

Ebeveyn 1: 0 1 2 3 0 4 5 0 **6** 7 8 0

Ebeveyn 2: 0 8 7 0 6 5 4 0 3 2 1 0

Yeni Kromozom: 0 1 2 3 4 5 0 6 8 7 0

Tek noktalı çaprazlamada rasgele olarak 6 numaralı gen seçilmiştir. Bu genin sol kısmı tamamen aynı kalırken sağ kısmının sıralaması ise ikinci ebeveynin sıralaması dikkate alınarak yapılmıştır. Çaprazlamaların yapılması popülasyonda çeşitliliği artıran

bir unsurdur. ÇDARP’de tek nokta çaprazlama yapılırken dikkat edilen noktalar problem türüne göre değişkenlik göstermekle birlikte genel olarak bir depoya kaç araç atandığı ve müşteri talepleriyle araç kapasitelerinin matematiksel modellemeye göre belirlenen kriterleri sağlayıp sağlamadığıdır.

Şekil 9’da GA’nın işleyiş adımları sunulmaktadır. GA’da yeni neslin oluşturulması esnasında uygulanan çaprazlama yöntemleri popülasyonun çeşitliliğini arttırmaktadır. ÇDARP’de her çaprazlamada üretilen kromozomların uygunluk değerlerine yani amaç fonksiyonunu ne kadar sağladıklarına bakılmış, uygunluk fonksiyonunu sağlayan yeni kromozomlar mevcut popülasyonla karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan bu yeni kromozomlar mevcut popülasyondaki kromozomlardan daha iyi olduğu zaman, kötü olan kromozomlar popülasyondan atılarak iyi sonuç veren kromozomlar popülasyona eklenmiştir. Bu süreç GA’nın durdurma kriteri olan bin iterasyon sayısı boyunca devam etmiştir. Ardından bulunan en iyi uygunluk değerli kromozom YSA’ya aktarılmıştır.

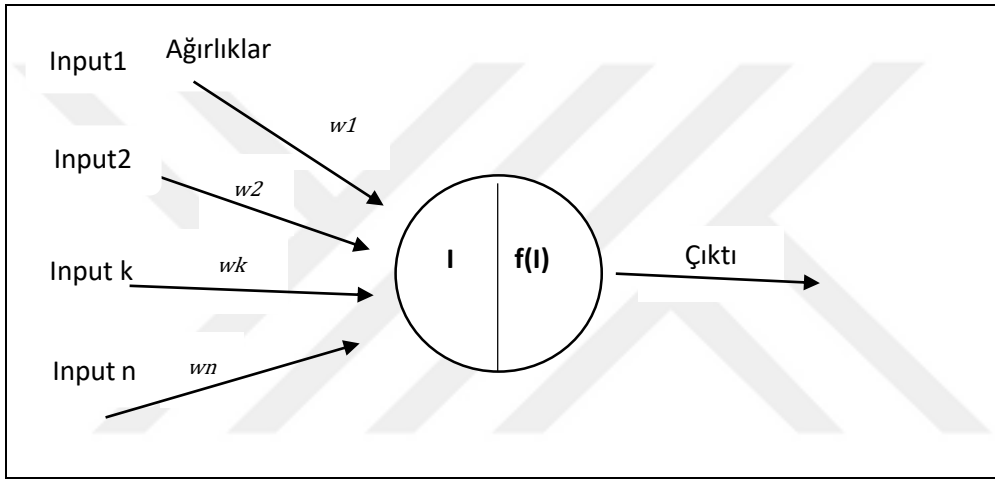
Başlangıç Popülasyonunun Yaratılması
Mevcut Popülasyon kullanılarak yeni nesil üretilmesi
Popülasyondan anne ve baba kromozomların seçimi
Seçilen bu kromozomların çaprazlanması
Çaprazlama sonucunda yeni üretilen çocuk kromozomların uygunluk değerinin bulunması ve bu değerler mevcut değerlerden daha küçükse popülasyondaki kötü kromozomların atılıp yerine uygunluk değeri daha düşük olan yeni oluşturulmuş kromozomların konması
1000 iterasyon boyunca popülasyon çeşitliliğinin sağlanması
En iyi sonucun bulunması

Şekil 9. GA işleyiş adımları

54.3. Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA), beynin mekanizması üzerinde modellenmiştir. Teorik olarak, sinir ağları paralel dağılmış bir bilgi işlemine sahiptirler ve en dikkat çeken özellikleri örnekler üzerinden öğrenme yetenekleridir (Kohonen, 1989). Bir sinir ağı, düğümler, birimler, kısa süreli hafıza elemanları ve nöronlar olarak da adlandırılan basit işleme elemanlarının sayısından oluşur. Bu öğeler biyolojik nöron üzerinde modellenir

ve yerel bilgi işlem operasyonları gerçekleştirir. Bir işlem elemanı, bir çıktıya ve kendi çıktısı olabilecek birkaç girdiye, başka işlem elemanlarının çıktısına veya harici yollardan gelen giriş sinyallerine sahiptir. İşleme elemanları, bağlantıların kuvvetlerini temsil eden ağırlıklara sahip bağlantılar yoluyla birbirine bağlanır. Bir bağlantının ağırlığı, bir nöronun çıktısının başka bir nöron üzerindeki etkisini belirler. Bir sinir ağındaki uzun süreli belleğin bir parçası olarak düşünülebilir. Sinir ağları vasıtasıyla öğrenme, bilgileri birbirleriyle ilişkilendirme gibi görevleri yerine getirebilmektedir. YSA'daki nöronlar birbirleriyle iletişime geçerek sinyalleri bütün hale getirebilir ve bu sinyalleri bilgiye dönüştürebilmektedirler (Şekil 10).



Şekil 10. YSA'da Nöron modeli

Yapay sinir ağları ise hem veri madenciliği kapsamında sınıflandırma, kümeleme, örüntü tanıma amacıyla kullanılmakta hem de dağıtım ve rotalama optimizasyon problemlerinin çözümü için kullanılmaktadır. Rotalama optimizasyonu için yapay sinir ağları yöntemi ilk defa Hopfield ve Tank (1985), tarafından gezin satıcı problemine uygulanmıştır. Bu yöntem özellikle küçük boyutlu çalışmalarda çok iyi sonuç vermesinden ötürü atölye tipi çizelgeleme problemlerinde de başta Foo ve Takefuji (1988), Agarwal vd. (2006) olmak üzere birçok çalışmacı tarafından kullanılmıştır. YSA, hızlı ve iyi sonuç bulan bir metasezgisel yöntemdir. Global aramada verimsiz olan YSA'nın en önemli avantajı yerel aramada çok başarılı ve hızlı olmasıdır.

ÇDARP'ye K-Means ve GA uygulamasının ardından GA'da bulunan en iyi çözüm YSA'ya aktarılmıştır. ÇDARP, YSA yapısı içerisinde nöronların birbirleriyle iletişim özelliğinden faydalanılarak gömülmüştür. YSA yapısı içerisinde girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç bölüm bulunmaktadır. Problem içerisindeki

araç sayısı, müşteri sayısı gibi bilgiler bu katmanlar içerisinde yer almaktadır ve problem kısıtlarını sağlayabilmek adına birbirleriyle sürekli bir iletişim içerisindeyler. Araçların yola depodan çıkması nedeniyle depodan çıkan ilk araçlar giriş katmanında bulunmaktadır. Diğerleri gizli katman içerisinde yer almaktadır. Müşteri katmanları ise diğer araçlar gibi gizli katmanda kalmaktadır ve hem birbirleriyle hem de araçlarla haberleşmektedirler. Bu haberleşme her müşterinin bir araç tarafından hizmet almasını ve diğer ÇDARP'deki kısıtlara uyulmasını sağlamaktadır. YSA'da iterasyon sayısı 1000 olarak alınmıştır. Bin iterasyon boyunca YSA en yakın komşuluk sezgisel algoritmasıyla çalıştırılmıştır. En yakın komşuluk metodunda depodan çıkan araçlar en yakında hangi müşteri varsa ilk o müşteriye gitmektedir ve ardından uğradıkları her müşteri bir önceki müşteriye en yakın komşulukta olduğundan bu müşterilere talep göz önünde bulundurularak hizmet vermektedir. Yapay sinir ağlarında depodan çıkan her aracın mesafeleriyle ilişkili ağırlıkları mevcuttur. Genel olarak bu ağırlıklar şu şekildedir:

$w_{ij} = w_{ij} \times d_{ij}$ 'dir. Yani i müşterisinden j müşterisine olan uzaklığın ağırlığı, i müşterisinden j müşterisi arasındaki mesafe ve mesafenin ağırlık çarpımıdır. Bu ağırlıklar daha iyi bir çözüm bulabilmek adına sürekli güncellenmektedir. Bulunan çözümlerin önceki çözümlerle eş olmamasına özen gösterilmektedir. Yeni ve daha iyi sonuç veren bir çözüm bulunursa çözüm sayısı bir artırılır ve bulunan çözüm mevcut iyi çözümler arasına eklenir. Ardından ağırlıklar tekrar gözden geçirilir. Bu ağırlıklar üstel artan değerlerin yakınsama verimi yüksek olduğundan sıfır ve bir aralığında alınmış ve problemdeki noktalar ve kümelerin birbirlerine çok yakın olmalarından dolayı çok fazla sıfıra yakınsamadan alınan değerlerle en iyi sonuçları bulunmaya çalışılmıştır.

