



**KAPASİTELİ ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ İÇİN DEĞİŞKEN
KOMŞULUK İNİŞ VE TAVLAMA BENZETİMİ HİBRİT SEZGİSEL
ÇÖZÜM YAKLAŞIMI**

Hüsna TOKEL

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

TEMMUZ 2024

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri 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 herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

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

Hüsna TOKEL

16/07/2024

KAPASİTELİ ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ İÇİN DEĞİŞKEN KOMŞU İNİŞ VE TAVLAMA BENZETİMİ HİBRİT SEZGİSEL ÇÖZÜM YAKLAŞIMI

(Yüksek Lisans Tezi)

Hüsna TOKEL

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Temmuz 2024

ÖZET

Kapasiteli araç rotalama problemi (KARP), bir depodan, sabit kapasiteli araçlar ile farklı coğrafik bölgelerde bulunan müşterilerin önceden belirlenen taleplerinin karşılanması için en uygun rotalar belirlenerek hizmet verildiği, toplam tur uzunluğunun en küçüklenmesinin amaçlandığı araç rotalama problemidir. KARP için farklı meta-sezgisel algoritmaların performanslarının birleştirilerek daha güçlü bir algoritma önerilmesi fikrinden yola çıkılarak, değişken komşu iniş ve tavlama benzetimi algoritması birleştirilerek hibrit bir sezgisel algoritma önerilmiştir. İncelemelerimize göre KARP problemleri için bu iki algoritmanın hibrit bir çözüm yaklaşımı içerisinde birleştirilerek kullanıldığı bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu iki algoritmanın avantajları birleştirilerek, çözümde iyileşme olduğunda aramayı yoğunlaştıran, çözümde iyileşme olmadığında belli oranda kötü çözümleri kabul ederek yerel minimuma takılmayı önleyen ve yeni çözüm kabul edilemediği durumda farklı komşuluk yapıları ile arama yapılarak çözümü çeşitlendiren çözüm yaklaşımı önerilmiştir. 22, 23, 30, 33, 51 ve 76 müşteri boyutlu problem için E veri seti DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı kullanılarak çözülmüştür. Başlangıç sıcaklığı, nihai sıcaklık, soğutma oranı ve iterasyon sayısı parametrelerinin çözüm değerlerine etkisi incelenmiştir. Her bir veri için DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı 10 kez çalıştırılarak en iyi çözüm değeri dikkate alınmıştır. Bu çözüm değerleri, KARP çözmek için kullanılan CVRP-FA ve ISA-CO algoritmalarının çözüm değerleri ile karşılaştırılmıştır. DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımının, literatürde mevcut olan diğer algoritmalara göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Önerilen çözüm yaklaşımının performansını incelemek amacıyla Sakarya ilinde yer alan ekmek üretimi ve dağıtım hizmeti veren bir fırın için gerçek dünya uygulaması yapılmıştır. Uygulamada 24 ve 30 müşteri boyutlu 2 homojen araç kapasiteli mesafe kısıtlı KARP yer almaktadır. Bu problem, Tlili, Faiz ve Krichen (2014) matematiksel modeli, homojen kapasiteli mesafe kısıtlı KARP' e uyarlanarak çözülmüştür. Çözüm sonuçları DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı sonuçları ile karşılaştırıldığında, DKİ-TB'nin optimal çözüme yakın sonuçlar verdiği görülmüştür. 50 müşteri boyutludan büyük problemler matematiksel model kullanılarak çözülememektedir, bu durumda DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı kullanılabilir.

Bilim Kodu : 90620

Anahtar Kelimeler : Araç rotalama problemi, Kapasiteli araç rotalama problemi, Meta-sezgisel, Değişken komşuluk Arama algoritması, Değişken komşuluk iniş algoritması, Tavlama benzetimi.

Sayfa Adedi : 80

Danışman : Prof. Dr. Ertan GÜNER

VARIABLE NEIGHBORHOOD DESCENT AND SIMULATED ANNEALING
HYBRID HEURISTIC SOLUTION APPROACH FOR CAPACITATED VEHICLE
ROUTING PROBLEM

(M. Sc. Thesis)

Hüsna TOKEL

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

July 2024

ABSTRACT

Capacity vehicle routing problem (KARP) is a vehicle routing problem in which the most appropriate routes are determined to meet the predetermined demands of customers in different geographical regions with fixed capacity vehicles from a warehouse, and the aim is to minimize the total tour length. Starting from the idea of proposing a stronger algorithm by combining the performances of different meta-heuristic algorithms for KARP, a hybrid heuristic algorithm has been proposed by combining variable neighbor descent and simulated annealing algorithm. According to our investigations, we have not found any study in which these two algorithms are combined in a hybrid solution approach for KARP problems. By combining the advantages of these two algorithms, a solution approach has been proposed that intensifies the search when there is an improvement in the solution, prevents getting stuck in a local minimum by accepting a certain amount of bad solutions when there is no improvement in the solution, and diversifies the solution by searching with different neighborhood structures when a new solution cannot be accepted. Data set E for 22, 23, 30, 33, 51 and 76 customer size problems was solved using the DKİ-TB hybrid solution approach. The effects of initial temperature, final temperature, cooling rate and number of iteration parameters on the solution values were examined. For each data set, the DKİ-TB hybrid solution approach was run 10 times and the best solution value was taken into account. These solution values were compared with the solution values of CVRP-FA and ISA-CO algorithms used to solve KARP. It has been observed that the DKİ-TB hybrid solution approach gives better results than other algorithms available in the literature. In order to examine the performance of the proposed solution approach, a real-world application was made for a bakery providing bread production and distribution services in Sakarya province. In practice, there is a distance-restricted KARP with a capacity of 2 homogeneous vehicles of 24 and 30 customer sizes. This problem was solved by adapting the mathematical model of Tlili, Faiz, and Krichen (2014) to the homogeneous capacity distance-constrained KARP. When the solution results were compared with the DKİ-TB hybrid solution approach results, it was seen that DKİ-TB gave results close to the optimal solution. Problems larger than 50 customer sizes cannot be solved using mathematical models, in which case the DKİ-TB hybrid solution approach can be used.

Science Code : 90620

Key Words : Vehicle routing problem, Capacitated vehicle routing problem, Meta-heuristic, Variable neighborhood algorithm, Variable neighborhood descent algorithm, Simulated annealing.

Page Number : 80

Supervisor : Prof. Dr. Ertan GÜNER

TEŞEKKÜR

Desteklerini her zaman hissettiğim, her koşulda yanımda olan, beni cesaretlendiren ve motive eden biricik ailem; annem Hatice TOKEL'e, babam Ahmet TOKEL'e ve kardeşim Emir TOKEL'e teşekkür ederim. Çalışmam boyunca bilgi ve tecrübesiyle beni yönlendiren ve desteğini esirgemeyen danışman hocam Prof. Dr. Ertan GÜNER'e teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	x
HARİTALARIN LİSTESİ.....	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ	3
2.1. ARP Tanımı ve Amacı.....	3
2.2. ARP Türleri.....	4
2.2.1. Kapasiteli ARP.....	5
2.2.2. Zaman pencereci ARP	7
2.2.3. Çok depolu ARP	8
2.2.4. Ana taşımalı ARP	8
2.2.5. İki kademeli ARP.....	9
2.2.6. Heterojen kapasiteli ARP.....	10
2.2.7. Dinamik ARP.....	10
2.2.8. Yeşil ARP	11
3. KAPASİTELİ ARAÇ ÇİZELGELEME PROBLEMİ İÇİN LİTERATÜR ÇALIŞMASI	13
4. ARP ÇÖZÜM YÖNTEMLERİ	21
4.1. Türlerine Göre ARP Çözüm Yöntemleri	21
4.1.1. Kesin yöntemler	22

	Sayfa
4.1.2. Sezgisel yöntemler	23
4.1.3. Meta-sezgisel yöntemler	25
4.2. Değişken Komşuluk Arama Algoritması	28
4.2.1. Değişken komşuluk iniş (DKİ) algoritması	31
4.3. Tavlama Benzetimi	32
5. MESAFE KISITLI KARP İÇİN MATEMATİKSEL MODEL.....	35
6. DKİ-TB HİBRİT ÇÖZÜM YAKLAŞIMI.....	39
6.1. KARP için DKİ-TB Hibrit Sezgisel Yaklaşımın Önerilmesi	39
6.1.1. Çözüm yaklaşımının ilk aşaması	40
6.1.2. Çözüm yaklaşımının ikinci aşaması.....	41
6.2. DKİ-TB Algoritması Deney Sonuçları	48
6.2.1. DKİ-TB algoritması performansına parametrelerin etkisi	48
6.2.2. DKİ-TB algoritmasının performansının diğer algoritmalar ile karşılaştırılması.....	52
6.3. Mesafe Kısıtlı KARP İçin Gerçek Veri Seti ile Uygulama Çalışması.....	54
6.3.1. 24 Müşteri boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB algoritması uygulanması.....	55
6.3.2. 30 müşteri boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB algoritması uygulanması.....	58
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	63
KAYNAKLAR	67
EKLER.....	77
EK-1. 24 müşteri için müşteriler arası mesafeler.....	78
EK-2. 30 müşteri için müşteriler arası mesafeler.....	79
ÖZGEÇMİŞ	80

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 3.1. Literatür tablosu.....	19
Çizelge 6.1. 22 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları	49
Çizelge 6.2. 23 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları	49
Çizelge 6.3. 30 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları	50
Çizelge 6.4. 33 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları	50
Çizelge 6.5. 51 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları	51
Çizelge 6.6. 76 müşteri boyutlu KARP için nihai sıcaklığın DKİ-TB sezgiseline etkisi.....	51
Çizelge 6.7. 76 müşteri boyutlu KARP için başlangıç sıcaklığının DKİ-TB'ye etkisi .	52
Çizelge 6.8. DKİ-TB hibrit sezgiselinin diğer algoritmalar ile karşılaştırılması.....	53
Çizelge 6.9. Araçların kapasitesi	55
Çizelge 6.10. 24 müşteri için ekmek talepleri	56
Çizelge 6.11. 30 müşteri için ekmek talepleri	59

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 4.1. ARP çözüm yöntemleri	21
Şekil 4.2. Kesin yöntemler	22
Şekil 4.3. Sezgisel yöntemler	23
Şekil 4.4. Popülasyon aramaya dayalı meta-sezgisel yöntemler	25
Şekil 4.5. Yerel aramaya dayalı meta-sezgisel yöntemler	27
Şekil 4.6. DKA algoritması sözde kodu	29
Şekil 4.7. DKİ algoritması adımları.....	31
Şekil 4.8. TB algoritması sözde kodu	33
Şekil 6.1. DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı aşamaları	39
Şekil 6.2. DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı.....	39
Şekil 6.3. DKİ-TB algoritması başlangıç çözümü sözde kodu.....	40
Şekil 6.4. 2-Opt komşuluk arama mekanizması	43
Şekil 6.5. Ekleme komşuluk arama mekanizması	43
Şekil 6.6. Yer değiştirme komşuluk arama mekanizması	43
Şekil 6.7. DKİ-TB hibrit sezgiseli akış şeması.....	44
Şekil 6.8. DKİ-TB hibrit algoritması adımları	46
Şekil 6.9. DKİ-TB hibrit algoritması sözde kodu.....	47
Şekil 6.10. 24 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için CPLEX ile bulunan optimal tur sıralaması	57
Şekil 6.11. 24 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB ile bulunan tur sıralaması ...	58
Şekil 6.12. 30 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için CPLEX ile bulunan optimal tur sıralaması	60
Şekil 6.13. 30 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB ile bulunan tur sıralaması ...	61

HARİTALARIN LİSTESİ

Harita	Sayfa
Harita 6.1. Fırının müşterilerinin konumları	54

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler

dk	Dakika
gr	Gram
m	Metre
sn	Saniye

Açıklamalar

Kısaltmalar

ADKA	Azaltılmış değişken komşuluk arama
ARP	Araç rotalama problemi
ATARP	Ana taşımali araç rotalama problemi
CW	Clarke ve Wright
ÇDARP	Çok depolu araç rotalama problemi
DARP	Dinamik araç rotalama problemi
DKA	Değişken komşu arama
DKAA	Değişken komşuluk ayrıştırma araması
DKİ	Değişken komşu iniş
EA	Evrimsel Algoritma
EM	Elektromanyetik benzeri mekanizma
EYKA	En yakın komşu arama
GA	Genetik algoritma
GKA	Geniş komşuluk arama
GSP	Gezgin satıcı problemi
HARP	Heterojen araç rotalama problemi
KARP	Kapasiteli araç rotalama problemi
KKA	Karınca kolonisi algoritması
KKO	Karınca kolonisi optimizasyonu
MA	Memetik algoritma

Kısaltmalar**PSO****SARP****TA****TB****YA****YAK****YARP****YYA****YZP****ZPARP****ZZP****2K-ARP****Açıklamalar**

Parçacık sürü optimizasyonu

Statik araç rotalama problemi

Tabu arama

Tavlama benzetimi

Yerel arama

Yapay arı kolonisi

Yeşil araç rotalama problemi

Yinelenen yerel arama

Yumuşak zamanlı penceresi

Zaman pencereli araç rotalama problemi

Zor zamanlı penceresi

İki kademeli araç rotalama problemi

1. GİRİŞ

Günümüzde, farklı coğrafi konumlarda bulunan müşterilere zamanında ve kaliteli hizmet ve/veya ürün ulaştırmak oldukça önemli bir konu haline gelmiştir. Daha öncelerde ürün veya hizmet merkezine yakın olmak önemli bir unsur iken günümüzde farklı unsurlara öncelik verilmektedir. Dağıtım problemleri için çözümler bulunarak müşterilere en kısa sürede en az maliyet ile ürünlerin ulaştırılması hedeflenmektedir.

Araç rotalama problemleri de bu sebeple literatürde yaygın çalışılan konulardan birisidir. ARP problemlerinin temeli, gezgin satıcı problemlerine (GSP) dayanmaktadır. ARP, GSP'nin araç kısıtı olan hali olarak düşünülebilir. ARP'de amaç, müşterilere hizmet verilecek en uygun rotaların bulunmasıdır. ARP, literatürde, araç kapasite kısıtına, zaman kısıtına, dinamik veya statik oluşuna, çevresel koşulları dikkate alıp almama duruma göre çeşitli türlere ayrılmaktadır.