ÇDARP için YSA da modelleme yapılırken Çolak ve Güler (2009)'in tek depo için yapmış oldukları Nörogenetik uygulamasının YSA'daki modeli problem türümüze uyarlanmıştır. Öğrenme stratejisi olarak uygulanan formül bu şekildedir.

$$w(ij) = \begin{cases} w_{ij} + LR \times r_2, & r_1 > 0,5 \\ w_{ij} - LR \times r_2, & r_1 \leq 0,5 \end{cases}$$

Formülde LR'ler öğrenme katsayısını (learning rate), r_1 ve r_2 ise (0,1) aralığındaki sayılardır. Ağırlıkların yeniden düzenlenmesinin ardından çıktıların girdilere göre daha iyi sonuç elde etmesi durumunda ağırlıkların sonuçları iyileştiren yönde değiştirilmesine kuvvetlendirme faktörü (reinforcement factor) denilmektedir.

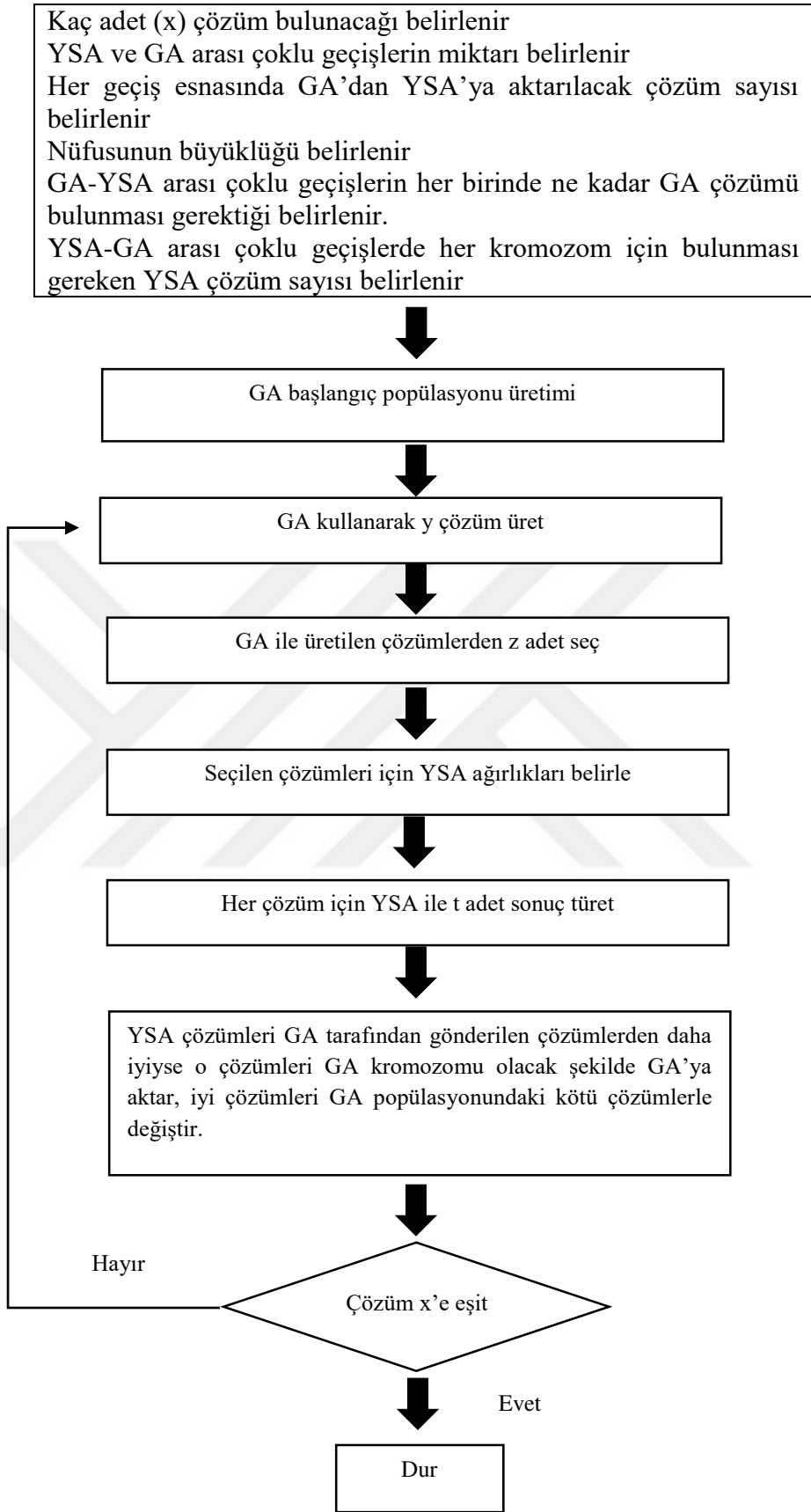
$$w_{ij} = w_{ij} + RF \times (w_{ij} - w_{ij}^{previous})$$

Yukarıdaki formülde w_{ij} , i ve j müşterileri arasındaki ağırlığı, $w_{ij}^{previous}$ önceki iterasyon ağırlığını RF ise kuvvetlendirme faktörünü göstermektedir. Eğer problem çözümünde iyi yönde bir değişiklik yoksa bir önceki en iyi ağırlıklara geri dönlülmektedir.

5.4.4. NöroGenetik Algoritma

NöroGenetik algoritma, Genetik algoritmalar (GA) ve yapay sinir ağı (YSA) yaklaşımlarının karışımı olan bir yaklaşımdır. Bu melez yaklaşımda arama işlemi, global arama için GA tekrarlamaları ve yerel arama için YSA yinelemeleri üzerine kuruludur. GA ve YSA arama tekrarlamaları, YSA'nın GA havuzundan en iyi çözümü seçmesine ve çözümün yerel komşuluğu içerisinde yoğun bir araştırma yapmasını sağlar. Benzer şekilde, YSA aramayla elde edilen iyi çözümler, GA yinelemelerini kullanarak daha ileri arama için GA popülasyonuna dahil edilmiştir. Her iki GA ve YSA yaklaşımları bağımsız olarak iyi çözümler üretmekle birlikte, bu hibrid yaklaşımın, ayrı ayrı yaklaşımlara göre daha iyi çözümler sunduğunu gözlemlenmiştir (Agarwal vd., 2011).

NöroGenetik Algoritmanın rotalama problemi için çözümünde öncelikle c sharp programlama diliyle kodlanmış K-Means programı ile kümelenmiş çoklu depolar ve müşteriler GA'ya aktarılmıştır. Kümelenen problem içerisindeki depolar için popülasyon sayısı 100, iterasyon sayısı 1000 olacak şekilde Visual Basic 09 dilinde yazılmış programda rotalanmıştır. Durdurma kriteri olan 1000 iterasyon sonrasında bulunan en iyi sonuç YSA'ya aktarılarak ağırlıkları GA'dan gelen sıralamaya uyacak şekilde değiştirilmiştir. Yapay sinir ağlarında her bir düğüm arası mesafenin bir ağırlığı vardır ve uygulama içerisinde bu ağırlıklar öğrenme stratejisi esas alınıp kuvvetlendirme faktörü kullanılarak rotaların mesafesinde iyileştirme olacak şekilde değiştirilmiştir. İterasyon sonucunda bulunan en iyi çözüm GA'ya aktarılarak yeniden 1000 iterasyon boyunca çaprazlama yapılarak sonuçlar iyileştirilmeye çalışılmış, ardından tekrar YSA'ya bulunan en iyi sonuç gönderilmiştir. GA ve YSA arasında çoklu geçiş yapılmıştır. NöroGenetik Algoritma akışı şekil 11'de yer almaktadır.



Şekil 11. Nörogenetik Algoritma Şeması

Kaynak: Çolak ve Güler, 2009

NöroGenetik Algoritmasında GA ve YSA yapıları gereği farklılık göstermektedir. GA'da popülasyon içerisindeki kromozomlarla rotalar belirlenirken YSA'da ağırlıklar ve en yakın komşuluk sezgiseli ile en iyi sonuç elde edilmektedir. Bu nedenle geçişler yapılırken dikkatli olunmalıdır. İki yöntemin birbirinin yapısına dönüştürülerek geçiş yapılması şarttır.

NöroGenetik Algoritmasında GA ve YSA yapıları gereği farklılık göstermektedir. GA'da popülasyon içerisindeki kromozomlarla rotalar belirlenirken YSA'da ağırlıklar ve en yakın komşuluk sezgiseli ile en iyi sonuç elde edilmektedir. Bu nedenle geçişler yapılırken dikkatli olunmalıdır. İki yöntemin birbirinin yapısına dönüştürülerek geçiş yapılması şarttır.

Uygulamada YSA'da en yakın komşuluk yöntemine göre ağırlıklar yeniden belirlenmiştir. GA'dan YSA'ya rota aktarımı yapılırken işleyiş farklılığından ötürü sıralamalar değişmektedir. Düzenleyici bir fonksiyonla bu sıralama GA'daki sıralamanın aynısı olacak şekilde yeniden oluşturulur. Bu sıralama YSA'da ağırlık değişimleriyle sağlanır. Çolak ve Güler tarafından 2009 yılında yapılan çalışmada GA'dan YSA'ya geçişte bu ağırlık değişimleriyle ilgili bir model oluşturulmuştur. ÇDARP problem çözümü için bu model uyarlanmıştır (Şekil 12'ye bakınız).

GA'den gelen kromozom sayısı ile YSA sırası eşit olana kadar döngüye devam et



Eğer GA kromozomu ile YSA sırasının karşılaştırılmasında herhangi bir pozisyondaki sıra aynı değil ise

- w_{ij} ve w_{ik} YSA'da sırası değişmesi gereken iki müşteriyi ifade edecek şekilde $w_{ij} = 0,999 * w_{ik} \text{ mesafe}_{ik} / \text{mesafe}_{ij}$ ve $w_{ij} = w_{ji}$ şeklinde güncelle
- Güncellenmiş ağırlıkları ve mesafeleri kullanarak yeni YSA sırasını elde et
- Döngüyü sonlandır.

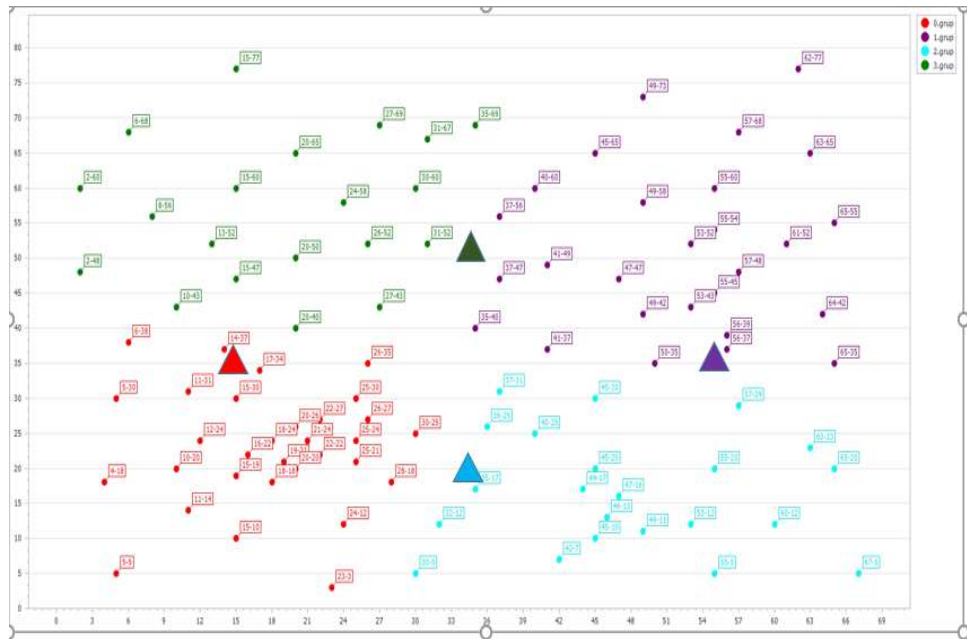
Şekil 12. GA'dan en yakın komşuluk sezgiseli ile YSA'ya geçiş

Cordeau vd (1997) tarafından oluşturulan kıyas problemleri için önerilen hibrid yaklaşım uygulanmıştır. Program 6 problem türünde çalıştırılmıştır. Önce K-Means yöntemiyle kümeleme yapılarak oluşturulan gruplar için Nörogenetik metasezgisel yöntemi uygulanmıştır. Örnek olarak P07 problemi incelenecektir.

Küme Sayısı	Araç Sayısı	Her Aracın Kapasitesi	Küme İçin Mevcut Kapasite	Atanan En Yakın Depo	Depoların Koordinatları
0	4	100	400	D0	15-35
1	4	100	400	D1	55-35
2	4	100	400	D2	35-20
3	4	100	400	D3	35-50

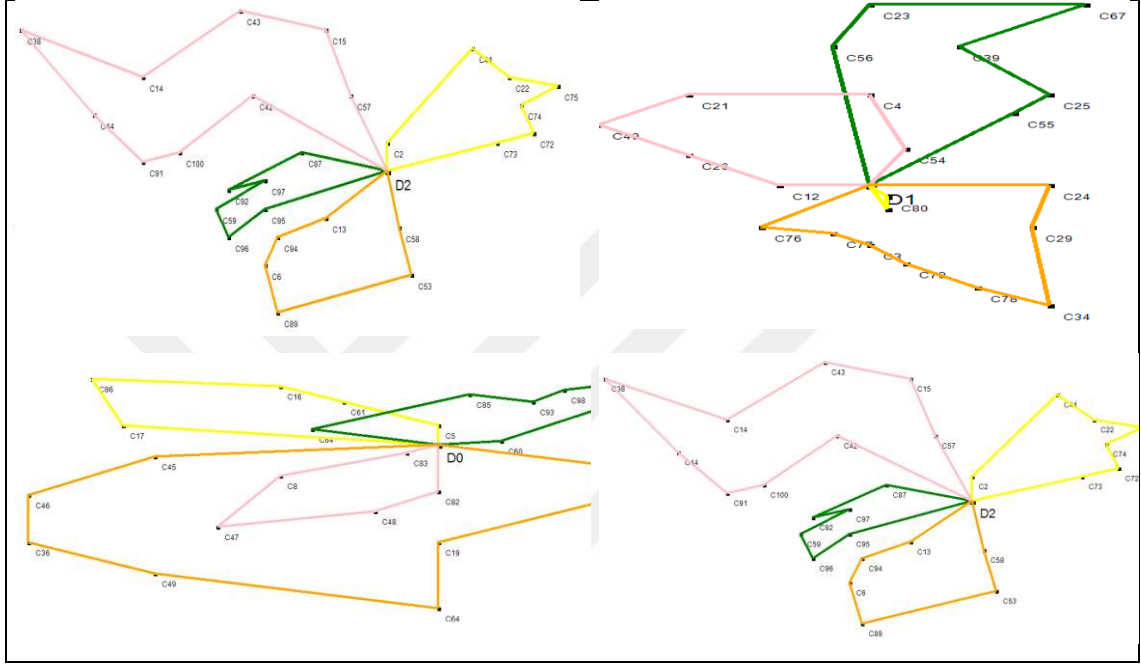
Şekil 13. K-Means Kümeleme Algoritma Özeti

P07 probleminde Şekil 13’de görüldüğü gibi 4 adet depo ve her bir depoya atanan 4 adet araç bulunmaktadır. Depoların koordinatları belirli olduğundan dolayı kümeleme sayıları ile depo sayılarıyla aynıdır. Her depoya atanan araç sayısı 4, her aracın kapasitesi 100’dir. K-Means ile yaratılan kümelerdeki müşteri talepleri araç kapasitelerini geçmemektedir (Şekil 14’ bakınız).



Şekil 14. P07 için oluşturulan kümeleme

ÇDARP çözümünde çok sayıdaki depolardan dolayı mevcut müşterilerin belirli depolara atanması gerekmektedir. Bunun için ise kümeleme yapılması gerekmektedir. P07 problemi 4 adet koordinatları belirli depodan oluşmasından dolayı küme merkezleri bu depolar olarak belirlenmiştir. Belirlenen merkez dışında kalan noktalar Öklid uzaklığına göre belirlenmiştir. Hiçbir müşteri küme değiştirmeyinceye dek K-Means çalıştırılmıştır.



Şekil 15. P07 için Nörogenetik Algoritma yöntemi sonucu

Depolar	Rotalar
D0	0 - 5 - 61 - 16 - 86 - 17 - 0 - 60 - 99 - 37 - 98 - 93 - 85 - 84 - 0 - 82 - 48 - 47 - 8 - 83 - 0 - 45 - 46 - 36 - 49 - 64 - 19 - 7 - 18 - 0
D1	0 - 68 - 80 - 0 - 55 - 25 - 39 - 67 - 23 - 56 - 0 - 12 - 26 - 40 - 21 - 4 - 54 - 0 - 24 - 29 - 34 - 78 - 79 - 3 - 77 - 76 - 0
D2	0 - 73 - 72 - 74 - 75 - 22 - 41 - 2 - 0 - 87 - 92 - 97 - 59 - 96 - 95 - 0 - 42 - 100 - 91 - 44 - 38 - 14 - 43 - 15 - 57 - 0 - 13 - 94 - 6 - 89 - 53 - 58 - 0
D3	0 - 52 - 31 - 27 - 28 - 69 - 0 - 10 - 90 - 32 - 63 - 11 - 62 - 88 - 0 - 9 - 35 - 71 - 65 - 66 - 20 - 0 - 70 - 30 - 51 - 81 - 33 - 50 - 1 - 0

Tablo 8. P07 için her depo için rotalama

Şekil 15 ve Tablo 8’de görüldüğü üzere dört adet araç her bir rotada 0 ile gösterilen depodan yola çıkıp yukarıda belirtilen müşterilere uğrayıp ardından depoya geri dönecek şekilde modellenmiştir. Problemdeki amaç en kısa yoldan ağdaki tüm müşterilere araç kapasitelerini aşmadan hizmet verebilmektir. Burada her bir müşterinin yalnızca tek bir araçtan ve tek bir depodan yalnızca bir kere hizmet almaktadır. Araçlar ise kendilerine atanan depodan çıkar ve kendilerine atanan rotadaki tüm müşterilerin talebini karşıladıktan sonra aynı depoya geri dönmek zorundadırlar.

Rotalama yapılırken tüm müşteriler göz önünde bulundurulmakta ve herhangi bir rotaya atanmamış bir müşteri bulunmamaktadır. Araçların yükleme kapasiteleri hepsinde aynıdır. Bu problem türü periyodik araç rotalama problem türü olmadığı için araçlar aynı gün içerisinde bekleme yapmadan depoya geri dönmek zorundadır.



BÖLÜM VI

SONUÇ

Cordeau vd (1997) kıyaslamalarıyla, bulunan sonuçlar arasında kıyaslama yapılmıştır. Bulunan en iyi sonuçlar ve Nörogenetik ile bulunan sonuçların karşılaştırılması tablo 9’ da yer almaktadır.