Kapasiteli ARP, belli bir araç kapasitesine sahip araçlar ile müşterilere hizmet verilecek en uygun rotanın belirlendiği problemlerdir. Bu tezde, KARP problemlerine odaklanılmaktadır. Bu problemleri çözmek için literatürde, kesin, sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler kullanılmaktadır. Literatürde KARP çözmek için kullanılan yöntemler incelenmiştir. Meta-sezgisel yöntemlerden yerel arama (YA)'ya dayalı bir yöntem olan değişken komşu arama (DKA) türü olan değişken iniş algoritması ve tavlama benzetimi yöntemlerinin avantajları birleştirilerek DKİ-TB hibrit sezgisel algoritması önerilmiştir. Bu hibrit sezgisel algoritmada açgözlü sezgisel yöntem olan en yakın komşu algoritması başlangıç çözümü olarak kullanılarak algoritmanın arama yapmaya daha güçlü bir noktadan başlaması amaçlanmıştır. Literatür incelendiğinde bu iki meta-sezgisel algoritmanın birleştirilerek KARP çözmek için kullanıldığı bir çalışmaya rastlanmamıştır.

DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı, TB algoritmasının parametreleri olan başlangıç sıcaklığı, nihai sıcaklık, soğutma oranı ve iterasyon sayısı parametrelerini girdi olarak kullanır. Bu parametrelerin algoritmanın performansındaki etkisini belirlemek amacıyla farklı parametre değerleri için literatürde sıklıkla kullanılan E veri seti DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile çözülmüştür. 22 müşteri boyutlu 4 sabit kapasiteli araçlı, 23 müşteri boyutlu 3 sabit kapasiteli araçlı, 30 müşteri boyutlu 3 sabit kapasiteli araçlı, 33 müşteri boyutlu 4 sabit kapasiteli araçlı, 51 müşteri boyutlu 5 sabit kapasiteli araçlı ve 76 müşteri boyutlu 10

sabit kapasiteli araçlı olmak üzere 6 veri seti ile çalışılmıştır. Her veri seti için başlangıç sıcaklığı, nihai sıcaklık, soğutma oranı ve iterasyon sayısı değiştirilerek, bu değişikliklerin çözüm değerleri üzerindeki etkisi incelenmiştir. Her veri seti ve parametre değeri için DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı 10 kez çalıştırılmıştır. Bu çalıştırmalar içerisindeki en iyi çözüm, çözüm değeri olarak belirlenmiştir. Literatürde yer alan çalışmalarda, E veri setini kullanarak CVRP-FA ve ISA-CO algoritmalarının da performansları test edilmiştir. Bu tez çalışmasında, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile bulunan sonuçlar bu iki algoritma ile bulunan çözümler ile karşılaştırılmıştır.

DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı, KARP çözmek için önerilen hibrit bir çözüm yaklaşımıdır. Mesafe kısıtlı KARP, araçların kat edebileceği en uzak mesafenin kısıtlandığı bir KARP türüdür. Sakarya ilinde ekmek üretimi ve dağıtım hizmeti veren bir ekmek fırını için mesafe kısıtlı KARP gerçek dünya uygulaması yapılmıştır. Ekmek fırını, farklı bölgelerde yer alan müşterilerine homojen kapasiteli 2 araç ile dağıtım hizmeti vermektedir. Problem için 24 ve 30 müşteri boyutlu veri setleri dikkate alınarak çözüm yapılmıştır. Tlili, Faiz ve Krichen (2014) heterojen kapasiteli mesafe kısıtlı KARP matematiksel modeli, homojen kapasiteli mesafe kısıtlı KARP'e uyarlanarak GAMS Studio yardımıyla CPLEX çözücü ile çözülmüştür. Aynı veri setleri kullanılarak DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile de çözülmüştür, çözüm sonuçları DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımının, optimal sonuca yakın çözümler verdiğini göstermektedir.

Çalışmanın üçüncü bölümünde KARP literatür taramasına yer verilmiştir. Çalışmanın dördüncü bölümünde ARP çözüm yöntemlerine yer verilip, bu çalışmada kullanılan DKA ve TB yöntemleri detaylıca açıklanmıştır. Çalışmanın beşinci bölümünde, mesafe kısıtlı kapasiteli araç rotalama problemi modeline yer verilmiştir. Model detaylı olarak açıklanmıştır. Çalışmanın altıncı bölümünde, DKİ-TB çözüm yaklaşımı, DKİ-TB çözüm yaklaşımının parametrelerinin performansına etkisi, diğer algoritmalar ile çözüm performansının karşılaştırılması yer almaktadır. Bu bölümde ayrıca, Sakarya ilinde yer alan ekmek üretimi ve dağıtım hizmeti veren bir fırın için mesafe kısıtlı KARP' in matematiksel model ve DKİ-TB çözüm yaklaşımı ile çözülmesi ve çözüm sonuçlarının karşılaştırılması yer almaktadır.

2. ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ

2.1. ARP Tanımı ve Amacı

Araç rotalama problemi (ARP), farklı konumlarda yer alan müşterilere bir araç filosu aracılığı ile hizmet vermek için en uygun rotaların belirlendiği problemlerdir. Literatürde, farklı tanımları mevcuttur. Christofides (1976), “ARP, ortak bir depodan bir dizi araç kullanılarak coğrafi olarak farklı konumlardaki müşterilere mal tedarik edilmesi sorunu ile ilgilenir. Problem, araçların kat ettikleri mesafeyi minimum düzeyde tutacak şekilde rotalanmasıdır” olarak tanımlamaktadır. Laporte ve Nobert (1987)’ye göre “ARP, bir veya daha fazla depodan, coğrafi olarak dağınık noktalara, şehirlere veya müşterilere uygun teslimat rotalarının tasarlanma problemidir”. “ARP, bir veya daha fazla depoya dayalı bir araç filosunun bir dizi müşteriye hizmet vermek için kullandığı en uygun rotaların belirlenmesini gerektiren zor ve iyi bilinen bir kombinatoriyal optimizasyon problemidir” (Toth ve Vigo, 1998:1). Laporte (2007)’ye göre, “ARP, araç kapasitesi, rota uzunluğu, zaman pencereleri, müşteriler arasındaki öncelik ilişkileri vb. gibi çeşitli kısıtlamalara tabi olarak, merkezi bir depodan coğrafi olarak dağınık bir dizi müşteriye kadar en uygun teslimat veya toplama rotalarının tasarlanmasından oluşur”. Praveen, Keerthika, Sivapriya, Sarankumar ve Bhasker (2022)’de ARP’yi tanımlarken ARP problemlerinde birden fazla rota bulunabildiğini ancak Gezgin Satıcı Probleminin (GSP)’de bir rotanın bulunabildiğini belirtmiştir.

ARP modellerinde genellikle amaç, toplam maliyetin ve/veya seyahat mesafesinin en küçüklenmesidir. Chen, Hsueh ve Chang (2006)’ya göre, “ARP, bir araç filosu için müşterilerin talepleri karşılayacak ve araç kapasitesini aşmayacak en küçük uzunlukta bir tur seti bulmayı amaçlamaktadır”. Yeun, Ismail, Omar ve Zirour (2008)’e göre, “ARP’de amaç, bazı gereksinimleri veya kısıtlamaları karşılayan ve en küçük toplam maliyet sağlayan bir dizi teslimat rotası bulmaktır”. Düzakın ve Demircioğlu (2009), ARP’nin amacını, müşteri memnuniyetini en büyüklerken, bütün kısıtları sağlayarak araç sayısını ve seyahat edilen toplam mesafeyi veya toplam zamanı en küçüklemek olarak açıklamıştır. Jitkongchuen, Pawapootanont ve Thusaranon (2023)’e göre, “ARP’nin amacı, araç kapasitesi, teslimat süresi pencereleri ve mesafe sınırları gibi çeşitli kısıtlamaları karşılarken toplam taşıma maliyetini en aza indirmektir”.

Atmaca (2012), ARP'nin amaçlarını sıralamıştır:

- Araçların kat ettikleri mesafeye ve araçların maliyetine bağlı toplam maliyeti en küçüklemek
- Tüm müşterilere hizmet verilebilmek için gerekli toplam araç sayısını en küçüklemek
- Rotaları, seyahat süresi ve araç yükü açısından dengelemek
- Müşterilere parçalı dağıtım yapılmasından kaynaklanan cezaları en küçüklemek.

Zhang, Ge, Yang ve Tong (2021), ARP'nin yol, müşteri noktası, depo, araç, taşıma düzenleme gereklilikleri ve amaç faktörlerinin birleşiminden oluştuğunu belirtmiştir. Bu faktörler aşağıda açıklanmıştır.

- Yol: Depodan başlayıp bitecek şekilde belirlenen güzergahtaki müşteri noktalarını kapsayan ağ.
- Müşteri noktası: Hizmet nesnesi.
- Depo: Rotanın başlangıç ve bitiş noktası.
- Araç: Müşteri taleplerini karşılamak için dağıtım faaliyetlerini tamamlayan nesne.
- Taşıma düzenleme gereklilikleri: Araçların rotası taşınan malın niteliğine, hizmet kalitesi düzeyine, müşteri ve araçların özelliklerine bağlıdır.
- Amaçlar: Toplam taşıma maliyetini (sabit ve değişken maliyetler) en küçüklemek, en kısa taşıma mesafesini bulmak ve gerekli minimum araç sayısını bulma gibi amaçlar.

Tan ve Yeh (2021), ARP'nin varsayımlarını aşağıdaki gibi açıklamıştır:

1. Deponun talebi sıfıra eşittir.
2. Her müşteriye yalnızca bir araç ile hizmet verilmektedir.
3. Müşterilerin talepleri bölünemez.
4. Araç, araca yüklenebilecek maksimum yük kapasitesini aşmayacaktır.
5. Her araç rotaya depoda başlamalı ve rotayı depoda bitirmelidir.
6. Müşterilerin talepleri, müşteriler arasındaki dağıtım mesafeleri ve teslimat maliyetleri bilinmektedir.

2.2. ARP Türleri

Literatürde, ARP araç kapasitesine, zaman kısıtına, depo sayısına, çevresel koşulları dikkate alıp almamasına göre farklı türlere ayrılmaktadır. ARP, kapasiteli ARP, zaman

pencereli ARP, çok depolu ARP, ana taşımali ARP, iki kademeli ARP, heterojen kapasiteli ARP, dinamik ARP ve yeşil ARP olmak üzere sekiz kategoride sınıflandırılmaktadır.

2.2.1. Kapasiteli ARP

Kapasiteli ARP, temel ARP türüdür. Araç kapasite kısıtı olan ARP'ler, KARP olarak sınıflandırılmaktadır.

KARP tanımı, amacı ve özellikleri

Cornuejols ve Harche (1993), “KARP’ de her müşteri tam olarak araçlardan birine atanmalıdır. Her araca atanan müşteri kümesi, kapasite kısıtlamasını karşılamalıdır. Amaç, kat edilen toplam mesafeyi en aza indirmektir” şeklinde açıklamıştır. Baldacci, Hadjiconstantinou ve Mingozzi (2004), KARP’ yi, bir merkezi depodan özdeş araçların, araç kapasitesi kısıtlamalarını sağlayarak müşterilerin bilinen taleplerini karşılamak için rotalanması problemi olarak tanımlamıştır.

Islam, Ghosh ve Rahman (2015)’de “KARP çözülmesi, bir tedarik zincirinde nakliye ile ilgili en önemli operasyonel karardır; bu, teslimatların çizelgelenmesi ve rotalanması anlamına gelir” şeklinde açıklamıştır. Lin, Lee, Ying ve Lee (2009)’a göre, KARP, müşterilere teslimat yapılacak araç seti için uygun rotayı belirlemeyi amaçlamaktadır.

Mor ve Speranza (2022), KARP’ nin özelliklerini şu şekilde açıklamışlardır:

- Her araç bir depodan başlar, rotayı tamamladığında başladığı depoya geri döner.
- Her araç en fazla bir rotaya atanabilir.
- Tüm rotalar aynı anda başlayabilir.
- Tüm müşterilere hizmet verilmektedir.
- Her müşterinin talebi aynı araçla karşılanır.
- Tek bir ürün için hizmet verilir.
- Aynı rotada hizmet verilen müşterilerin talebi araç kapasitesini aşamaz.

KARP matematiksel modeli

KARP matematiksel modeli için Zhang ve Lee (2015)’in formüle ettikleri matematiksel modellerine yer verilmiştir.

Kümeler

KARP, V düğümler ve A düğümleri bağlayan köşeler olmak üzere grafik $G = (V, A)$ olarak tanımlanır.

$V = \{0, 1, 2, \dots, N\}$ düğümlerin kümesini temsil eder. $i=0$ olduğu nokta depoyu gösterir.

$A = \{(i,j) | i,j \in V\}$ düğümleri bağlayan kenarların kümesini temsil eder.

İndeksler

$k=1, 2, \dots, K$ araçların indeksini gösterilmektedir.

$i=1, 2, \dots, N$ müşterilerin indekslerini gösterir.

Değişkenler

Q_k , k aracının kapasitesini gösterir.

d_i , i . müşterinin talebini gösterir.

c_{ij} , i . düğümden j . düğüme seyahat maliyeti, seyahat mesafesi veya seyahat süresidir.