Tablo 9

Hibrid Algoritma ve Bilinen En İyi Sonuç Karşılaştırması

Problem	Bilinen En İyi Sonuç	Demirel, 2012,	Önerilen Hibrid Yöntem	En İyi Sonuç ve Hibrid Yöntem Arası Fark (%)
P01	576.87	629,60	617,770	7,09
P03	641.19	736,10	692,88	8,00
P04	1001.59	-	1052,76	5,00
P05	750.03	879,70	818,433	9,12
P06	876.50	1027,60	929,09	6,00
P07	885.80	1079,70	902,167	1,00

Tablo 9’da belirtildiği üzere Hibrid algoritma ile en iyi yakınsanan problem P07 olmuştur. 2012 yılında Demirel’in karınca kolonisi ile yapmış olduğu aynı kıyas problemleri üzerinde yapılan uygulamada bulunan sonuçlara ve hibrid olmayan sonuçlarla kıyaslandığı zaman önerilen hibrid yöntemin, ayrı ayrı yaklaşımlara göre daha iyi çözümler sunduğunu göstermiştir. Bu durum Agarwal (2011) çalışmasını destekler niteliktedir.

Hibrid algoritmalar, Genetik algoritmalar (GA) ve Yapay Sinir Ağı (YSA) yaklaşımlarının ve K-Means kümeleme algoritmasının birlikte kullanıldığı bir yaklaşımdır. Bu melez yaklaşımda arama işlemi, global arama için GA tekrarlamaları ve yerel arama için YSA yinelemeleri yapılmıştır. GA ve YSA arama tekrarlamaları, YSA’nın GA havuzundan en iyi çözümü seçmesine ve çözümün yerel komşuluğu içerisinde yoğun bir araştırma yapmasını sağlamıştır. Benzer şekilde, YSA aramayla elde edilen iyi çözümler, GA yinelemelerini kullanarak daha ileri arama için GA popülasyonuna dahil edilmiştir. Her iki GA ve YSA yaklaşımları bağımsız olarak iyi

özmler retmekle birlikte, bu hibrid yaklaşımlın, ayrı ayrı yaklaşımlara göre daha iyi özmler sunduğunu gözlemlenmiştir (Agarwal, 2011).

Optimizasyon kısmında bu hibrid algoritmada öncelikle GA bir kromozom poplasyonu zerinde alışması için YSA'nın bulduğu özmlerden yararlanılmıştır. Daha da iyi sonuçlar elde edebilmek için YSA, en iyi bulunan GA'nın kromozomlarını iyileştirmeye alışırken bu iki metod arasında oklu geişler yaratılıp bu işlem daha da fazla olarak sürmektedir.

Hibrid Algoritmalar yardımıyla özlen ARP'de bilinen en iyi sonuçlara yaklaşım Tablo 9'da verilmiştir. K-Means kümeleme algoritması ve Nörogenetik ile bulunan sonuçlar Demirel, (2012)'nin aynı problemler için karınca kolonisi yöntemiyle elde ettiği sonuçlardan daha iyi sonuçlara sahiptir. İleriki alışmalarda önerilen hibrid yaklaşım ile bilinen en iyi sonuca daha iyi yakınsama elde edebilmek için GA ve YSA arasındaki geişler oğaltılabilir, YSA için kullanılan ağırlıklar yeniden gözden geirilebilir ve iterasyon sayısı artırılabilir.

KAYNAKÇA

- Adelzadeh, M., Asi, V. M., & Koosha, M. (2014). A mathematical model and solving procedure for the multi-depot vehicle routing problem with fuzzy time window and heterogeneous vehicle. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 75(5–8), 793–802.
- Agarwal A., Colak, S., Jacob, V. ve Pirkul, H. (2006). “Heuristics and Augmented Neural-Networks for Task Scheduling with Non-Identical Machines”, *European Journal of Operational Research*, 175(1), 296–317.
- Agarwal A., Colak, S., ve Erenguc S. (2011). “A Neurogenetic approach for the resource-constrained project scheduling problem”, *Computers & Operations Research*, 38, 44–50.
- Allegrini, F. and Olivieri, A. C. (2011). A new and efficient variable selection algorithm based on ant colony optimization. Applications to near infrared spectroscopy/partial least-squares analysis. *Analytica chimica acta*, 699, 18-25.
- Angelelli, E., & Speranza, M. G. (2002). The periodic vehicle routing problem with intermediate facilities. *European Journal of Operational Research*, 137(2), 233–247.
- Aras, N., Aksen, D., & Tekin, M. T. (2011). Selective multi-depot vehicle routing problem with pricing. *Transportation Research Part C*, 19(5), 866–884.
- Archetti, C., & Speranza, M. G. (2008). The split delivery vehicle routing problem: a survey. In *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges. Operations research/computer science interfaces Series*: 43(1), 103–122.
- Arthur, D., Vassilvitskii, S. (2006). How Slow is the K-means Method?. *Proceedings of the Twenty-second Annual Symposium on Computational Geometry. SCG '06*. New York, NY, USA: ACM: 144–153.
- Bae, S.-T., Hwang, H. S., Cho, G.-S., & Goan, M.-J. (2007). Integrated GA-VRP solver for multi-depot system. *Computers & Industrial Engineering*, 53(2), 233–240.
- Baker, J.E. (1985). Adaptive selection methods for genetic algorithms, *Proc. First Int. Conf. on Genetic Algorithms and their Applications*, Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ. 101-111.
- Baker, B.M., Ayechew, M.A. (2003). A Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem, *Computers & Operations Research*, 30, 787-800.
- Baldacci, R., & Mingozzi, A. (2009). A unified exact method for solving different classes

- of vehicle routing problems. *Mathematical Programming*, 120, 347–380.
- Baldacci, R., Battarra, M., & Vigo, D. (2008). Routing a heterogeneous fleet of vehicles. In B. L. Golden, S. Raghavan, & E. Wasil (Eds.), *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges* (pp. 3–27). Berlin: Springer. 43
- Baldacci, R., Toth, P., & Vigo, D. (2007). Recent advances in vehicle routing exact algorithms. *4OR*, 5(4), 269–298.
- Baldacci, R., Toth, P., & Vigo, D. (2010). Exact algorithms for routing problems under vehicle capacity constraints. *Annals of Operations Research*, 175, 213–245.
- Benavent, E., & Martínez, A. (2013). Multi-depot multiple TSP: A polyhedral study and computational results. *Annals of Operations Research*, 207(1), 7–25.
- Bettinelli, A., Ceselli, A., & Righini, G. (2011). A branch-and-cut-and-price algorithm for the multi-depot heterogeneous vehicle routing problem with time windows. *Transportation Research Part C*, 19(5), 723–740.
- Bianchi, L., (2000). “Notes on Dynamic Vehicle Routing” *The State of the Art Technical Report*, IDSIA.
- Blazewicz, J.; Lenstra, J.; ve Rinnoy Kan, A. (1983). “Scheduling projects subject to resource constraints: classification and complexity.”, *Discrete Applied Mathematics* 5:11–24.
- Blum, C., Roli, A., (2003). “Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison”. *ACM Computing Surveys*, 35(3), 268-308
- Bodin, L. (1975). A taxonomic structure for vehicle routing and scheduling problems. *Computers and Urban Society*, 1, 11–29.
- Bodin, L., & Golden, B. (1981). Classification in vehicle routing and scheduling. *Networks*, 11, 97–108.
- Braekers, K., Caris, A., & Janssens, G. K. (2014). Exact and meta-heuristic approach for a general heterogeneous dial-a-ride problem with multiple depots. *Transportation Research Part B: Methodological*, 67, 166–186.
- Brandao, J. (2004). A Tabu Search Heuristic Algorithm for Open Vehicle Routing Problem, *European Journal of Operational Research*, 157, 552-564.
- Bräysy, O. ve Gendreau, M., (2001). “Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows”, *SINTEF Report*, SINTEF Applied Mathematics, Research Council of Norway, Norway.
- Bräysy, O., (2001). “Genetic Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Time Windows”, *Dept. of Mathematics and Statistics, University of Vaasa*, Finland.

- Breedam, A., V., (2001). "Comparing Descent Heuristics and Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem", *Computers & Operations Research*, 28, 289-315
- Carpaneto, G., Dell'amico, M., Fischetti, M., & Toth, P. (1989). A branch and bound algorithm for the multiple depot vehicle scheduling problem. *Networks*, 19(5), 531–548.
- Chao, I.-M., Golden, B. L., & Wasil, E. (1993). A new heuristic for the multi-depot vehicle routing problem that improves upon best-known solutions. *American Journal of Mathematical and Management Sciences*, 13(3–4), 371–406.
- Chen, K., Takama, Y., & Hirota, K. (2000). A Hierarchical Multiplex Structure Model for Practical Transportation Problems with Multiple Depots. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2, 305–314.
- Chiu, H. N., Lee, Y. S., & Chang, J. H. (2006). Two approaches to solving the multidepot vehicle routing problem with time windows in a time-based logistics environment. *Production Planning & Control*, 17(5), 480–493.
- Christofides, N., & Eilon, S. (1969). An algorithm for the vehicle-dispatching problem. *Journal of the Operational Research Society*, 20, 309–318.
- Clarke, G. ve Wright, J.W. (1964). Scheduling of the vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12, 568-581.
- Clarke, G., & Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12, 568–581.
- Contardo, C., & Martinelli, R. (2014). A new exact algorithm for the multi-depot vehicle routing problem under capacity and route length constraints. *Discrete Optimization*, 12, 129–146.
- Cordeau, J. F., Gendreau, M., & Laporte, G. (1997). A tabu search heuristic for periodic and multi-depot vehicle routing problems. *Networks*, 30(2), 105–119.
- Cordeau, J. F., Gendreau, M., Hertz, A., Laporte, G., & Sormany, J. S. (2005). New heuristics for the vehicle routing problem. In A. Langevin & D. Riopel (Eds.), *Logistics Systems: Design and Optimization* (279–298). New York: Springer.
- Cordeau, J. F., Gendreau, M., Laporte, G., Potvin, J.Y., Semet, F., (2002). "A Guide To Vehicle Routing Heuristics", *Journal of the Operational Research Society*, 53, 512-522
- Cordeau, J. F., Laporte, G., & Mercier, A. (2001). A Unified Tabu Search Heuristic For Vehicle Routing Problems With Time Windows. *Journal of the Operational Research Society*, 52(8), 928–936

- Cordeau, J. F., Laporte, G., Savelsbergh, M. W. P., & Vigo, D. (2007). Vehicle routing. In C. Barnhart & G. Laporte (Eds.). *Transportation, handbooks in operations research and management science* (14, 367–428). Amsterdam: North-Holland.
- Cornillier, F., Boctor, F., & Renaud, J. (2012). Heuristics for the multi-depot petrol station replenishment problem with time windows. *European Journal of Operational Research*, 220, 361–369.
- Crevier, B., Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2007). The multi-depot vehicle routing problem with inter-depot routes. *European Journal of Operational Research*, 176(2), 756–773.
- Crevier, B., Cordeau, J. F., & Laporte, G. (2007). The multi-depot vehicle routing problem with inter-depot routes. *European Journal of Operational Research*, 176(2), 756–773.
- Çolak, S. ve Güler, H. (2009). Dağıtım Rotaları Optimizasyonu İçin Metasezgisel Bir Yaklaşım, *Gazi Üniversitesi İİBF Dergisi*, 11(2), (171-190).
- Dantzig, G., & Ramser, J. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, 6, 80–91.
- Dantzig, G.B. ve Ramser, J.H. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, 6, 80-91.
- Demirel, T. (2012). A New Solution Approach To Multi-Depot Vehicle Routing Problem With Ant Colony Optimization *Journal Of Multiple-Valued Logic And Soft Computing*, 18, 421–439.
- Desrochers, M., Lenstra, J. K., & Savelsbergh, M. W. P. (1990). A classification scheme for vehicle routing and scheduling problems. *European Journal of Operational Research*, 46, 322–332.
- Dharmapriya, U. S. S., & Siyambalapitiya, S. B. (2010). Artificial intelligence computational techniques to optimize a multi objective oriented distribution operations. In *Proceedings of the 2010 international conference on industrial engineering and operations management CD-ROM*. Dhaka, Bangladesh. Available online at: <<http://www.iieom.org/paper/195%20Subodha.pdf>>. Erişim Tarihi: 05.05.2018.
- Dondo, R., & Cerdá, J. (2007). A cluster-based optimization approach for the multidepot heterogeneous fleet vehicle routing problem with time windows. *European Journal of Operational Research*, 176(3), 1478–1507.
- Dondo, R., & Cerdá, J. (2009). A hybrid local improvement algorithm for large scale

- multi-depot vehicle routing problems with time windows. *Computers & Chemical Engineering*, 33, 513–530.
- Dondo, R., & Cerdá, J. (2009). A hybrid local improvement algorithm for large scale multi-depot vehicle routing problems with time windows. *Computers & Chemical Engineering*, 33, 513–530.
- Dondo, R., Mendez, C. A., & Cerdá, J. (2003). An optimal approach to the multiple depot heterogeneous vehicle routing problem with time window and capacity constraints. *Latin American Applied Research*, 33(2), 129–134.
- Dondo, R., Méndez, C. A., & Cerdá, J. (2008). Optimal management of logistic activities in multi-site environments. *Computers & Chemical Engineering*, 32(11), 2547–2569.
- Dorigo, M. and Gambardella, L. M. (1997). Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *Ieee transactions on evolutionary computation*, 1, 53-66.
- Dorigo, M., Caro, G. D., Gambardella, L. M., (1999). “Ant Algorithms for Discrete Optimization”, *Artificial Life*, 5, 137-172
- Drora, M., Laporte, G. ve Trudeau, P. (1994). Vehicle routing with split deliveries. *Discrete Applied Mathematics*, 50(3), 239-254.
- Düzakın E., Demircioğlu M., (2009). “Araç Rotalama Problemleri ve Çözüm Yöntemleri”, *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, 13, 68-87.
- Eksioglu, B., Volkan, Vural. A., & Reisman, A. (2009). The vehicle routing problem: A taxonomic review. *Computers & Industrial Engineering*, 57, 1472–1483.
- Erel, R., (1995). “Taşıt Rotalaması ve Çizelgelemesi: Otobüsle Kentlerarası Yolcu Taşımacılığı İçin Bir Model”, *Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Bölümü Doktora Tezi*, İstanbul
- Eren, H., (2002). “Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritma(GA) İle Çözüm Performansının Artırılmasında Deney Tasarımı Uygulaması”, *İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Bölümü Yüksek Lisans Tezi*, İstanbul
- Erol, V., (2006). “Araç Rotalama Problemleri için Popülasyon ve Komsuluk Tabanlı Metasezgisel Bir Algoritmanın Tasarımı ve Uygulaması”, *Yıldız Teknik Üniversitesi, Sistem Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi*, Sabancı Kütüphanesi, İstanbul.
- Escobar, J. W., Linfati, R. Toth, P., & Baldoquin, M. G. (2014). A hybrid granular tabu

- search algorithm for the multi-depot vehicle routing problem. *Journal of Heuristics*, 20(5), (483–509).
- Filipec, M., Skrlec, D., & Krajcar, S. (1997). Darwin meets computers: new approach to multiple depot capacitated vehicle routing problem. *Proceeding of International Conference on System, Man, and Cybernetics*, Orlando, USA, 1997, October, 12(15), 421-426.
- Filipec, M., Skrlec, D., & Krajcar, S. (2000). Genetic algorithm approach for multiple depot capacitated vehicle routing problem solving with heuristics improvements. *International Journal of Modeling and Simulation*, 20(4), 320–328.
- Flisberg, P., Lidén, B., & Rönnqvist, M. (2009). A hybrid method based on linear programming and tabu search for routing of logging trucks. *Computers & Operations Research*, 36(4), 1122–1144.
- Flisberg, P., Lidén, B., & Rönnqvist, M. (2009). A hybrid method based on linear programming and tabu search for routing of logging trucks. *Computers & Operations Research*, 36(4), 1122–1144.
- Foo, Y.P.S., Takefuji, Y. (1988). Stochastic Neural Networks for Solving Job-Shop Scheduling: Part 2. *Architecture and Simulations, Proc. IEEE ICNN 88*, San Diego, CA, July, II 283-290.
- Fu, Z., Eglese, R. ve Li L.Y.O. (2005). A New Tabu Search Algorithm for Open Vehicle Routing Problem, *Journal of the Operational Research Society*, 56, 267-274.
- Gambardella, L.M., Taillard, E. ve Agazzi, G. (1999). MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows, *New Ideas in Optimization*, Eds: Corne, D., Dorigo, M., ve Glover, F., *McGraw-Hill*, London, UK. 63-76.
- Gendreau, M., Hertz, A. Ve Laporte, G. (1994). A Tabu Heuristic for the *Vehicle Routing Problem*, *Management Science*, 40, 1276-1290.
- Gendreau, M., Laporte, G., & Séguin, R. (1996). Stochastic Vehicle Routing, *European Journal of Operational Research*, 88(1), 3-12,
- Gendreau, M., Laporte, G., & Potvin, J.-Y. (2002). Metaheuristics for the capacitated VRP. In P. Toth & D. Vigo (Eds.), *The vehicle routing problem. SIAM monographs on discrete mathematics and applications* (9, 129–154). Philadelphia: SIAM.
- Gendreau, M., Potvin, J.-Y., Bräumlaysy, O., Hasle, G., & Løkketangen, A. (2008). Meta-heuristics for the vehicle routing problem and its extensions: A categorized

- bibliography. In B. Golden, S. Raghavan, & E. Wasil (Eds.), *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges. Operations Research/ Computer Science Interfaces Series, Part I* (43, 143–169). New York: Springer.
- Ghoseiri, K., & Ghannadpour, S. F. (2010). Multi-objective vehicle routing problem with time windows using goal programming and genetic algorithm. *Applied Soft Computing*, 10, 1096–1107.
- Gillet, B.E., Miller, L.R.(1974). A Heuristic Algorithm for the Vehicle Dispatch Problem, Problem”, *Operations Research*, 22, 340–349.
- Gillett, B., & Johnson, J. (1976). Multi-terminal vehicle-dispatch algorithm. *Omega*, 4(6), 711–718.
- Glover, F. (1986). Future Paths for integer programming and links to artificial intelligence, *Computers and Operation Research*, 13, 533-549.
- Gonzalez, E.L., Fernandez, M.A.R. (2000). Genetic Optimization of a Fuzzy Distribution Model”, *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, 30(7/8), 681-696.
- Gulczynski, D., Golden, B. L., & Wasil, E. (2011). The multi-depot split delivery vehicle routing problem: An integer programming-based heuristic, new test problems, and computational results. *Computers & Industrial Engineering*, 61(3), 794–804.
- Hadjiconstantinou, E., & Baldacci, R. (1998). A multi-depot period vehicle routing problem arising in the utilities sector. *Journal of the Operational Research Society*, 49(12), 1239–1248.
- Hasanpour, H. A., Mosadegh-Khah, M., & Tavakoli Moghadam, R. (2009). Solving a stochastic multi-depot multi-objective vehicle routing problem by a simulated annealing. *Journal of Industrial Engineering*, 43(1), 25–36.
- Hemmateenejad, B., Shamsipur, M., Zare-shahabadi, V., and Akhond, M. (2011). Building optimal regression tree by ant colony system–genetic algorithm: application to modeling of melting points. *Analytica chimica acta*, 704, 57-62.
- Hertz, A., Widmer, M., (2004). “Guidelines For The Use Of Meta-Heuristics In Combinatorial Optimization”, *European Journal of Operation Research*, 151, 247-252
- Hirsch, M. J., Schroeder, D. E., Maggiar, A., & Dolinskaya, I. S. (2014). Multi-depot vessel routing problem in a direction dependent wavefield. *Journal of Combinatorial Optimization*, 28, 38–57.
- Ho, W., Ho, G. T. S., Ji, P., & Lau, H. C. W. (2008). A hybrid genetic algorithm for the