Karar değişkenleri

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{eğer } k. \text{ araç tarafından } i \text{ müşterisinden sonra } j \text{ müşterisine hizmet verilirse} \\ 0, & \text{aksi halde} \end{cases}$$

$$y_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{eğer } k. \text{ araç tarafından } i \text{ müşteriye hizmet verilirse} \\ 0, & \text{aksi halde} \end{cases}$$

Matematiksel model

$$\text{Min } f = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^K c_{ij} x_{ijk}$$

Amaç fonksiyonunda, en küçük maliyetle en uygun rotanın bulunması amaçlanmaktadır.

$$\sum_{j=1}^N x_{0jk} = \sum_{i=1}^N x_{i0k} \leq 1, k = \{1, \dots, K\} \quad (2.1)$$

$$\sum_{k=1}^K y_{ik} = 1, i = \{1, \dots, N\} \quad (2.2)$$

$$\sum_{i=0}^N x_{ijk} = y_{jk}, j = \{0, \dots, N\}, k = \{1, \dots, K\} \quad (2.3)$$

$$\sum_{j=0}^N x_{ijk} = y_{ik}, i = \{0, \dots, N\}, k = \{1, \dots, K\} \quad (2.4)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N x_{0jk} \leq K \quad (2.5)$$

$$\sum_{i=1}^N d_i y_{ik} \leq Q_k, \quad k \in \{1, \dots, K\} \quad (2.6)$$

$$x_{ijk} = \{0,1\}, \quad i, j = 1, \dots, N \quad k = 1, \dots, K \quad (2.7)$$

$$y_{ik} = \{0,1\}, \quad i = 1, \dots, N \quad k = 1, \dots, K \quad (2.8)$$

Eşitlik 2.1, tüm araçların tura depodan başlayıp depoya geri döndüğünü göstermektedir. Eşitlik 2.2, bir müşteriye hizmet verilecek araç sayısını 1 ile kısıtlar. Eşitlik 2.3 ve 2.4, bir müşteriye ziyarete gelen araç ile müşteriye hizmet verecek aracın aynı araç olmasını garanti eder. Eşitlik 2.5, depodan tura başlayacak araç sayısını, toplam mevcut araç sayısı ile kısıtlar. Eşitlik 2.6, bir turda hizmet verilecek müşterilerin taleplerinin toplamının o turda hizmet verecek araç kapasitesini aşmamasını sağlar. Eşitlik 2.7 ve 2.8 karar değişkenleri kısıtlamalarıdır.

2.2.2. Zaman pencereci ARP

Kalina, Vokřínek ve Mařík (2015), zaman pencereci ARP, “Her biri belirli bir zaman aralığında ve teslim edilecek belirli bir mal talebine sahip, coğrafi olarak dağınık bir dizi müşteriye hizmet veren tek bir depoda başlayan ve biten bir dizi rota bulma problemi” olarak tanımlamıştır. Sandhya ve Kumar (2013), ZPARP’yi “Bir aracın belirli bir müşteriye belirli bir zaman aralığında ziyaret ettiği problemler” olarak tanımlamaktadır. Taheri, Ghezavati, Goudarzi ve Taheri, P. (2020), ZPARP’yi “Müşterilerin araç kapasitesi ve zaman penceresi kısıtlamalarına göre toplam hizmet maliyetini ve süresini en aza indirecek şekilde önceden belirlenen zaman aralıklarında hizmet aldığı ARP 'nin ana alt kategorisi” olarak tanımlamıştır.

Ahmed, Maleki, Yousefikhoshbakht ve Haron (2023), ZPARP’nin amacını “Depodan birlikte hareket ederek önceden belirlenmiş bazı müşterileri belirli zaman dilimlerinde ziyaret etmek üzere ayarlanmış bir grup aracın kat ettiği en küçük mesafeyi bulmak” olarak açıklamıştır. Tan, Lee, Zhu ve Ou (2001)’e göre belirli taleplere sahip, farklı coğrafi bölgelerde yer alan birden fazla müşteri için belirli zaman aralıklarında hizmet verecek araç filosu bulunmaktadır. ZPARP’nin amacı, araç kapasitesi ve seyahat süresi kısıtlarını

ve belirlenen zaman pencerelerini ihlal etmeden bu müşterilere en düşük maliyetle hizmet verilecek en uygun rotaları belirlemektir.

Literatürde, ZPARP, iki tipe ayrılarak açıklanmaktadır: Zor Zamanlı Penceresi (ZZP) ve Yumuşak Zamanlı Penceresi (YZP). ZZP, bir aracın belirlenen zaman aralığı içinde müşteri sahasına ulaşması ve hizmete başlaması gerekir. YZP’ de zaman penceresi ihlali kısıtlaması kabul edilebilir ancak bir miktar ceza gerektirir (Farshchi, 2021).

2.2.3. Çok depolu ARP

Tlili, Krichen, Drira ve Faiz (2015), Çok depolu ARP (ÇDARP)’yi “talebin bir grup depodan bir grup müşteriye ulaştırılması için en düşük maliyetli araç rotalarının aranması ile ilgili problemler” olarak tanımlamıştır. Wang, Golden ve Wasil (2015), “ÇDARP’ de, araçların rotalarını başlatabilecekleri ve sonlandırabilecekleri birçok depo bulunmaktadır. Amaç, tüm araçların tüm depolarda kat ettiği toplam mesafeyi en aza indirmektir”. Torres-Pérez, Rosete, Sosa-Gómez ve Rojas (2022)’e göre “ÇDARP için geleneksel amaç, toplam maliyeti en aza indirmektir ancak diğer ölçütlerin yanı sıra araç ve rota sayısı, yakıt tüketimi, rotaların süresi, rota başına müşteri sayısı gibi diğer ölçütler de optimize edilebilir”.

2.2.4. Ana taşımali ARP

García-Nájera, Bullinaria ve Gutiérrez-Andrade (2015), “Ana Taşımali ARP (ATARP), tüm hat ve ana taşıyıcı müşterilerine hizmet verecek şekilde minimum maliyetli rotaların bir koleksiyonunu bulmayı içerir” şeklinde tanımlamıştır. Sukhpal ve Kumar (2023), iki farklı müşteri kümesini içerir; ilk grup hat taşıyıcılarıdır, bu kümedeki her müşteriye belirli bir miktarın depodan teslim edilmesini gerektirir ve ikinci küme ana taşıyıcıdır, her ana taşıyıcı müşteriden verilen miktar araçlarla alınarak depoya teslim edilecektir. Yalcın ve Erginel (2015), ATARP’de müşteriler klasik ARP’den farklı olarak iki gruba ayrılır. Bunlar hat taşıma müşterileri ve ana taşıma müşterileridir. Hat taşıma müşterilerine tüm teslimatlar yapıldıktan sonra her araç tarafından mallar ana hat taşıma müşterilerinden teslim alınmaya başlanır. Bir aracın hat müşterilerine teslimata bittikten sonra ancak ana hat taşıma müşterilerini ziyaret edebilir. Her müşteriye depoda başlayıp depoda bitecek bir rotada tek bir araç ile hizmet verilmektedir. Koç ve Laporte (2018), ATARP’ de “müşteri

seti, teslimat gerektiren hat müşterileri ve teslim alma gerektiren ana taşımacı müşterilere bölünür. Hem hat müşterileri hem de ana taşıma müşterileri bitişik olarak ziyaret edilmeli ve tüm rotalar en az bir hat taşıma müşterisi içermelidir”.

Reil, Bortfeldt ve Mönch (2018), ATARP’ nin dört çeşidinden bahsetmişlerdir:

1. Kümelemeli ana taşımali ARP: Her müşteri bir hat veya ana taşıma müşterisidir. Her rotada önce hat müşterileri sonrasında ana taşıyıcı müşteri ziyaret edilir.
2. Karışık hat taşıma ve ana taşımali ARP: Her müşteri ya hat taşıma ya da ana taşıma müşterisidir. Müşterilerin ziyaret sırası karışık belirlenir.
3. Eş zamanlı teslimat ve toplamalı ARP: Her müşteri aynı anda hem hat taşıma hem de ana taşıma müşterisidir. Her müşteri sadece bir kez ziyaret edilir.
4. Bölünebilir teslimat ve toplamalı ARP: Her müşteri aynı anda hem taşıma hem de ana taşıma müşterisidir ancak her müşteri yalnızca bir kez ziyaret edilmek zorunda değildir. Teslimat ve teslim alma bir ziyarette yapılabilir veya iki ziyarette de gerçekleştirilebilir.

Eş zamanlı teslimat ve teslim almalı ARP’ de, hem teslim alma ve hem de teslimatın aynı ziyaret sırasında gerçekleşirken, bölünebilir teslimat ve teslim almalı ARP’ de, bir veya birden fazla müşterinin iki kez ziyaret edilmesine izin verilir (Santos, Jorge, Ramos ve Barbosa-Póvoa, 2023).

2.2.5. İki kademeli ARP

Cuda, Guastaroba ve Speranza (2015), “Yükün menşeyinden varış noktasına teslimi genellikle depolama, birleştirme ve konsolidasyon faaliyetlerinin gerçekleştirildiği bir veya daha fazla ara tesis aracılığıyla yönetilir. Bu tür dağıtım sistemlerine genellikle çok kademeli denir”. İki kademeli dağıtım sistemlerini, dağıtım ağının iki seviyeden oluştuğu sistemler olarak tanımlamışlardır.

Zeng, Xu W. ve Xu Z. (2013), iki kademeli ARP (2K-ARP)’yi “Bir depodan gelen yükün zorunlu olarak uydu adı verilen ara depolar aracılığıyla teslim edildiği ARP’nin bir çeşidi” olarak tanımlar. Butty, Stuber, Hanne, Dornberger (2016), “2K-ARP, taşımacılık lojistiğinde kullanılan iki katmanlı bileşime sahip kombinatoryal bir optimizasyon problemidir. Birinci seviye yolculukta yükün ana depodan bir dizi olası uyduya (ara

depolar) teslim edilmesi gerekir. Daha sonra mallar ikinci düzey seferlerle nihai müşterilere servis edilir”. Sluijk, Florio, Kinable, Dellaert ve Woensel (2023), 2K-ARP’ de “Dağıtım ağı iki kademeye bölünmüştür. Ölçek ekonomilerini korumak ve her iki kademede de mevcut olabilecek araç kısıtlamalarına uymak için birinci ve ikinci kademede farklı araçlar çalıştırılır”. Theeb, Abu-Aleqa ve Diabat (2024), 2K-ARP’nin ilk kademesinde, yükler büyük araçlarla sıkışık alanların dışında belirlenen konumlara ulaştırılır, ikinci kademede ise küçük araçlarla müşterilere ulaştırılır. Zhong, Jiang ve Song (2017), “2K-ARP’de, depodan müşterilere teslimat, yükün uydu adı verilen ara depolar aracılığıyla yönlendirilmesi ve birleştirilmesiyle yönetilir. Birinci seviyede depo ve uydular, ikinci seviyede ise uydular ve müşteriler bulunmaktadır”.

2.2.6. Heterojen kapasiteli ARP

Zheng, Lu ve Sun (2010), Heterojen Araç Rotalama Problemi (HARP)’yi, “Çeşitli kapasitelere, sabit maliyetlere ve değişken maliyetlere sahip heterojen bir araç filosu için rota planlamayı ele alan bir ARP çeşidi” olarak tanımlamıştır.

HARP, farklı kapasitelere, sabit ve değişken maliyetlere sahip heterojen bir araç filosu ile ilgilenir. Her aracın rota maliyeti, sabit ve değişken maliyetlerin toplamıdır. Problemin amacı, rota maliyetlerini en küçükmektir (Sinruk ve Tangmo, 2017).

2.2.7. Dinamik ARP

Klasik ARP’de veriler önceden bilindiği için statiktir. Kucharska (2019), “Dinamik problemde statik olarak planlanmış bir çözümün tasarımı veya uygulanması sırasında girdi verilerinin bir kısmının ya da tamamının dinamik olarak ortaya çıktığını” söyler. Dinamik ARP, verilerin değiştiği durumlarda, müşterilere hizmet vermek için araç filosunun en uygun rotasının belirlenmesidir.

Kucharska (2019), DARP’ nin sınıflandırılması için dikkate alınan dinamik unsurlar şunlardır:

- Dinamik müşteriler (dinamik talepler, dinamik konumlar, dinamik istekler, dinamik müşteri uygunluğu, dinamik sipariş zamanı)

- Dinamik seyahat (Seyahat zamanının çevresel koşullara, hava durumuna ve trafik yoğunluğuna bağlı değişimi)
- Dinamik servis zamanı (Saha koşullarına bağlı değişiklik)
- Dinamik araç kullanılabilirliği (Araç arızaları)

Allan (2000), DARP 'de "Rota planlama ile ilgili tüm bilgileri rota belirleme süreci başladığında planlamacı tarafından bilinemeyeceğini ve ilk rotalar oluşturulduktan sonra bilgilerin değişebileceği" söylemiştir.

Eser (2021), Statik ARP (SARP)'de planlı talepler için rotalama başlamadan önce planlama yapıp, ani ortaya çıkan talepler rotalama esnasında dikkate alınken, DARP 'de plansız talepler dikkate alınarak araçların rotaları değişebileceğini ifade ederek SARP ve DARP arasındaki farkı dile getirmiştir.

2.2.8. Yeşil ARP

Karbon emisyonu, sera gazı emisyonu, karbon ayak izi gibi çevre sorunları son yıllarda sıkça gündeme gelen konular arasındadır. ARP literatürü incelendiğinde, klasik araç rotalama problemlerinin yanı sıra yeşil ARP (YARP) de oldukça yaygın bir araştırma konusu haline geldiği görülmüştür.

Klasik ARP, seyahat uzunluğunu dikkate alarak taşıma maliyetlerini en küçüklemeyi amaçlarken; araçların türü ve kapasitesi, yol durumu, trafik sıklığı, uygun sevkiyat rotasının belirlenmesi gibi değişkenleri dikkate alarak YARP, akaryakıt tüketimi ve karbon emisyonunu en küçüklemeyi amaçlamaktadır (Dişkaya ve Dinçer, 2018).

Wang (2021) 'e göre "YARP'nin özelliği, faydaları en büyüklerken ve çevresel kaygıları karşılamak için etkili rotalar planlayarak çevresel ve ekonomik maliyetleri uyumlu hale getirmektir". YARP' yi araştırma alanına göre iki kategoriye ayrılmaktadır: Kirlilik rotalama problemleri ve yeşil enerjili ARP (elektrik gücü, doğal gaz ve etanol).

3. KAPASİTELİ ARAÇ ÇİZELGELEME PROBLEMİ İÇİN LİTERATÜR ÇALIŞMASI

Kytöjoki, Nuortio, Bräysy ve Gendreau (2007), sabit kapasiteye sahip araçlardan oluşan bir filo için en düşük maliyetli rotaları tasarlamak amacıyla DKA sezgiseli geliştirmişlerdir. Bu sezgisel iki aşamadan oluşturulmuştur. Birinci aşamada, yedi iyileştirme sezgiselinden oluşan bir hibrit en ucuz ekleme sezgiseli ile başlangıç çözümünü oluşturmuşlar, iki aşamada DKİ stratejisine göre çözümün iyileştirilmesi için çalışılmıştır. Hesaplama sonuçları, geliştirilen sezgiselin daha hızlı olduğunu göstermiştir.