- multi-depot vehicle routing problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(4), 548–557.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor, MI.
- Hopfield, J.J., Tank, D.W. (1985). Neural Computation of Decisions in Optimization Problems, *Biological Cybernetics*, 52, 141-152.
- Irnich, S. (2000). A multi-depot pickup and delivery problem with a single hub and heterogeneous vehicles. *European Journal of Operational Research*, 122(2), 310–328.
- Jaskiewicz, A., Kominek, P., (2003). “Genetic Local Search With Distance Preserving Recombination Operator For A Vehicle Routing Problem”, *European Journal of Operation Research*, 151, 352-364
- Jeon, G., Leep, H. R., & Shim, J. Y. (2007). A vehicle routing problem solved by using hybrid genetic algorithm. *Computers & Industrial Engineering*, 53(4), 680–692.
- Jiang, L., & Ding, B. (2010) Disruption management model of multi-depot vehicle routing problem with customers’ demand changes. *Systems Engineering*, 2010-12. Available online at: http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTOTALGCXT201012002.htm. Erişim Tarihi: 09.05.2018
- Jin, O. S., Mitsuo, G., & Hiroshi, K. (2005). Multi-depot vehicle routing problem with time windows by hybrid genetic algorithm. *Nippon Keiei Kogakkai Shunki Taikai Yokoshu*, 2005, 158–159.
- Jin, T., Guo, S., Wang, F., & Lim, A. (2004). One-stage search for multi-depot vehicle routing problem. *IEEE transactions on automation science and engineering*, 2(4), 404–408.
- Juan, A.A., Adelantado, F., Grasman, S.E., Faulin, J., & Montoya-Torres, J.R. (2009). Solving the capacitated vehicle routing problem with maximum traveling distance and service time requirements: an approach based on Monte Carlo simulation. *WSC '09*.
- Karaboğa, D., (2004). “Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları”, *Atlas Yayın Dağıtım*, Çağaloğlu, İstanbul
- Kek, A., Cheu, R., & Meng, Q. (2008). Distance-constrained capacitated vehicle routing problems with flexible assignment of start and end depots. *Mathematical and Computer Modelling*, 47(1–2), 140–152.

- Kelly, J. P., Xu, J., (1999). "A Set-Partitioning-Based Heuristic for the Vehicle Routing Problem", *Inform Journal on Computing*, 11, 2
- Kelly, J., Xu, J. P. (1996). A Network Flow-Based Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem, *Transportation Science*, 30, 379-393.
- Keskintürk, T., Topuk, N. ve Özyeşil, O., (2015). Araç Rotalama Problemleri ile Çözüm Yöntemlerinin Sınıflandırılması ve Bir Uygulama, *İşletme Bilimi Dergisi*, 3(2), 77-107.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. Jr ve Vecchi, M.P., (1983). Optimisation by Simulated Annealing, *Science*, 220(4598), 671-680.
- Kulkarni, R. V., & Bhave, P. R. (1985). Integer programming formulations of vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 20(1), 58–67.
- Kuo, Y., & Wang, C.-C. (2012). A variable neighborhood search for the multi-depot vehicle routing problem with loading cost. *Expert Systems with Applications*, 39(8), 6949–6954.
- Laporte, G. (1992). The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, 59, 345–358.
- Laporte, G., & Nobert, Y. (1987). Exact algorithms for the vehicle routing problem. *Annals of Discrete Mathematics*, 31, 147–184.
- Laporte, G., & Semet, F. (2002). Classical heuristics for the capacitated VRP. In P. Toth, & D. Vigo (Eds.), *The vehicle routing problem. SIAM monographs on discrete mathematics and applications*, 9, 109–128. *Philadelphia: SIAM*.
- Laporte, G., Gendreau, M., Potvin, J. Y., Semet, F., (2000). "Classical And Modern Heuristics For The Vehicle Routing Problem", *International Transactions in Operation Research*, 7, 285-300
- Laporte, G., Nobert, Y., & Taillefer, S. (1988). Solving a family of multi-depot vehicle routing and location-routing problems. *Transportation Science*, 22(3), 161–172.
- Larsen, A., (2001). "The Dynamic Vehicle Routing Problem", Ph.D. thesis, Department of Mathematical Modelling (IMM), *Technical University of Denmark (DTU)*.
- Lau, H. C. W., Chan, T. M., Tsui, W. T., & Pang, W. K. (2010). Application of genetic algorithms to solve the multidepot vehicle routing problem. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 7(2), 383–392.
- Lau, H. C. W., Tang, C. X. H., Ho, G. T. S., & Chan, T. M. (2009). A fuzzy guided multiobjective evolutionary algorithm model for solving transportation problem. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 8255–8268.

- Li, F., Golden, B.L. ve Wasil, E.A. (2005). Very Large-Scale Vehicle Routing: New Test Problems, Algorithms, and Results, *Computers&Operations Research*, 32, 1165-1179.
- Li, J., Li, Y., & Pardalos, P. M. (2016). Multi-depot vehicle routing problem with time windows under shared depot resources. *Journal of Combinatorial Optimization*. 31(2), 515–532.
- Li, Y., & Liu, C. (2011). An effective genetic algorithm for the vehicle routing problem with multiple depots. *Advanced Materials Research*, 204–210, 283–287.
- Li, Y., & Liu, X. (2008). Modelling and its ant colony algorithm for multi-depot open vehicle routing problem with replenishment on the way. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2008-03. Available online at: <http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTOTAL-JSJJ200803022.htm>. Erişim Tarihi: 20 Nisan 2018.
- Lim, A., & Wang, F. (2005). Multi-depot vehicle routing problem: A one-stage approach. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2(4), 397–402.
- Lim, A., & Zhu, W. (2006). A fast and effective insertion algorithm for multi-depot vehicle routing problem and a new simulated annealing approach. In M. Ali & R. Dapoigny (Eds.), *Advances in artificial intelligence. Lecture notes in computer science* (4031, 282–291). *Springer-Verlag*.
- Lin, C. K. Y., & Kwok, R. C. W. (2005). Multi-objective metaheuristics for a location routing problem with multiple use of vehicles on real data and simulated data. *European Journal of Operational Research*, 175(3), 1833–1849.
- Liong, C. Y., Wan, R. I., Khairuddin, O., & Mourad, Z. (2008). Vehicle routing problem: Models and solutions. *Journal of Quality Measurement and Analysis*, 4(1), 205–218.
- Liu, C., & Yu, J. (2013). Multiple depots vehicle routing based on the ant colony with the genetic algorithm. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 6(4), 1013–1026.
- Liu, C.-Y. (2013). An improved adaptive genetic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem with time windows. *Journal of Networks*, 8(5), 1035–1042.
- Liu, R., Jiang, Z., Fung, R. Y. K., Chen, F., & Liu, X. (2010). Two-phase heuristic algorithms for full truckloads multi depot capacitated vehicle routing problem in carrier collaboration. *Computers & Operations Research*, 37(5), 950–959.
- López-Castro, L. F., & Montoya-Torres, J. R. (2011). Vehicle routing problem with fuzzy

- time windows. IEEE workshop on computational intelligence in production and logistics systems (39–46). *IEEE Publishing*.
- Machado, P., Tavares, J., Pereira, F.B. ve Costa E. (2002), Vehicle routing problem: Doing it the evolutionary way. In GECCO-02: Genetic and Evolutionary Computation Conference (690-696). *Morgan Kaufmann Publishers*.
- Maffioli, F. (2002). The vehicle routing problem: A book review. 4OR: A Quarterly Journal of Operations Research, 1(2), 149–153. Baldacci, R., Toth, P., & Vigo, D. (2010). Exact algorithms for routing problems under vehicle capacity constraints. *Annals of Operations Research*, 175, 213–245.
- Maischberger M., & Cordeau J. -F. (2011). Solving variants of the vehicle routing problem with a simple parallel iterated Tabu Search. In Network optimization. Lecture notes in computer science, 6701, 395-400.
- Marinakis, Y., (2001). “Heuristic Solutions of Vehicle Routing Problems in Supply Chain Management”, DSS Laboratory, *Department of Production Engineering and Management, Technical University of Crete, Greece*.
- Martínez-Salazar I. A., Molina, J., Ángel-Bello, F., Gómez, T., & Caballero, R. (2014). Solving a bi-objective Transportation Location Routing Problem by metaheuristic algorithms. *European Journal of Operational Research*, 234(1), (25-36).
- Matos, A. C., & Oliveira, R. C. (2004). An experimental study of the ant colony system for the period vehicle routing problem. Ant colony optimization and swarm intelligence. In M. Dorigo, M. Birattari, C. Blum, L.M. Gambardella, F. Mondada, ve T. Stützle (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science*, 3172, 1–29.
- Maya, P., Sörensen, K., & Goos, P. (2012). A metaheuristic for a teaching assistant assignment-routing problem. *Computers & Operations Research*, 39(2), 249–258.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H. ve Teller, E., (1953). Equation of State Calculations by Fast Computing Machines, J. Of Chemical. *Physics.*, Vol.21, no:6, ss. 1087-1092.
- Min, H., Current, J., & Schilling, D. (1992). The multiple depot vehicle routing problem with backhauling. *Journal of Business Logistics*, 13(1), 259–288.
- Mirabi, M. (2014). A hybrid electromagnetism algorithm for multi-depot periodic vehicle routing problem. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 71, 509–518.
- Mirabi, M., Fatemi Ghomi, S. M. T., & Jolai, F. (2010). Efficient stochastic hybrid heuristics for the multi-depot vehicle routing problem. *Robotics and Computer-*

- Integrated Manufacturing*, 26(6), 564–569.
- Montoya-Torres, J. R., Franco, J. L., Isaza, S. N., Jiménez, H. F., Herazo-Padilla, N. (2015). A literature review on the vehicle routing problem with multiple depots. *Computers & Industrial Engineering*, 79, 115-129.
- Montoya-Torres, J. R. (2014) Designing sustainable supply chains based on the triple bottom line approach. *International Conference on Advanced Logistics and Transport (ICALT 2015)*. Valenciennes, Francia. May 20-22, 2015. Pages 1-6.
- Montoya-Torres, J. R., Alfonso-Lizarazo, E, Gutiérrez-Franco, E., & Halabi, A. X. (2009). Using randomization to solve the deterministic vehicle routing problem with service time requirements. In M. D. Rossetti, R. R. Hill, B. Johanson, A. Dunkin, & R. G. Ingalls (Eds.), *Proceedings of the 2009 winter simulation conference* 2989–2994.
- Montoya-Torres, J. R., Muñoz-Villamizar, S., & Vega-Mejía, C. A. (2014). On the impact of collaborative strategies for goods delivery in city logistics. *Production Planning & Control*, 27(6), 443-455.
- Mourgaya, M., & Vanderbeck, F. (2006). The periodic vehicle routing problem: Classification and heuristic for tactical planning. *RAIRO – Operations Research*, 40, 169–194.
- Mullen, R. J., Monekosso, D., Barman, S., and Remagnino, P. (2009). A review of ant algorithms. *Expert systems with applications*, 36, 9608-9617.
- Nabiyev, V. V., (2003). “Yapay Zeka – Problemler Yöntemler Algoritmalar”, *Seçkin Yayınevi*, Ankara
- Nagy, G., & Salhi, S. (2005). Heuristic algorithms for single and multiple depot vehicle routing problems with pickups and deliveries. *European Journal of Operational Research*, 162(1), 126–141.
- Narasimha, K. V., Kivelevitch, E., Sharma, B., & Kumar, M. (2013). An ant colony optimization technique for solving min-max multi-depot vehicle routing problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, 13, 63–73.
- Networking and Emerging Optimization, <http://neo.lcc.uma.es/vrp/vrp-flavors/periodic-vrp/> Erişim tarihi: 29.02.2018.
- Nieto Isaza, S., López Franco, J., & Herazo Padilla, N. (2012). Desarrollo y Codificación de un Modelo Matemático para la Optimización de un Problema de Ruteo de Vehículos con Múltiples Depósitos. In *Tenth LACCEI Latin American and Caribbean Conference (LACCEI'2012)*, Megaprojects: Building Infrastructure by

- fostering engineering collaboration, efficient and effective integration and innovative planning , July 23–27, 2012, Panama City, Panama
- Ombuki-Berman, B., & Hanshar, F. T. (2009). Using genetic algorithms for multidepot vehicle routing. *Bio-inspired Algorithms for the Vehicle Routing Problem – Studies in Computational Intelligence*, 161(2009), 77–99.
- Ozfirat, P. M., & Ozkarahan, I. (2010). A constraint programming heuristic for a heterogeneous vehicle routing problem with split deliveries. *Applied Artificial Intelligence*, 24(4), 277–294.
- Özyurt, Z., & Aksen, D. (2007). Solving the multi-depot location routing problem with Lagrangian relaxation. *Operations Research/Computer Science Interfaces Series*, 37, 125–144.
- Parthanadee, P., & Logendran, R. (2006). Periodic product distribution from multidepots under limited supplies. *IIE Transactions*, 38(11), 1009–1026.
- Pessoa, C.M., Ranzan, C., Trierweiler, L.F., ve Trierweiler, J.O., (2015). Development of Ant Colony Optimization (ACO) Algorithms Based on Statistical Analysis and Hypothesis Testing for Variable Selection, *IFAC-PapersOnLine*, 48(8), 900-905.
- Pham, D. T., & Karaboga, D. (2000). Intelligent optimisation techniques: genetic algorithms, tabu search, simulated annealing and neural networks. London: Springer.
- Phillips, S. J. (2002). Acceleration of K-Means and Related Clustering Algorithms. Mount, David M.; Stein, Clifford, eds. *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin Heidelberg. 166–177.
- Pisinger, D., & Ropke, S. (2007). A general heuristic for vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*, 34(8), 2403–2435.
- Polacek, M., Benkner, S., Doerner, K. F., & Hartl, R. F. (2008). A cooperative and adaptive variable neighborhood search for the multi depot vehicle routing problem with time windows. *Business Research*, 1(2), 207–218.
- Polacek, M., Hartl, R. F., Doerner, K., & Reimann, M. (2005). A variable neighborhood search for the multi depot vehicle routing problem with timewindows. *Journal of Heuristics*, 10(6), 613–627.
- Potvin, J. Y., Xu, Y., Benyahia, I., (2004). “Vehicle routing and scheduling with dynamic travel times”, *Computers & Operations Research*, 0305 – 0548
- Preux, P., Talbi, E. G., (1999). “Towards Hybrid Evolutionary Algorithms”, *International Transactions in Operation Research*, 6, 557-570

- Psaraftis, H. (1995). Dynamic vehicle routing: Status and prospects. *Annals of Operations Research*, 61(1), 143–164.
- Rahimi-Vahed, A., Crainic, T. G., Gendreau, M., & Rei, W. (2013). A path relinking algorithm for a multi-depot periodic vehicle routing problem. *Journal of Heuristics*, 19, 497–524.
- Ranzan, C., Strohm, A., Ranzan, L., Trierweiler, L. F., Hitzmann, B., and Trierweiler, J. O. (2014). Wheat flour characterization using NIR and spectral filter based on ant colony optimization. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 132, 133–140.
- Ray, S., Soeanu, A., Berger, J., & Debbabi, M. (2014). The multi-depot split-delivery vehicle routing problem: Model and solution algorithm. *Knowledge-based Systems*. 71, 238-265.
- Rego, C., (2001). “Node-Ejection Chains For The Vehicle Routing Problem Sequential And Parallel Algorithms”, *Parallel Computing*, 27, 201-222
- Renaud, J., Boctor, F. F., & Laporte, G. (1996). An improved petal heuristic for the vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, 47, 329–336.
- Renaud, J., Laporte, G., & Boctor, F. F. (1996). A Tabu search heuristic for the multidepot vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 23(3), 229–235.
- Renaud, J., ve Boctor, F.F. (2002). A Sweep-Based Algorithm for the Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem, *European Journal of Operational Research*, 140, 618–628.
- Rochat, Y., ve Taillard, E.D., (1995). Probabilistic Diversification and Intensification in Local Search for Vehicle Routing, *Journal of Heuristics*, 1, 147-167.
- Rodrigues Pereira Ramos, T., Gomes, M. I., & Barbosa-Póvoa, A. P. (2014). Economic and environmental concerns in planning recycle waste collection systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 62, 34–54.
- Salhi, S., & Nagy, G. (1999). A cluster insertion heuristic for single and multiple depot vehicle routing problems with backhauling. *Journal of the Operational Research Society*, 50(10), 1034–1042.
- Salhi, S., & Sari, M. (1997). A multi-level composite heuristic for the multi-depot vehicle fleet mix problem. *European Journal of Operational Research*, 103(1), 95–112.
- Salhi, S., Imran, A., & Wassan, N. A. (2014). The multi-depot vehicle routing problem