Xia (2009), KARP için karınca kolonisi algoritması (KKA) ile pareto YA algoritmasını birleştiren hibrit yeni bir yaklaşım önermiştir.

Wang, Li, Zhou ve Fan (2009), KARP için hibrit parçacık sürü optimizasyonu (PSO)'ya çeşitlilik ölçüsü eklemiştir.

Lin, Lee, Ying ve Lee (2009), KARP için TB ve tabu arama (TA)'dan oluşan hibrit bir algoritma önermiştir.

Yeh (2009), KARP çözmek için geliştirilen diğer DNA tabanlı problemlerden, bir grafiğin üzerindeki düğüm kapasitesini hesaplaması ve grafiğin tek rotasının problemdeki tüm köşeleri kapsamaması yönleri ile farklılaşmıştır. Problemi çözmek için yeni bir DNA-KARP yaklaşımı önermişlerdir.

Chen, Huang ve Dong (2010), KARP için yinelenen yerel arama (YYA) ve DKİ algoritmasından oluşan çok operatörlü yinelenen DKİ önermiştir. Önerilen yöntem, permütasyon ile birleştirilmiş, permütasyonda rastgele bir çapraz değişim hareketi kullanılmıştır.

Zarei, Akbarzadeh-T ve Gharehjanloo (2012), KARP için iki parçacık arasındaki yeni mesafe ölçümü ve parçacığı daha iyi konumlandıran itme-çekme operatörleri ile elektromanyetik benzeri mekanizma (EM) algoritması geliştirilerek yeni bir EM algoritması önermiştir.

Marinakakis (2012), KARP için çok aşamalı komşuluk arama ağgözlü rasgele uyarlanabilir arama prosedürü önermiştir. Mahalle aramasını genişletmek için çember kısıtlı YA hareketleri yöntemine dayalı yeni bir strateji kullanılmıştır.

Jin, Crainic ve Løkketangen (2012), KARP için rotalar arası hareketler için farklı komşuluk veya komşuluk kombinasyonu kullanan dolayısıyla farklı arama stratejisi kullanan paralel çalışan TA algoritmaları önermiştir.

Wedyan ve Narayanan (2014), KARP için akıllı su damlaları algoritmasını kullanmıştır.

Xiao, Zhao, Kaku ve Mladenovic (2014), KARP için DKA ve TB özelliklerini birleştiren değişken komşuluk benzetimli tavlama algoritmasını önermiştir.

Kurniawan, Sulistiyo ve Wulandari (2015), KARP için seyahat süresine ve oluşturulan toplam teslimat rotası mesafesine bağlı trafik yoğunluğu dikkate alınarak genetik algoritma (GA) ile problemi çözmüştür.

Zhang ve Lee (2015), KARP için geleneksel yapay arı kolonisi (YAK) algoritmasını geliştirerek yönlendirmeli YAK algoritmasını önermiştir.

Soysal, Bloemhof-Ruwaard ve Bektaş (2015), araç tipi, kat edilen mesafe, araç hızı ve yükü, aracın emisyonunu ve çoklu zamanı dikkate alan zamana bağlı iki kademeli KARP için karışık tam sayılı doğrusal programlama modeli geliştirmiştir. Geliştirilen model, Hollanda'da faaliyet gösteren bir süpermarket zincirinin dağıtım operasyonlarına uygulanmıştır.

Joshi ve Kaur (2015), üniversite otobüsleri için en uygun rotaları bulmayı amaçlayan KARP'ı en yakın komşu ekleme algoritmasını kullanarak çözmüştür.

Chen, Chang, Chiu ve Annadurai (2015), KARP için iki aşamalı tarama algoritması ve ağgözlü aramadan oluşan hibrit bir algoritma önermişlerdir. İki aşamalı tarama algoritmasında ilk aşamada tüm müşteriler tarama algoritmasına göre kümelenirken, ikinci aşamada her bir komşu küme birinci aşamaya göre yeniden inşa edilmiştir. Aç gözlü arama uygulanarak YA'nın performansının artırılması amaçlanmıştır.

Akpınar (2016), KARP için hibrit karınca kolonisi ve geniş komşuluk arama (GKA) algoritması önermiştir. KKA'nın çözüm oluşturma mekanizması ile GKA algoritmasının performansını artırmayı amaçlamıştır. Geliştirilen algorithmada, GKA algoritmasında kabul ölçütleri kullanmak yerine yalnızca iyileşen çözümleri kabul etmiş, eğer bir iyileşme sağlanamamışsa KKA'yı kullanarak yeni bir çözüm inşa etmiştir.

Yeh, Liu ve Liao (2016), KARP için YYA-rasgele komşuluk sıralaması ile DKİ algoritmasını iki aşamalı olarak genişletmiştir. Birinci aşamada ilk çözümü oluşturmuş, ikinci aşamada çözümleri iyileştirmişlerdir. Problem 4 farklı senaryo için test örnekleri üzerinde test edilmiştir.

Carwalo, Thankappan ve Patil (2017), uyarlanmış bölümlenmiş kümeleme yaklaşımı önermiştir. Tüm alanları kümelere bölmüştür, sonra her küme karınca kolonisi optimizasyonu (KKO) ile ARP olarak çözülmüştür.

Wang, Lan ve Zhao (2017), müşteri taleplerinin stokastik olduğu iki aşamalı KARP ele almıştır. Problem iki rotadan oluşmuştur. Birinci seviye rotada, bir uydudan bütün müşteriler ziyaret edilmeye başlanmış, ziyaret tamamlandıktan sonra aynı uyduya dönülmüştür. İkinci seviye rotada, depodan uydular ziyaret edilmeye başlanmış, ziyaret tamamlandıktan sonra aynı depoya dönülmüştür. Birinci seviyede bölünmüş teslimatlara izin verilirken, ikinci seviyede izin verilmemiştir. Rotanın talebi araç kapasitesini geçmesi durumunda rota güncellenerek bekleme eylemi gerçekleştirilmiştir. Bu problemde toplam seyahat maliyetlerinin ve potansiyel rota arızalarından kaynaklanan bekleme eylemlerinin maliyetlerinin en aza indirilmesini hedeflemişlerdir. Bu problemi çözmek için GA tabanlı bir yaklaşım geliştirmiştir.

Kuo ve Zulvia (2017), Endonezya'da çöp toplama sistemi için talebin belirsiz olduğu KARP ele almışlardır. Problemi çözmek için KKO ile GA birleştirerek hibrit bir meta-sezgisel yöntem önermişlerdir. Bu hibrit sezgiselin içerisine 2-opt YA algoritması dahil edilmiştir.

Mingprasert ve Masuchun (2017), KARP için YAK algoritmasına en yakın ekleme algoritması ve 2-opt değişim yöntemini entegre ederek geliştirmiş ve uyarlanabilir YAK algoritmasını önermiştir.

Jia-wen, Ling ve En-da (2017), KARP'ı çözmek için ayırık bir meyve sineği optimizasyon algoritması önermiştir. Arama sürecini kokuya dayalı ve görmeye dayalı arama olarak iki bölüme ayırmıştır. Çözüm iki parçalı ayrı diziden oluşmaktadır. K-ortalamaya dayalı başlatma önerilmiştir. Eleme mekanizması ve TB tabanlı arama ile keşif ve faydalanma yeteneği geliştirilmiştir.

Amous, Toumi, Jarboui ve Eddaly (2017), KARP için aramanın yoğunlaşmasını genişletmek için DKİ kullanan bir DKA algoritması önermiştir.

Jiaoman, Lei ve Xiang (2017), tehlikeli madde taşıyan birden fazla deponun olduğu sabit olmayan hedef yerine sahip çok düzeyli bir KARP ele almıştır. Amaç toplam taşıma riskini, maliyetini ve süresini en aza indirmektir. Bu problem için nüfus yoğunluğu, trafik sıkışıklığı ve bağlantı kapanmasını dikkate alınarak çok düzeyli bir programlama modeli tasarlanmıştır. Bu problemi çözmek için biyocoğrafya tabanlı algoritma ve Pareto optimizasyonu önerilmiştir.

Kır, Yazgan ve Tüncel (2017), KARP için TA ve uyarlanabilir GKA algoritmasına dayalı yeni bir sezgisel algoritma önermiştir. Bu çözümü Sakarya ilinde yer alan ofis mobilyaları üretip dağıtımını yapan bir firmanın problemi için uygulanmıştır.

Mingprasert ve Masuchun (2017), plastik ambalaj endüstrisi için KARP'yi ele almışlardır. Problemi YAK algoritması ile çözmüşlerdir. Bu algoritmayı plastik ambalaj endüstrisi örnek çalışması üzerinde test etmişlerdir ve 100 müşteri düğümünden küçük problemler için iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Song ve Dong (2018), KARP çözmek için YA ile geliştirilmiş diferansiyel evrim algoritması önermiştir.

Borčinová (2018), KARP için geleneksel geçişin yerine en iyi çözümlerin eş zamanlı tohumlandığı paralel mikro GA önermiştir.

Altabeeb, Mohsen ve Ghallab (2019), KARP için CVRP-FA adını verdikleri hibrit bir ateş böceği algoritması önermişlerdir. Bu algoritma ateş böceği algoritmasını, yakınsamayı hızlandırmak için iki YA prosedürü ile geliştirmiştir. Yoğunlaştırma ve çeşitlendirme arasında denge kurmak için iki tür mutasyon tekniği önerilmiştir. CVRP-FA'nın

parametrelerini ayarlamak ve bu parametrelerin en iyi deęerlerini belirlemek için Taguchi metodu kullanılmıştır. CVRP-FA, CFAGA ve dięer ateş böceęi algoritmaları ile karşılaştırıldığında daha iyi çözüm verdięi görölmüştür.

Sbai, Krichen ve Limam (2020), KARP için GA ile DKA algoritmasının birleştirildięi hibrit bir sezgisel algoritma önermiştir. GA'nın küresel arama ve DKA'nın YA yeteneęi birleştirilmiştir. Geliştirilen hibrit algoritma Tunus postanesi örneęine uygulanarak gerçek bir problem üzerinde test edilmiştir.

Khairy, Shehata ve Morgan (2020), KARP çözmek için grup öğretim optimizasyonu algoritmasını GA'nın çaprazlama ve mutasyon operatörleri ile hibritleyerek geliştirilmiş yeni bir versiyonunu önermiştir.

Rabbouch, Saâdaoui ve Mraih (2020), KARP çözmek için TB'nin yeni bir versiyonu olarak ampirik tip simülasyonlu tavlamayı önermiştir. Önerilen algoritma, TB'nin rastgelelięini azaltmış ve yakınsamasını geliştirmiştir.

Herdianto ve Komarudin (2021), KARP için başlangıç algoritmasının başlangıç çözümünü oluşturmak için Clarke ve Wright (CW) algoritmasını kullanmıştır, ARP'nin en önemli özellięini tespit ederek, bu CW algoritmasını yönlendirmiştir.

Niu, Liu ve Wang (2021), çok depolu kümülatif KARP için ayrıştırmaya dayalı maks-min karınca sistemi önermiştir. Model, acil durum lojistięi ve nakliye problemleri için oluşturulmuştur bu sebeple birden fazla depo olması, müşterilere hizmet verilen kümülatif süreyi en aza indirmek hedeflenmiştir. Müşteriler önerilen göstergeye göre alt problemlerin oluşturulması için gruplandırılmıştır, Alt problem optimizasyonu sonrasında, feromen iletişim kurallarına göre alt feromenler ve ana feromen güncellenmiştir. Yerel optimal çözümden kurtulmasını sağlamak için feromen pertürbasyon mekanizması önerilmiştir.

Li ve Fu (2022), KARP çözmek için simbiyotik organizmalar arama algoritması ve DKA ile birleştirilerek geliştirilmiş simbiyotik organizmalar arama algoritması önermiştir.

Dalbah, Al-Betar, Awadallah ve Zitar (2022), KARP çözmek için koronavirüs sürü bağışıklıęı optimize edici algoritmasını kullanmıştır. Bu algoritma, KARP'e uygun hale getirilerek basit bir veri seti ve karmaşık bir veri seti için performansı dięer algoritmalar ile

karşılaştırılmıştır. Basit veri setinde genel olarak kabul edilebilir sonuçlar verirken, karmaşık veri setinde diğer algoritmalarından daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Chu, Lai ve Wang (2022), KARP için hibrit bir rasgele DKA algoritması önermiştir. Hibrit algoritmada başlangıç çözümü için açgözlü sezgisel, YA için rasgele DKA ve kabul ölçütleri olarak metropolis kullanılmıştır.

Hvattum (2022), KARP için hibrit GA sezgiselinde çaprazlama operatörünün dezavantajlarını ortadan kaldırmak için düzeltilmiş sıralı çaprazlama operatörü ve bir rasgele sıralı çaprazlama operatörü önermiştir. Test örnekleri kullanılarak kıyaslama yapıldığında, düzeltilmiş sıralı çaprazlama operatörünün en iyi çözümle aradaki boşluğu azalttığı görülmüştür.

Jiang, Lu, Tian, Qiu ve Zhang (2022), KARP için RMEA adı verilen evrimsel algoritma (EA) önermiştir. Bu algoritmada müşteri bilgileri kullanılarak ilgi matrisi oluşturulur, ilgi matrisi bazlı çaprazlama operatörü geliştirilir, popülasyon çeşitliliğini ve çözüm kalitesini artırmak için ilgi matrisi bazlı çeşitlilik koruma stratejisi önerilmiştir.

Alesiani, Ermis ve Gkiotsalitis (2022), KARP için kısıtlı kümeleme algoritması önermiştir. Algoritmanın ilk aşamasında araçlar kümelere atanmış, ikinci aşamada araçlara atanan kümelere ait müşteri kümeleri dikkate alınarak her bir aracın turu belirlenmiştir.

Chanachan, Sirisethakarn, Khapla ve Polvichai (2023), KARP için saf GA kullanılmasını önermiştir.

Kalatzantonakis, Sifaleras ve Samaras (2023), KARP için Bandit DKA hipersezgisel şemasını önermiştir. Uygun bir strateji belirlemek için üst güven sınırı algoritmaları incelenmiştir. Veri akışındaki değişiklikleri izlemek ve tespit etmek için uyarlanabilir pencere yaklaşımı kullanılmıştır.

Gao ve Chen (2023), KARP çözmek için modifiye edilmiş coronavirus sürü bağışıklığı optimizasyonu algoritması önermişlerdir. Keşfi daha esnek hale getirmek için bireysel çözüm güncellemesi değiştirilmiştir.

KARP için literatürde mevcut olan çalışmalar incelenmiş olup bu çalışmalarda kullanılan yöntemler topluca Çizelge 3.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 3.1. Literatür tablosu

Yıl	Yazar(lar)	Problem	Çözüm Yöntemi
2007	Kytöjoki, Nuortio, Bräysy ve Gendreau	KARP	DKA sezgiseli
2009	Xia	KARP	Karınca kolonisi ve pareto YA algoritması
2009	Wang, Li, Zhou ve Fan	KARP	Hibrit PSO
2009	Lin, Lee, Ying ve Lee	KARP	TB ve TA
2009	Yeh	KARP	DNA-KARP çözüm yaklaşımı
2010	Chen, Huang ve Dong	KARP	YYA ve DKİ algoritması
2012	Zarei, Akbarzadeh-T ve Gharehjanloo	KARP	Yeni bir EM algoritması
2012	Marinakakis	KARP	Çok aşamalı komşuluk arama açgözlü rasgele uyarlanabilir arama prosedürü
2012	Jin, Crainic ve Løkketangen	KARP	Farklı arama stratejisi kullanan paralel çalışan tabu arama algoritması
2014	Wedyan ve Narayanan	KARP	Akıllı su damlaları algoritması
2014	Xiao, Zhao, Kaku ve Mladenovic	KARP	DKA ve TB
2015	Kurniawan, Sulistiyo ve Wulandari	Mesafe ve zaman kısıtlı, trafik yoğunluğunu dikkate alan KARP	GA
2015	Zhang ve Lee	KARP	Geleneksel YAK algoritması
2015	Soysal, Bloemhof-Ruwaard ve Bektaş	İncelenecek	Karışık tam sayılı doğrusal programlama
2015	Joshi ve Kaur	KARP	En yakın komşu ekleme algoritması
2015	Chen, Chang, Chiu ve Annadurai	KARP	İki aşamalı tarama ve aç gözlü arama algoritması
2016	Akpınar	KARP	Hibrit karınca kolonisi ve GKA algoritması
2016	Yeh, Liu ve Liao	KARP	YYA ve DKİ algoritması
2017	Wang, Lan ve Zhao	Stokastik talepli KARP	GA tabanlı yaklaşım
2017	Kuo ve Zulvia	Belirsiz talepli KARP	Hibrit KKO ve GA
2017	Mingprasert ve Masuchun	KARP	En yakın komşu ekleme algoritması ve 2-opt değişim yöntemi entegre edilmiş uyarlanabilir YAK algoritması
2017	Jia-wen, Ling ve En-da	KARP	Ayrık bir meyve sineği optimizasyon algoritması
2017	Amous, Toumi, Jarbou ve Eddaly	KARP	DKİ algoritması
2017	Jiaoman, Lei ve Xiang	Çok depolu, çok düzeyli KARP	Biyocoğrafya tabanlı algoritma ve Pareto optimizasyonu
2017	Kır, Yazgan ve Tüncel	KARP	TA ve uyarlanabilir GKA
2017	Mingprasert ve Masuchun	KARP	YAK algoritması
2018	Borčinová	KARP	Paralel mikro GA
2019	Altabeeb, Mohsen ve Ghallab	KARP	Hibrit ateş böceği algoritması

Çizelge 3.1. (devam) Literatür tablosu

Yıl	Yazar(lar)	Problem	Çözüm Yöntemi
2020	Sbai, Krichen ve Limam	KARP	Hibrit DKA ve GA
2020	Khairy, Shehata ve Morgan	KARP	Genetik algoritmanın çaprazlama ve mutasyon operatörleri ile hibritleştirilmiş grup öğretim optimizasyonu algoritması
2020	Rabbouch, Saâdaoui ve Mraihi	KARP	Ampirik tip simülasyonlu tavlama
2021	Herdianto ve Komarudin	KARP	CW algoritması
2021	Niu, Liu ve Wang	Çok depolu kümülatif KARP	Ayrıştırmaya dayalı maks-min karınca sistemi
2022	Dalbah, Al-Betar, Awadallah ve Zitar	KARP	Koronavirüs sürü bağışıklığı optimize edici algoritması
2022	Chu, Lai ve Wang	KARP	Hibrit rasgele DKA algoritması
2022	Hvattum	KARP	Düzeltilmiş sıralı çaprazlama operatörü ve bir rasgele sıralı çaprazlama operatörü ile hibrit genetik algoritma
2022	Jiang, Lu, Tian, Qiu ve Zhang	KARP	RMEA EA
2022	Alesiani, Ermis ve Gkiotsalitis	KARP	Kısıtlı kümeleme algoritması
2023	Chanachan, Sirisethakarn, Khapla ve Polvichai	KARP	Saf GA
2023	Kalatzantonakis, Sifaleras ve Samaras	KARP	Bandit DKA hipersezgisel şeması

KARP için literatür incelendiğinde, KARP' in farklı sezgisel ve meta sezgisel yöntemler ile çözüldüğü görülmüştür. Birden fazla sezgisel algoritmanın birleştirilerek güçlü hibrit sezgisel çözüm yaklaşımları geliştirilerek çözüm performanslarının artırıldığı bilinmektedir.

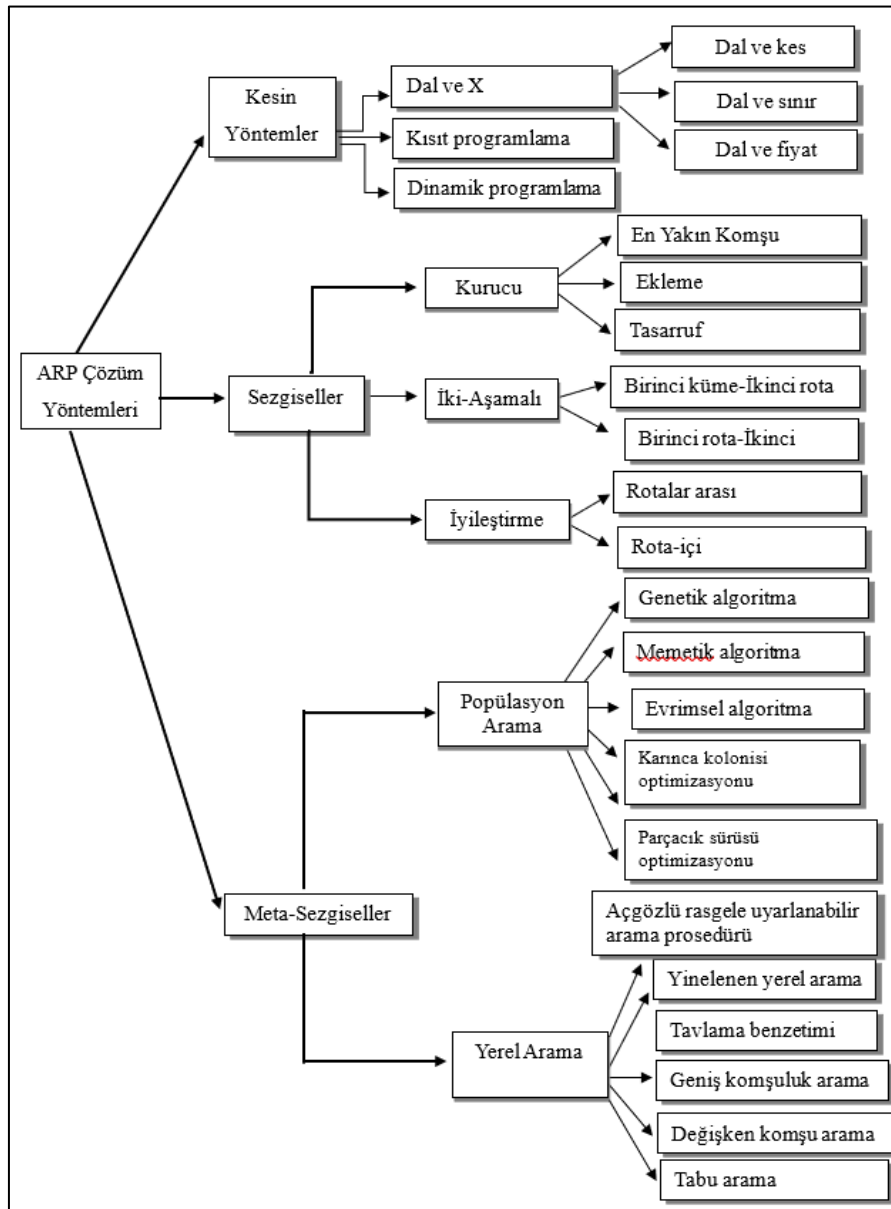
Bu çalışmada, iki güçlü meta-sezgisel yöntem olan DKA ve TB algoritmaları birleştirilerek hibrit çözüm yaklaşımı geliştirilmesinin KARP' i çözmek için literatürde yer alan mevcut algoritmalarla kıyasla daha iyi bir çözüm vereceği düşünülmüştür. DKA' nın bir türü olan değişken komşuluk iniş algoritmasının kullanılması tercih edilmiştir. Bu algoritmanın tavlama benzetimi algoritmasıyla birlikte kullanılmasının çözüm yaklaşımının performansını artırmak için daha etkili olacağı düşünülmüştür.

Literatür araştırıldığında bu iki algoritmanın hibrit bir çözüm yaklaşımı içerisinde birleştirilerek kullanıldığı, KARP problemleri için çözüm bulmayı amaçlayan bir çalışmaya rastlanmamıştır.

4. ARP ÇÖZÜM YÖNTEMLERİ

4.1. Türlerine Göre ARP Çözüm Yöntemleri

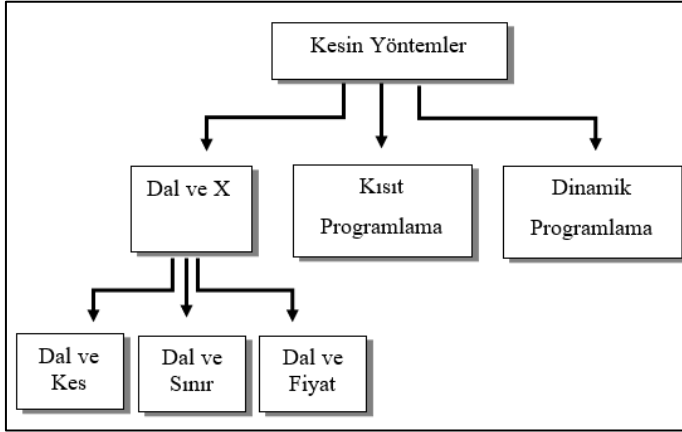
ARP çözmek için literatürde çok sayıda yöntem mevcuttur. Şekil 4.1’de ARP çözüm yöntemleri gösterilmiştir. Tan ve Yeh (2021) ve Konstantakopoulos, Gayialis ve Kechagias (2022) bu çözüm yöntemlerini, kesin yöntemler, sezgiseller ve meta-sezgiseller olmak üzere üç sınıfa ayırmışlardır. Kesin yöntemler ile çözüm bulunamadığı problemler için sezgiseller ve meta-sezgiseller geliştirilmiştir.



Şekil 4.1. ARP çözüm yöntemleri Tan ve Yeh (2021) ve Konstantakopoulos, Gayialis ve Kechagias (2022)

4.1.1. Kesin yöntemler

Kesin yöntemler dal algoritmaları, kısıt programlama ve dinamik programlama olmak üzere üç alt sınıfa ayrılmıştır. Dal algoritmaları kendi içerisinde dal-kes, dal-sınır ve dal-fiyat olmak üzere üçe ayrılmaktadır. Şekil 4.2’de gösterilmektedir.



Şekil 4.2. Kesin yöntemler

Dal-sınır algoritması

Dal-sınır algoritması, çözüm alanını böl ve yönet stratejisi kullanarak problemi alt problemlere böler, alt problemleri yinelemeli olarak çözer. İşleme ve sınırlama aşamasında, uygun kümede olmayan çözümleri kabul ederek, problem gevşetilir. Bu gevşemenin çözülmesi orijinal problemin çözülmesinden daha kolay olur. Gevşetme sırasında, orijinal çözüm için alt sınır belirlenir. Eğer gevşetme uygun çözüm kümesinin bir üyesi ise optimaldir. Bulunan bu değerler uygun çözümlerin alt kümeleri olarak belirlenir. Bu değerler aday alt problemler kümesine eklenir. Bu dallanma olarak adlandırılır. Aday alt problemlerden birisi seçilip listeden çıkarılır, bulunan çözüm en iyi çözümle ve sınır değerlerle karşılaştırılır (Ralphs, 2003).

Dal-kes algoritması

Dal ve kes algoritması, herhangi bir kombinatoriyal optimizasyon problemini çözmek için kesme düzlemleri ve örtülü numahralandırmayı birlikte uygular (Karaoglan, Altıparmak, Kara ve Dengiz, 2011).

Dal-fiyaat algoritması

Dal-fiyaat algoritması, mevcut çözüümü iyileştirmek için değişken eklemektedir. Kısıtlama matrisine yeni bir sütun eklenerek değişken eklendiğinden bu algoritma sütun oluşturma algoritması olarak da bilinir (Hooker, 2006: 554-555).

Kısıt programlama

Russell (2013)'e göre, “Bir kısıtlama programlama modeli, modelleyici yapının özelliğini geniş bir değişken kümesi üzerinden tanımlamasına olanak tanıyan özel bir global kısıtlamaları kullanabilir”.

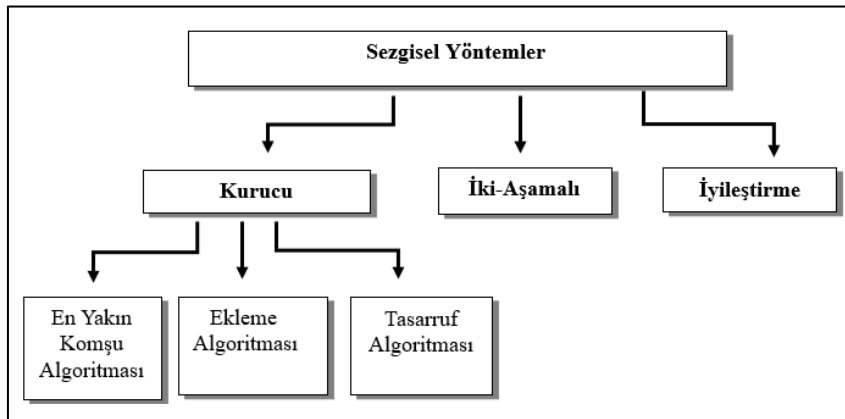
Dinamik programlama

Dinamik programlama, problemleri alt problemlere bölerek onları çözerek, problemi çözmeyi amaçlayan bir çözüm yöntemidir (Doerr, Ereameev, Neumann, Theile ve Thyssen, 2011).

Problemlerin kesin yöntemler ile çözülemediği durumlarda sezgisel ve meta sezgisel yöntemler kullanılmaktadır.

4.1.2. Sezgisel yöntemler

ARP literatüründe kullanılan sezgisel yöntemleri, kurucu, iki aşamalı ve iyileştirme sezgiseli olmak üzere üç alt başlıkta incelenmektedir. Şekil 4.3'te gösterilmiştir.



Şekil 4.3. Sezgisel yöntemler

Kurucu sezgisel yöntemler

ARP problemleri çözümünde kullanılan kurucu sezgisel yöntemler, en yakın komşu algoritması, ekleme algoritması ve tasarruf algoritmasıdır.

En yakın komşu algoritması

En yakın komşu arama (EYKA) yönteminde rotalar sıralı ve paralel olabilir. Sıralı rota oluşturmada, başlangıç noktası depo olan, en yakın mümkün olan yönlendirilmemiş müşteri açgözlülükle eklenerek bir rota genişletilir (Liu, Lu, Gui, Zhang, Tong ve Yuan, 2023). EYKA algoritmasında ilk adımda başlangıç noktasından en yakın noktaya, sonraki adımlarda ise o noktaya en yakın noktalara hareket edilerek başlangıç noktasına geri dönülür (Keskintürk, Topuk ve Özyeşil, 2015).

Ekleme algoritması

Ekleme algoritması, bir rotalama problemine başlanırken, ilk olarak başlatma ölçütü bulunmasıyla başlar. Bu ölçüte göre rotaya ilk eklenen müşteriye tohum müşterisi denir. Bir ekleme ölçütü ile yönlendirilmemiş düğümler için müşteri seçimi yapılarak rotaya eklenir (Joubert ve Claasen, 2006).

Tasarruf algoritması

Tasarruf yöntemi, her müşteri için tasarrufları hesaplar. Kilometre için tasarruf oranı hesaplanır. Hesaplanan tasarruflar sıralanır. Müşteriler bir kısıtlamaya bağlı sıraya yerleştirilir (Rand, 2009).

İki-aşamalı sezgisel

İki aşamalı algoritmalarda, birinci aşamada inşa edilir, ikinci aşamada iyileştirme yapılır. Birinci aşamada bulunan çözüm optimal olmayabilir, ikinci aşamada bu çözümü iyileştirmek için iyileştirme algoritmaları kullanılabilir (Abdirad, Krishnan ve Gupta, 2021).

İyileştirme sezgiseli

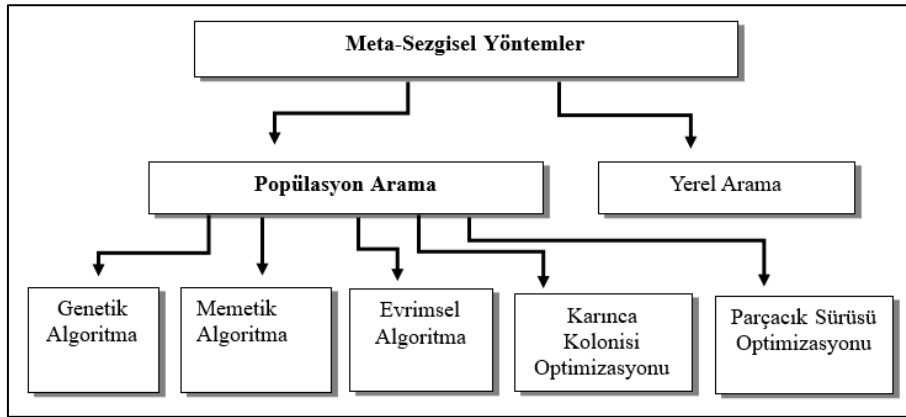
Araç rotalama problemleri için iyileştirme sezgiselleri, rota içi ve rotalar arası olmak üzere iki türe ayrılabilir. Tek bir rota içerisindeki durakların sırasının değiştirilmesi, rota içi iyileştirme sezgiseli; her iki rota arasındaki durakların yer değişimi rotalar arası iyileştirme sezgiseli olarak adlandırılır (Breedam, 1995).

4.1.3. Meta-sezgisel yöntemler

ARP literatüründe meta-sezgisel yöntemler, popülasyon aramaya dayalı ve YA 'ya dayalı olmak üzere iki gruba ayırarak incelenmiştir.

Popülasyon aramaya dayalı meta-sezgisel yöntemler

Popülasyon aramaya dayalı meta-sezgisel yöntemler bu grupta sınıflandırılmaktadır. Şekil 4.4'te gösterilmiştir.



Şekil 4.4. Popülasyon aramaya dayalı meta-sezgisel yöntemler

Evrimsel algoritma

“EA, her nesilde bir dizi yavru üretmek için etkileşim halindeki ebeveyn bireylerden oluşan bir popülasyonda çalışır” olarak tanımlanmaktadır (Pétrowski ve Ben-Hamida, 2017:3). Kalite fonksiyonunu en üst düzeye çıkarmak için bir dizi aday çözüm rasgele oluşturulur, soyut uygunluk fonksiyonu formunda kalite fonksiyonu problem alanına uygulanır, gelecek nesiller için uygunluk fonksiyonuna göre daha iyi adaylar seçilir. Bu adaylara rekombinasyon veya mutasyon uygulanır. Rekombinasyon, iki veya daha fazla

adaya uygulanırken, mutasyon tek bir adaya uygulanır. Rekombinasyon veya mutasyon uygulandıktan sonra uygunluk fonksiyonuna göre bir dizi yeni aday üretilir. Yeterince kaliteli aday bulunana kadar bu döngü devam eder (Vikhar, 2016).

Genetik algoritma

“Bir GA, arama ve optimizasyon yapmak için doğal evrim ilkelerini kullanan uyarlanabilir stokastik optimizasyon algoritmaları sınıfıdır. GA, biyoloji alanından doğal sürecin taklit edildiği EA’ların bir alt kümesidir” (Karakatič ve Podgorelec, 2015).

Memetik algoritma

Memetik algoritma (MA), YA’yı uygulayan EA tabanlı algoritmadır. Bu algoritma evrimsel adaptasyon modellerinden ilham almaktadır (Serna, Uran, Cortes ve Benitez, 2014). MA, henüz keşfedilmemiş alanları keşfetmek için çeşitlendirme mekanizması ve arama bölgesinde kaliteli çözümler elde etmek için yoğunlaştırma stratejisi kullanılmaktadır (Peng, Zhang, Gajpal ve Chen, 2019).

Karınca kolonisi optimizasyonu

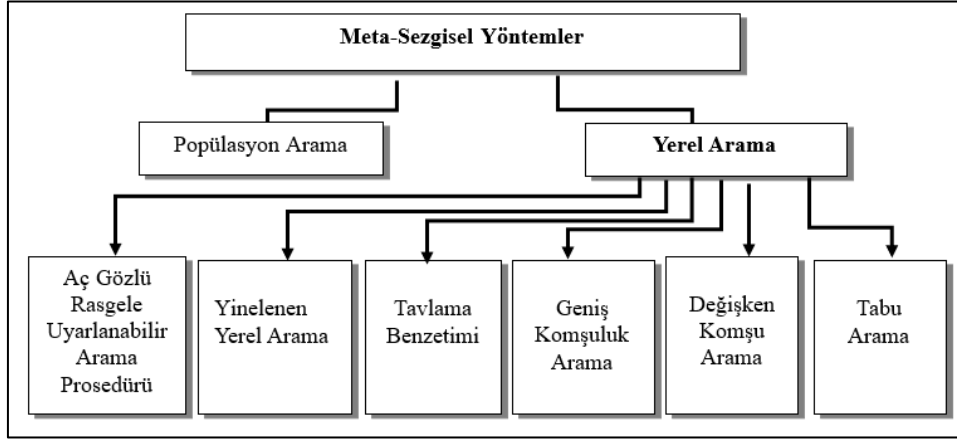
KKO, arıların, termitlerin, karıncaların ve diğer sosyal böceklerin davranış kalıplarını incelenerek simüle edildiği bir meta-sezgisel yaklaşımdır (Bell ve McMullen, 2004).

Parçacık sürüsü optimizasyonu

PSO, kuş sürüsünün davranışlarının simüle edilmesi ile keşfedilmiş, sürekli doğrusal olmayan fonksiyonların optimizasyonu için kullanılan bir meta-sezgisel algoritmadır. Her biri çözüm uzayında uygun bir çözümü temsil eden, hızlara sahip bazı hacimsiz parçacıkları çözüm uzayında hareket ettirerek en uygun çözümü bulur (Song ve Gu, 2004). PSO algoritması, optimize edilmiş amaç fonksiyonun çözüm uzayını eş zamanlı olarak sürü modu kullanarak, yaşam özellikleri taşıyan yapay sistemleri araştırır (Wang, Tan ve Liu, 2018).

Yerel aramaya dayalı meta-sezgisel yöntemler

YA algoritmasına dayanan yöntemler bu grupta sınıflandırılmaktadır. Şekil 4.5'te gösterilmiştir.



Şekil 4.5. Yerel aramaya dayalı meta-sezgisel yöntemler

Tabu arama

TA, hafıza tabanlı bir YA stratejisidir. Yakın zamanda yapılan hamleleri ve çözümleri hafızasına kaydederek algoritma tabu listesinde yer alan bir hamle yapmaya çalıştığında bunu yasaklar. Ancak bu bazı durumlarda bu kural yok sayılabilir (Ho ve Haugland, 2004). TA algoritması, döngüden kaçınmasını sağlamak için en son ziyaret edilen çözümlere geri dönüş önlemek ve çözüm uzayında keşfedilmemiş ve iyi çözümlerin yer aldığı bölgelere ilerlemek amacıyla tabu listesi kullanılır. Başarılı bir TA yönteminde, çeşitlendirme ve yoğunlaştırma arasında denge sağlanmaya çalışılır. TA algoritmasında, tabu listesinde olmayan veya tabu listesinde yer alıyorsa da bazı istekleri karşılayan komşu çözümler arasında en iyi çözüm olan çözümlere doğru hareket edilir (Brandão, 2011).

Yinelenen yerel arama

YYA'da, tüm çözüm uzayında değil, belirli bir çözüm alt uzayına odaklanarak o alanda arama yapılır. Bu aramanın başarısı, YA seçimine, permütasyonlara ve kabul ölçütüne bağlıdır (Glover ve Kochenberger, 2003:321).

Tavlama benzetimi

TB, k boyutlu bir Öklid uzayının bir alt kümesinde tanımlanan fonksiyonun global minimumunu bulmayı sağlayan yöntemdir. Katının sıvılaşıpna kadar ısıtıldığı ve yavaşça soğutulduğunda minimum iç enerji konfigürasyonu aldığı fiziksel tavlama sürecinden dolayı TB olarak adlandırılmaktadır (Fabian, 1997).

Geniş komşuluk arama

GKA, kısıtlama yayımlı ağaç tabanlı arama kullanmaktadır. Yapılan hamleler ile çözüm büyük ölçüde değıştirdiğı için bu şekilde adlandırılmıştır. Algoritma, gevşeme ve yeniden optimizasyon sürecinden oluşur. Öncelikle bazı müşterilerin ziyaretleri rotadan çıkarılır, sonrasında bu ziyaretler rotalara yeniden eklenir (Shaw, 1998).

Değışken komşuluk arama

Daha iyi bir çözüm bulmak için YA algoritması içindeki komşuluk yapılarını değıştiren, yani çözümün daha iyi bir amaç değeri veya başka ölçütlerle iyileştirildiğı meta-sezgisel bir algoritmadır (Lan, Fan, Yang, Pardalos ve Mladenovic, 2021).

Aç gözlü rasgele uyarlanabilir arama prosedürü

Aç gözlü rasgele uyarlanabilir arama prosedürü, başlangıç ve YA olmak üzere iki aşamadan oluşur. Birinci aşamada, uyarlanabilir rastgeleleştirilmiş açgözlü fonksiyon aracılığıyla akıllıca bir başlangıç çözümü oluşturulurken, ikinci aşamada, çözümü iyileştirmek için YA prosedürü uygulanır (Feo ve Resende, 1995).

4.2. Değışken Komşuluk Arama Algoritması

DKA algoritması, Mladenović ve Hansen tarafından önerilmiş bir sezgisel algoritmadır (Mladenović ve Hansen, 1997). Literatürde DKA algoritmasına ait farklı tanımlamalar mevcuttur. DKA algoritması, rasgele bir YA algoritmasında sistematik komşuluk değışimiyle gerçekleşen kombinatorial bir meta-sezgisel yöntemdir (Ribeiro ve Hansen, 2002: 415). Hansen, Mladenović, Todosijević ve Hanafi (2017)'ye göre, “DKA, yerel bir minimum bulmak için hem iniş aşamasında hem de karşılık gelen vadiden kaçmak için tedirginlik aşamasında komşulukların sistematik değışikliklerine dayanan buluşsal

yöntemler oluşturmak için bir çerçevedir”. Christopher, Wahyuningsih ve Satyananda (2021)’e göre, “DKA algoritmasının temel prensibi başlangıç çözümünü belirlemek ve komşuluk operatörünü kullanarak çözümü onarmaktır”.

Hansen ve Mladenović (2001), DKA algoritmasının teorisini şu şekilde anlatmıştır:

Önceden seçilmiş sonlu bir komşuluk yapısı N_k ($k = 1, \dots, k_{max}$) ve x 'in k 'ncı komşuluğunda çözüm kümesi $N_k(x)$ belirlenir. Başlangıç adımında, komşuluk yapısının kümesi N_k , $k=1, \dots, k_{max}$ seçilir, aramada kullanılır, başlangıç çözümü x bulunur, durdurma koşulu seçilir.

Ana adımda, $k = k_{max}$ oluncaya kadar, titreme, YA ve hareket et veya etme adımları tekrarlanır. Titreme, x 'in k 'ncı komşusundan rasgele x' noktasını üretir ($x' \in N_k(x)$). YA, başlangıç çözümü olarak x' kullanılarak bazı YA yöntemi uygular, bu şekilde elde edilen yerel optimumu x'' olarak belirtir. Hareket et veya etme, eğer yerel optimum mevcut çözümden daha iyiye, ($x \leftarrow x''$) oraya hareket eder ve N_1 ($k \leftarrow 1$); değilse $k \leftarrow k+1$ olarak devam eder.

Temel DKA algoritmasının sözde kodu Şekil 4.6’da gösterilmiştir (Jarboui, Derbel, Hanafi ve Mladenović, 2013):

```

Girdi:  $k = 1, \dots, k_{max}$  için komşuluk yapısı kümesi  $N_k$ 
Başlangıç:  $x$  başlangıç çözümü bul
repeat
 $k \leftarrow 1$ ;
    while  $k \leq k_{max}$  do
         $x' \leftarrow$  a random neighbor in  $N_k(x)$  /Titreme/
         $x'' \leftarrow$  yerel arama ( $x'$ ) /Yerel arama/
        if  $f(x'') < f(x)$  then /Hareket et veya etme/
             $x \leftarrow x''$ ;  $k \leftarrow 1$ ;
        else
             $k \leftarrow k + 1$  /Komşuluk değişimi/
    until durdurma ölçütünün karşılanması
return  $x$ 

```

Şekil 4.6. DKA algoritması sözde kodu (Jarboui, Derbel, Hanafi ve Mladenović, 2013)

Literatürde DKA algoritmasının, değişken komşuluk iniş (DKİ), azaltılmış değişken komşuluk arama (ADKA) ve değişken komşuluk ayrıştırma araması (DKAA) türleri bulunmaktadır.

Hansen ve Mladenović (2003), ADKA algoritmasının teorisini şu şekilde açıklamıştır: Başlangıç: Komşuluk yapısının kümesi N_k , $k=1, \dots, k_{max}$ seçilir, aramada kullanılır, başlangıç çözümü x bulunur, durdurma koşulu seçilir.

Durdurma koşulu karşılanana kadar aşağıdaki adımlar tekrarlanır:

- 1) $k \leftarrow 1$;
- 2) $k = k_{max}$ oluncaya kadar, aşağıdaki adımlar tekrarlanır.
 - a) Titreme: x 'in k 'nci komşusundan rasgele x' noktasını üret ($x' \in N_k(x)$).
 - b) Hareket et veya etme: Eğer yerel optimum mevcut çözümden daha iyiye, ($x \leftarrow x'$) oraya hareket et ve N_1 ($k \leftarrow 1$); değilse $k \leftarrow k+1$ (Hansen ve Mladenović, 2003).

Hansen, Mladenović ve Perez-Brito (2001), DKAA' nın teorisini şu şekilde açıklamıştır: Başlangıçta, komşuluk yapısının kümesi N_k , $k=1, \dots, k_{max}$ seçilir, aramada kullanılır, başlangıç çözümü x bulunur, durdurma koşulu seçilir.

Durdurma koşulu karşılanana kadar aşağıdaki adımlar tekrarlanır:

- 1) $k \leftarrow 1$;
- 2) $k = k_{max}$ oluncaya kadar, aşağıdaki adımlar tekrarlanır.
 - a) Titreme: x 'in k 'nci komşusundan rasgele x' noktasını üret ($x' \in N_k(x)$). Yani, y x 'de bulunmayan ancak x' 'te mevcut olan k çözüm özelliği kümesi olsun. ($y=x'/x$)
 - b) YA: y uzayındaki yerel optimumu ya inceleme yoluyla ya da bazı sezgisel yöntemlerle bulun; y' ile bulunan en iyi çözümü ve x'' ile tüm S uzayındaki karşılık gelen çözümü belirleyin.
 - c) Hareket et veya etme: Eğer yerel optimum mevcut çözümden daha iyiye, ($x \leftarrow x''$) oraya hareket et ve N_1 ($k \leftarrow 1$); değilse $k \leftarrow k+1$.

DKA ile DKAA arasındaki fark DKAA' da başlangıç noktası x olan S çözüm uzayının tamamında YA yapmak yerine, rastgele seçilen sabit olmayan değişkenin (veya değişkenlerin alt kümesinin) uzayında tek boyutlu bir problemi çözülür.

4.2.1. Değişken komşuluk iniş (DKİ) algoritması

DKİ, DKA algoritmasının deterministik bir türüdür, farklı komşuluk yapılarını kullanarak yerel optimuma iner. İyileşme olmadığında farklı komşuluk yapılarında arama yaparak arama uzayını genişletir ancak iyileşme görürse aynı komşuluk yapısında arama alanını derinleştirir (Talbi, 2009: 150). DKİ, DKA algoritmasına göre titreme prosedürünü uygulamayan ve farklı komşuluk yapılarını kullanan DKA'nın bir türüdür. Birden fazla komşuluk yapısına göre yerel optimum sonuç bulan çözümün sadece bir komşuluk yapısına göre yerel optimum bulan çözüm yapısına göre küresel optimumu bulma olasılığı daha yüksektir. Bu algoritmanın bir avantajıdır. (Smiti, Dhiaf, Jarboui ve Hanafi, 2018)

Hansen ve Mladenović (2003), DKİ algoritmasının teorisini şu şekilde açıklamıştır: $N_1, N_2, \dots, N_n$ önceden tanımlanmış komşuluk yapıları ve $N_k(s)$, s 'in k .ncı komşuluğunu kullanan çözüm kümesi olsun. f 'nin $N_k(s)$ 'ye göre yerel optimumu s' , $f(s) < f(s')$ olacak şekilde hiçbir $s \in N_k(s)$ çözümü olmadığında uygun bir çözümdür. DKİ algoritmasının adımları Şekil 4.7'de verilmiştir.

Başlangıç: $l=1, \dots, l_{max}$ için N_l , komşuluk yapısı kümesini belirle ve x başlangıç çözümü bul.

İyileşme olmayıncaya kadar bu adımları tekrarla:

- 1) $l \leftarrow 1$ belirle.
 - 2) $l = l_{max}$ oluncaya kadar bu adımları tekrarla:
 - a) Komşuluk genişletme: x 'in en iyi komşusu x' 'nü bul. ($x' \in N_l(x)$)
 - b) Hareket et veya etme: Eğer $x' < x$ den daha iyi bir çözümse, $x \leftarrow x'$, $l \leftarrow l + 1$; değilse $l \leftarrow l + 1$
-

Şekil 4.7. DKİ algoritması adımları (Hansen ve Mladenović, 2003)

DKİ algoritması başlangıç ve ana adım olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır. Ana adım, YA, hareket et veya etme ve durdurma ölçütünün belirlenmesi olmak üzere üç adımdan oluşmaktadır.

Başlangıç adımı: Bu adımda öncelikle komşuluk yapıları belirlenir. Birden fazla komşuluk yapısı kullanılabilir. Algoritmanın başlangıcında kullanılacak olan başlangıç çözümü de bu aşamada belirlenir. Komşuluk yapısı belirlenmesi, DKİ algoritmasında farklı komşuluk

arama yapıları kullanılabilir. Bu algoritmanın özelliği farklı komşuluk yapıları ile arama yaparak yerel optimumda sıkışmayı engellemektir. Karşılıklı değiştirme, değiş tokuş komşuluğu, bir çift nokta konumunun değiştirilmesidir. Ekleme, ekleme komşuluğu bir konumdan alınıp başka bir konuma yerleştirilmesiyle oluşur. Yer değiştirme, permütasyonlarda klasik bir komşuluk iki ögenin arasında değişim olan bir operatördür. k -opt, operatörler yeni bir tur oluşturmak için bazı k kenarlarını bırakarak yeni kenarlar ekler. Başlangıç çözümü belirlenmesi, algoritmanın başlangıcında bir çözüm belirlenirken rassal olarak da belirlenir veya algoritma performansını artırmak ve arama uzayına daha etkin başlamak için sezgisel bir algoritma ile de başlangıç çözümü belirlenir.

Ana adım: Bu adım, YA, hareket et veya etme adımlarından ve durdurma ölçütünün belirlenmesinden oluşur. YA, başlangıç çözüme YA yönteminin uygulanmasıdır. Hareket et veya etme, eğer yeni çözüm mevcut çözümden daha iyiye hareket edilir, komşuluk yapısı aynı kalır aynı komşuluk yapısı ile aramaya devam edilir. Eğer yeni çözüm, mevcut çözümden daha iyi değilse, bir sonraki komşuluk yapısı ile arama yapılır. Durdurma ölçütü, YA'dan sonra algoritmayı durdurmak için bir ölçütün belirlenmesidir.

4.3. Tavlama Benzetimi

Metal ısıtılırsa, atomları düzensiz hareket eder. Eğer aşamalı olarak soğutulursa, atomları hareketleri azalırken, bir konum etrafında hareketsiz hale gelirler. Bu aşamalı soğutma işlemi tavlama olarak adlandırılmıştır (Chopard ve Tomassini, 2018: 59). Fiziksel tavlama sürecine dayanan TB, sezgisel bir algoritmadır. Özel bir çözüm stratejisi veya problem yapısına özgü ön bilgi gerektirmediği için uygulanması kolay bir algoritmadır (David, Mohan ve Henry, 1999).

TB, yerel minimuma takılmadan küresel minimuma ulaşmayı amaçlayan stokastik bir yöntemdir. Minimizasyon sürecinde bozulmaların kabul edilme olasılığı sıfıra indirilir (Dekkers ve Aarts, 1991). TB'de bazen çözümü kötüleştiren çözümlere izin verilir bunun sebebi yerel optimal olmayan çözümlerde takılmasını önlemektir (Chiang ve Russell, 1996).

TB algoritması için bazı parametrelerin belirlenmesi gerekmektedir: Başlangıç sıcaklığı (T_0), her sıcaklıktaki iterasyon sayısı, soğutma fonksiyonu, durdurma ölçütü.

Başlangıç sıcaklığı algoritmanın başında çözüme başlanacak sıcaklığı belirler. Soğutma fonksiyonu ile bu sıcaklık her iterasyonda belli bir soğutma oranı ile azaltılır. Her sıcaklıkta belli sayıda çözüm üretilir, bu da her sıcaklıktaki iterasyon sayısı ile belirlenir. Sıcaklık değiştirilmesine rağmen çözümde iyileşme yoksa algoritma durdurulur (Güner ve Altıparmak, 2003). Soğutma fonksiyonu için bu tezde geometrik soğutma çizelgesi kullanılacaktır. Geometrik soğutma çizelgesi şu şekilde formüle edilmiştir (Romeo ve Sangiovanni-Vincentelli, 1991):

$$T_{n+1} = \alpha T_n$$

α değeri 0 ile 1 arasında alınır. α değeri 1'e yakın genellikle 0.9 ile 0.99 arasında alınır çünkü sıcaklık sıfıra yaklaştıkça optimal çözüme yaklaşır (Xinchao, 2011). TB algoritması sözde kodu Şekil 4.8'de verilmiştir.

```

1. Belirle  $S \leftarrow S_0$ .
2. Belirle  $T \leftarrow T_0$ .
3. Sıcaklık değişiklik sayacı sıfırla. ( $t=0$ )
4. While (durdurma ölçütünün karşılamadığı sürece) do
5.   Tekrar sayacını sıfırla. ( $n=0$ )
6.   While (gerekli sayıda durum oluşturulmadığı sürece) do
7.     Üret bozularak yeni durum  $S$ 
8.     Değerlendir  $E$ 
9.     Hesapla  $\Delta E = E(S') - E(S)$ 
10.    If ( $\Delta E \leq 0$ ) then
11.       $S \leftarrow S'$ 
12.    Else
13.      Üret  $\alpha$  rasgele değişkeni,  $0 \leq \alpha \leq 1$ 
14.      If  $\alpha \leq e^{(-\Delta E)/T}$  then  $S \leftarrow S'$ 
15.    End
16.     $n=n+1$ 
17.  End
18.   $t=t+1$ 
19.  Güncelleştir  $T=T(t)$ 
20. End

```

Şekil 4.8. TB algoritması sözde kodu (Atallah ve Blanton, 2010:33-6)

5. MESAFE KISITLI KARP İÇİN MATEMATİKSEL MODEL

Mesafe kısıtlı KARP için Tlili, Faiz ve Krichen (2014)'ın heterojen kapasiteli, mesafe kısıtlı KARP modeli, homojen kapasiteli araçlar için mesafe kısıtlı KARP'ye uyarlanarak kullanılmıştır.

Tlili, Faiz ve Krichen (2014) modeli heterojen araç kapasitelidir ancak bu çalışmada yer alan mesafe kısıtlı KARP modelinde araç kapasiteleri sabittir. Bu nedenle model homojen araç kapasiteli modele indirgenmiştir. Araçlar, en fazla d_{maks}^k mesafede seyahat edilebilir. Bu kısıtla mesafe kısıtlı KARP modeline dönüştürülmüştür. n müşteri sayısını, 0 merkez depoyu tanımlar. Tlili, Faiz ve Krichen (2014)'ın matematiksel modelinde amaç, toplam seyahat maliyetini en aza indirmektir, ancak bu çalışmada yer alan modelde amaç, toplam seyahat uzunluğunu en küçüklemektir. Dolayısıyla amaç fonksiyonu, toplam seyahat uzunluğunu en küçükleyecek şekilde uyarlanmıştır. Ayrıca Tlili, Faiz ve Krichen (2014)'ın matematiksel modelinden, sipariş ağırlığı ve hacmi parametreleri çıkarılmıştır. Bu çalışma için uyarlanan modelde, araç kapasitesi parametresi kullanılmıştır.

Aşağıda Tlili, Faiz ve Krichen (2014) modelinden homojen kapasiteli mesafe kısıtlı KARP modeline uyarlanan matematiksel modele yer verilmiştir.

Kümeler

V : köşelerin kümesi, deponun 0 olduğunda, $V=\{0, \dots, m\}$

E : kenarların kümesi: $E=\{(i, j): i, j \in V\}$

Parametreler

d_j : j müşterisinin talebi

c_{ij} : i . ve j . müşteri arasındaki mesafe

Q : araçların kapasitesi

d_{maks}^k : k aracının seyahat edebileceği toplam en uzak mesafe

Değişkenler

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{eğer } k \text{ aracı } (i, j) \text{ yayında seyahat ediyorsa} \\ 0, & \text{değilse} \end{cases}$$

$$y^k = \begin{cases} 1, & \text{eğer } k \text{ aracı kullanılıyorsa} \\ 0, & \text{değilse} \end{cases}$$

$$X = (x_{01}^1, x_{02}^1, \dots, x_{(m-1)m}^n, y^1, y^2, \dots, y^n)$$

Matematiksel model

Amaç fonksiyonu

$$\text{Min } \sum_{k=1}^n \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^m c_{ij}^k * x_{ij}^k \quad (5.1)$$

Amaç fonksiyonu eşitlik 5.1, toplam tur uzunluğunu en küçüklemeyi amaçlamaktadır.

Kısıtlar

$$\sum_{j=1}^m x_{0j}^k = 1, k=1, \dots, n \quad (5.2)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{i0}^k = 1, k=1, \dots, n \quad (5.3)$$

Eşitlik 5.2 ve 5.3, her seyahatın depoda başlayıp bitirilmesini garanti eder.

$$\sum_{i=0}^m \sum_{k=1}^n \sum_{i \neq j}^m x_{ij}^k = 1, j=1, \dots, m \quad (5.4)$$

Eşitlik 5.4, her müşteriye bir araç tarafından hizmet edilmesini sağlar.

$$\sum_{i=0}^m x_{ij}^k - \sum_{i=0}^m x_{ji}^k = 0, j=1, \dots, m, k=1, \dots, n \quad (5.5)$$

Eşitlik 5.5, araç rotasının sürekliliğini sağlar.

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ij}^k \leq |S| - 1, k=1, \dots, n, \forall S \subseteq V, |S| \in 2, \dots, n \quad (5.6)$$

Eşitlik 5.6, alt tur eliminasyon denklemdir.

$$\sum_{i=0}^m \sum_{j \neq i, j=1}^m d_j x_{ij}^k \leq Q y_k, k=1, \dots, n \quad (5.7)$$

Eşitlik 5.7, araca atanan taleplerinin toplamının aracın kapasitesini aşmamasını sağlar.

$$\sum_{i=0}^m \sum_{j \neq i, j=1}^m c_{ij} x_{ij}^k \leq d_{\text{maks}}^k y_k, k=1, \dots, n \quad (5.8)$$

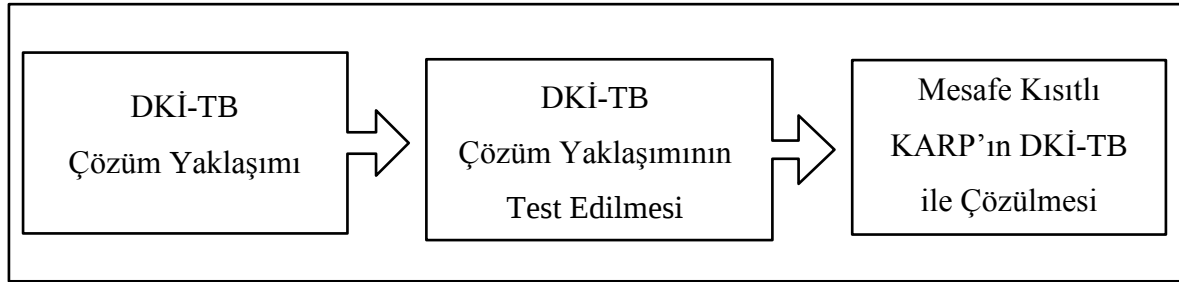
Eşitlik 5.8, aracın kat ettiği mesafenin izin verilen en uzak mesafeden küçük olmasını sağlar.

$$x_{ij}^k, y_k \in \{0,1\}, i = 0, \dots, m, j = 1, \dots, m, k = 1, \dots, n \quad (5.9)$$

Eşitlik 5.9, karar değişkenlerinin atanmasını sağlar.

6. DKİ-TB HİBRİT ÇÖZÜM YAKLAŞIMI

KARP problemi için literatürde mevcut olan algoritmalarından farklı olarak DKİ-TB algoritması çözüm yaklaşımı önerilmiştir. Bu çözüm yaklaşımı, çalışmada üç aşamada anlatılacaktır. Birinci aşamada, KARP için önerilen DKİ-TB çözüm yaklaşımı detaylıca anlatılırken, ikinci aşamada DKİ-TB çözüm yaklaşımının en iyi performans gösterdiği parametre değerleri belirlenecek ve bu çözüm yaklaşımı literatürde yer alan E veri seti üzerinde test edilerek daha iyi performans gösterdiği kanıtlanacaktır. Üçüncü aşamada ise, DKİ-TB çözüm yaklaşımı kullanılarak Sakarya ilinde yer alan bir ekmek fırını verileri ile bu çözüm yaklaşımının bir uygulaması gerçekleştirilecektir. DKİ-TB hibrit sezgisel aşamaları Şekil 6.1’de gösterilmiştir.



Şekil 6.1. DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı aşamaları

6.1. KARP için DKİ-TB Hibrit Sezgisel Yaklaşımın Önerilmesi

KARP için literatürde bulunan mevcut algoritmalarından farklı olarak, YA tabanlı meta sezgisel DKA’nın bir türü olan DKİ ve TB algoritmalarının avantajları birleştirilerek hibrit bir sezgisel algoritma önerilmiştir. Önerilen sezgisel algoritma iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada, en yakın komşu sezgiseli kullanılarak başlangıç çözümü bulunmaktadır, ikinci aşamada ise TB ve DKİ algoritmaları ile hibrit bir sezgisel algoritma ile arama yapılmaktadır. DK-TB algoritması aşamaları Şekil 6.2’de gösterilmiştir.



Şekil 6.2. DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı

6.1.1. Çözüm yaklaşımının ilk aşaması

Geliştirilen hibrit sezgisel algoritma için başlangıç çözüm bulunması gerekmektedir çünkü hem DKİ algoritması hem de TB algoritmaları başlangıç çözümü üzerinde iyileştirmeler yaparak çalışan algoritmalarlardır.

Başlangıç çözüm için en yakın komşu sezgiseli kullanılmıştır. Bu algoritma, ARP çözümleri için kullanılan kurucu sezgisel bir algoritmadır. Başlangıç çözümünde bu algoritma kullanılarak, iyi bir çözüm ile başlanarak en iyi çözüme olabilecek en yakın noktadan aramaya başlanması böylece daha hızlı ve verimli bir şekilde arama yapılabilmesi amaçlanmıştır. En yakın komşu algoritması, başlangıçta rassal bir şehir seçerek başlar ve sonrasında seçtiği şehirlere en yakın şehirleri belirleyerek onları tura ekleyerek ilerler. DK-TB algoritmasında başlangıç çözümü olarak bu algoritmanın kullanılabilmesi için KARP problemine uygun olarak yenilenerek araç kapasiteleri kısıtları eklenmiştir.

DK-TB algoritmasında başlangıç çözümünün bulunması için kullanılan en yakın komşu sezgiselinin sözde kodu Şekil 6.3'te gösterilmiştir.

-
1. **Belirle** $t \leftarrow 1$
 2. **Rassal seç** $M = \{1, \dots, n\}$
 3. **for** müşteri in müşteriler:
 4. **Belirle** $\min c_{ij}$ (i. müşteriye en yakın j. müşteri)
 5. **Hesapla** $KK_t \leftarrow K_t - d_j$ (j müşterisinin talebini toplam araç kapasitesinden çıkararak yeni araç kapasitesini hesapla)
 6. **If** $KK_t > 0$
 7. **Ekle** j müşterisini t. tura ekle
 8. **Hesapla** $TD_t \leftarrow TD_t + c_{ij}$ (i. müşterinin j. müşteriye uzaklığını D_{ij} , t. turun toplam tur uzunluğuna TD_t 'na ekle.)
 9. **Else:**
 10. **Hesapla** $TD_t \leftarrow TD_t + c_{ij}$ (i. müşterinin depoya uzaklığını toplam tur uzunluğuna ekle.)
 11. **Turu bitir.**
 12. **Hesapla** $TD = \sum_{t=1}^T TD_t$ (Toplam tur uzunluğunu hesapla.)
-

Şekil 6.3. DKİ-TB algoritması başlangıç çözümü sözde kodu

6.1.2. Çözüm yaklaşımının ikinci aşaması

Geliştirilen hibrit algorithmada, DKİ algoritması ile TB algoritması birleştirilmiştir. DKİ algoritmasının sistematik bir şekilde ilerleyerek komşu bölgelerde arama yaparak arama uzayını genişletmesi özelliği ile TB algoritmasının sadece çözümü iyileştiren çözümleri değil iyileşme sağlamayan çözümleri de nispeten kabul ederek yerel minimuma takılmayı önlemesi özelliği birleştirilmiştir.

TB algoritması, DKİ algoritmasına entegre edilecek şekilde birleştirilmiştir. İkisini ayrı ayrı iki algoritma olarak değil, performanslarının birleştirildiği tek bir algoritma olarak kurgulanmıştır.

DKİ-TB algoritması parametrelerinin belirlenmesi

DKİ ve TB algoritmalarında kullanılan parametreler, hibrit sezgisel algorithmada bu iki algoritma birleştirildiği için DKİ-TB algoritmasında birlikte kullanılmıştır. Kullanılan parametreler şunlardır:

Başlangıç sıcaklığı (T_0)

TB algoritmasında, algoritmanın başlangıcında T_0 başlangıç sıcaklığı belirlendiği için DKİ-TB algoritmasının başlangıcında da bir sıcaklık değeri belirlenir. Arama sırasında bu sıcaklık değeri her iterasyonda soğutma çizelgesi aracılığıyla sistematik bir şekilde azaltılır. DKİ-TB algoritmasında en uygun başlangıç sıcaklığına, çeşitli denemeler yapılarak bunun sonucunda en iyi çözüm değerinin bulunduğu başlangıç sıcaklığı değeri belirlenerek karar verilmiştir.

Nihai sıcaklık (T_{final})

TB algoritmasında başlangıç sıcaklığının yanı sıra bir de nihai sıcaklık değeri belirlenir bu sebeple DKİ-TB algoritmasının sonlandırılması için de nihai sıcaklık değeri belirlenir. Literatürde yer alan çalışmalarda, TB algoritmalarında durdurma ölçütü için bu nihai sıcaklık değerinin kullanıldığı görülmüştür. Bu tezde de nihai sıcaklık değeri durdurma ölçütü için kullanılmıştır.

Soğutma çizelgesi (T)

Soğutma çizelgesi parametresi de bir TB algoritması parametresidir. Literatürde farklı soğutma çizelgeleri kullanıldığı görülmüştür. Bu tezde, Romeo ve Sangiovanni-Vincentelli (1991)'in soğutma fonksiyonu kullanılarak arama sırasında her iterasyonda sıcaklık değeri güncellenmektedir. Başlangıç sıcaklığı ilk iterasyonda bu soğutma çizelgesinde girdi olarak kullanılmaktadır. Sonraki iterasyonlarda mevcut sıcaklık değeri güncellenerek devam edilmektedir.

İterasyon sayısı (n)

İterasyon sayısı TB algoritması parametresidir. Her iterasyonda bulunacak komşu çözüm sayısını ifade eder.

Durdurma ölçütü

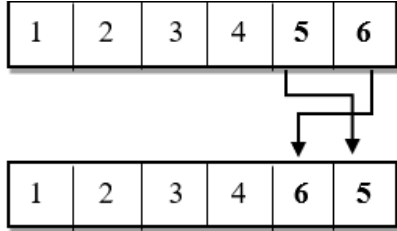
Bu parametre her iki her algoritmada da yer alan bir parametredir ancak burada TB algoritmalarında sıklıkla kullanılan bir durdurma ölçütü kullanılması tercih edilmiştir. Bunun tercih edilmesinin sebebi, arama sırasında çözüm uzayında aramanın yönünü genel olarak belirleyen algoritmanın TB algoritması olmasıdır. DKİ-TB algoritmasında durdurma ölçütü olarak literatürde sıklıkla kullanılan $T_{final} > T$ olarak belirlenmiştir. Bu durdurma ölçütüne göre, sıcaklık değeri, nihai sıcaklık değerinden düşük olduğunda algoritma sonlandırılır.

Komşuluk mekanizması kümesi (k_{maks})

Komşuluk mekanizması DKİ algoritmasının parametresidir. DKİ-TB algoritmasında komşuluk mekanizması kümesi 3 olarak belirlenmiştir. Buna göre 3 komşuluk mekanizması kullanılmaktadır. $k=1$, 2-opt, $k=2$ eklemeyi ve $k=3$ yer değiştirme operatörlerini ifade etmektedir. Bu üç komşuluk mekanizması da rota için komşuluk mekanizmasıdır. Yani arama sırasında komşuluk mekanizması ile değişiklik yapılırken birden fazla rota arasında değil, aynı rota içerisinde yer alan komşular arasında değişiklik yapılmıştır.

2-Opt komşuluk arama mekanizması

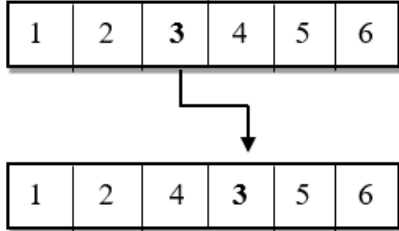
Bir rotada yan yana yer alan iki komşunun bir taraftan tutularak değiştirilmesini ifade eder. Şekil 6.4'te örnek gösterilmiştir.



Şekil 6.4. 2-Opt komşuluk arama mekanizması

Ekleme

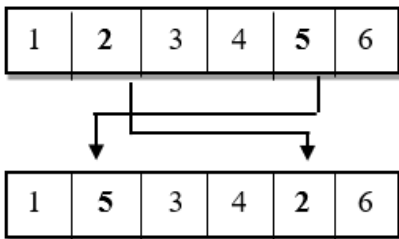
Bir rotada yer alan rasgele bir komşuyu seçerek, o komşuyu rasgele seçilen bir noktaya yerleştirilir. Şekil 6.5'te örnek gösterilmiştir.



Şekil 6.5. Ekleme komşuluk arama mekanizması

Yer değiştirme