- with heterogeneous vehicle fleet: Formulation and a variable neighborhood search implementation. *Computers & Operations Research*, 52, 315–325.
- Salhi, S., Thangiah, S. R., & Rahman, F. (1998). A genetic clustering method of the multi-depot vehicle routing problem. In G. D. Smith & N. C. Steel (Eds.), *Artificial neural network and genetic algorithms* (234–237). NY: *Springer*.
- Samanta, S., & Jha, M. K. (2011). Multi depot probabilistic vehicle routing problems with a time window: Theory, solution and application. *International Journal of Operations Research and Information Systems*, 2(2), 40–64.
- Sbihi, A., & Eglese, R. W. (2007). Combinatorial optimization and Green Logistics. *4OR: A Quarterly Journal of Operations Research*, 5(2), 99–116.
- Schmid, V., Doerner, K. F., Hartl, R. F., & Salazar-González, J. J. (2010). Hybridization of very large neighborhood search for ready-mixed concrete delivery problems. *Computers & Operations Research*, 37(3), 559–574.
- Seth, A., Klabjan, D., & Ferreira, P. M. (2013). Analyses of advanced iterated tour partitioning heuristics for generalized vehicle routing problems. *Networks*, 61(4), 290–308.
- Sistem Teknik A.Ş., <http://www.sistemteknik.com/ferrous/tavlama-islemi-s178.html>
Erişim tarihi: 11.06.2018,
- Sitek, P., Wikarek, J., & Grzybowska, K. (2014). A multi-agent approach to the multiechelon capacitated vehicle routing problem. Highlights of Practical Applications of Heterogeneous Multi-Agent Systems. The PAAMS Collection, *Communications in Computer and Information Science*, 430, 121–132.
- Skok, M., Skrlec, D., & Krajcar, S. (2000). The non-fixed destination multiple depot capacitated vehicle routing problem and genetic algorithms. *Proceedings of the 22nd International Conference on Information Technology Interfaces*, Pula, Croatia, 2000, 403-408.
- Skok, M., Skrlec, D., & Krajcar, S. (2001). The genetic algorithm of vehicles from multiple depots to a number of delivery points. *Fourth International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems and Allied Technologies*. Brighton, UK, 2000, 2, 520-526.
- Socha, K. and Dorigo, M. (2008). Ant colony optimization for continuous domains. *European Journal of Operational Research*, 185, 1155-1173.
- Solomon, M. M., & Desrosiers, J. (1988). Time window constrained routing and scheduling problems. *Transportation Science*, 22(1), 1–13.

- Solomon, M. ve Desrosiers, J., (1988). Time window constrained routing and scheduling problems. *Transportation Science*, 22(1), 1-13.
- Subramanian, A., Uchoa, E., & Ochi, L. S. (2013). A hybrid algorithm for a class of vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*, 40(10), 2519–2531.
- Şahin, Y., Eroğlu, A., (2014). Kapasite Kısıtlı Araç Rotalama Problemi İçin Metasezgisel Yöntemler: Bilimsel Yazın Taraması. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(4), 337-355.
- Taillard, E. D. (1993). Parallel Iterative Search Methods for Vehicle Routing Problem, *Networks*, 23, 661-673.
- Tan, K. C., Chew, Y. H., & Lee, L. H. (2006). A hybrid multi-objective evolutionary algorithm for solving truck and trailer vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 172(3), 855–885.
- Tao, N., Chen, G., Tao N. (2012). Solving VRP using ant colony optimization algorithm. In: *2012 fifth international conference on information and computing science (ICIC)*, 15–18.
- Tarantilis, C. D., Ioannou, G., Prastacos, G., (2004). “Advanced Vehicle Routing Algorithms For Complex Operations Management Problems”, *Journal of Food Engineering, Elsevier Ltd*.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Makui, A., & Mazloomi, Z. (2010). A new integrated mathematical model for a bi-objective multi-depot location-routing problem solved by a multi-objective scatter search algorithm. *Journal of Manufacturing Systems*, 29(3–4), 111–119.
- Thangiah, S. R., & Salhi, S. (2001). Genetic clustering: An adaptive heuristic for the multidepot vehicle routing problem. *Applied Artificial Intelligence*, 15(4), 361–383.
- Ting, C. J., & Chen, C. H. (2009). Combination of multiple ant colony system and simulated annealing for the multidepot vehicle routing problem with time windows. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2089, 85–92.
- Toth, P. Vigo, D. (2003). Granular Tabu Search and Its Application to Vehicle Routing Problem, *INFORMS Journal on Computing*, 15, 333-346.
- Toth, P., & Vigo, D. (2002). The vehicle routing problem. *SIAM monographs on discrete mathematics and applications*, 9. Philadelphia: *SIAM*.

- Toth, P., Vigo, D., (2003). “The Granular Tabu Search and Its Application to the VehicleRouting Problem”, *Inform Journal on Computing*, 15(4), 333-346
- Tsirimpas, P., Tatarakis, A., Minis, I., & Kyriakidis, E. G. (2007). Single vehicle routing with a predefined customer sequence and multiple depot returns. *European Journal of Operational Research*, 187(2), 483–495.
- Tüzün, D., & Burke, L. (1999). A two-phase tabu search approach to the location routing problem. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 87–99.
- Tüzün, D., & Burke, L. (1999). A two-phase tabu search approach to the location routing problem. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 87–99.
- Venkatasubbaiah, K., Acharyulu, S. G., Chandra Mouli, K. V. V. (2011) Fuzzy goal programming method for solving multi-objective transportation problems. *Global Journal of Research in Engineering*, 11(3). Available at: <http://globaljournals.org/GJRE_Volume11/2-Fuzzy-Goal-Programming-Method-for-Solving.pdf>. Erişim Tarihi: 12.06.2018
- Vianna, D. S., Ochi, L. S., & Drummond, L. M. (1999). A parallel hybrid evolutionary metaheuristic for the period vehicle routing problem. In J. Rolim, F. Mueller, A. Y. Zomaya, F. Ercal, S. Olariu, B. Ravindran, J. Gustafsson, H. Takada, R. Olsson, & L. V. Kale et al. (Eds.), *Parallel and distributed processing. Lecture notes in computer science*. 1586 (183–191). Berlin: *Springer-Verlag*.
- Vidal, T., Crainic, T. G., Gendreau, M., & Prins, C. (2014). Implicit depot assignments and rotations in vehicle routing heuristics. *European Journal of Operational Research*, 237(1), 15–28.
- Vidal, T., Crainic, T.G., Gendreau, M., Lahrichi, N., & Rei, W. (2010) A hybrid genetic algorithm for multi-depot and periodic vehicle routing problems. CIRRELT-2010-34. Available online at: <<https://www.cirrelt.ca/DocumentsTravail/CIRRELT-2010-34.pdf>>. Erişim tarihi 3 Mayıs 2018.
- Villegas, J. G., Prins, C., Prodhon, C., Medaglia, A. L., & Velasco, N. (2010). GRASP/VND and multi-start evolutionary local search for the single truck and trailer routing problem with satellite depots. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(5), 780–794.
- Wang, Y. (2013). Research of multi-depot vehicle routing problem by cellular ant algorithm. *Journal of Computers*, 8(7), 1722–1727.
- Wang, Z., Zhang, J., & Wang, X. (2011). A modified variable neighborhood search

- algorithm for the multi depot vehicle routing problem with time windows. *Chinese Journal of Management Science*, 19(2), 99–109.
- Wasner, M., & Zapfel, G. (2004). An integrated multi-depot hub-location vehicle routing model for network planning of parcel service. *International Journal of Production Economics*, 90(3), 403–419.
- Weise, T., Podlich, A., & Gorltd, C. (2010). Solving real-world vehicle routing problems with evolutionary algorithms. Natural intelligence for scheduling, planning and packing problems (29–53), *Springer*.
- Whitley, D. Ve Hanson, T., (1989). Optimising Neural Networks Using Faster, More Accurate Genetic Search, *3rd International Conference on Genetic algorithms and Their Applications*, George Mason University, 370-374.
- Wu, T. H., Low, C., & Bai, J. W. (2002). Heuristic solutions to multi-depot location routing problems. *Computers & Operations Research*, 29(10), 1393–1415.
- Xu, Y., & Jiang, W. (2014). An improved variable neighborhood search algorithm for multi-depot heterogeneous vehicle routing problem based on hybrid operators. *International Journal of Control and Automation*, 7(3), 299–316.
- Xu, Y., Wang, L., & Yang, Y. (2012). A new variable neighborhood search algorithm for the multi-depot heterogeneous vehicle routing problem with time windows. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 39, 289–296.
- Yang, W. T., & Chu, L. C. (2000). A heuristic algorithm for the multi-depot periodic vehicle routing problem. *Journal of Information & Optimization Sciences*, 22, 359–367.
- Yang, Y. (2008). An improved genetic algorithm for multiple-depot and heterogeneous-vehicle routing problem. *Computer and Modernization*, 2008– 09. Available online at: <http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTOTALJYXH200809002.htm>. Eriřim tarihi: 8 Nisan 2018.
- Yücenur, G. N., & Demirel, N. Ç. (2011a). A new geometric shape-based genetic clustering algorithm for the multi-depot vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 38(9), 11859–11865.
- Zarandi, M. H. F., Hemmati, A., & Davari, S. (2011). The multi-depot capacitated location-routing problem with fuzzy travel times. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 10075–10084.
- Zhen, T., & Zhang, Q. (2009). A combining heuristic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem with inter-depot routes. *International Joint Conference*

on Artificial Intelligence (JCAI), Hainan Island, 2009, 436-439.



ÖZGEÇMİŞ

Yazar, 1989 yılında Tarsus'ta doğdu. İlkokul, Ortaokul ve Liseyi Tarsus'ta tamamladı. Hacettepe Üniversitesi İşletme Bölümünü 2008 yılında kazandı. Üniversiteden 2012 yılında mezun oldu. 2012 yılında Dell Computers firmasında teknoloji departmanında, 2013 yılında Akdeniz Çivi firmasında dış ticaret departmanında çalıştı. 2015 yılında Çukurova Üniversitesi İşletme Bölümünde Araştırma Görevlisi olarak işe başladı. Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalında 2015 – 2018 yılları arasında Yüksek Lisans öğrenimine devam etti. Halen Çukurova Üniversitesi Üniversitesi İşletme Bölümü'nde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmaktadır.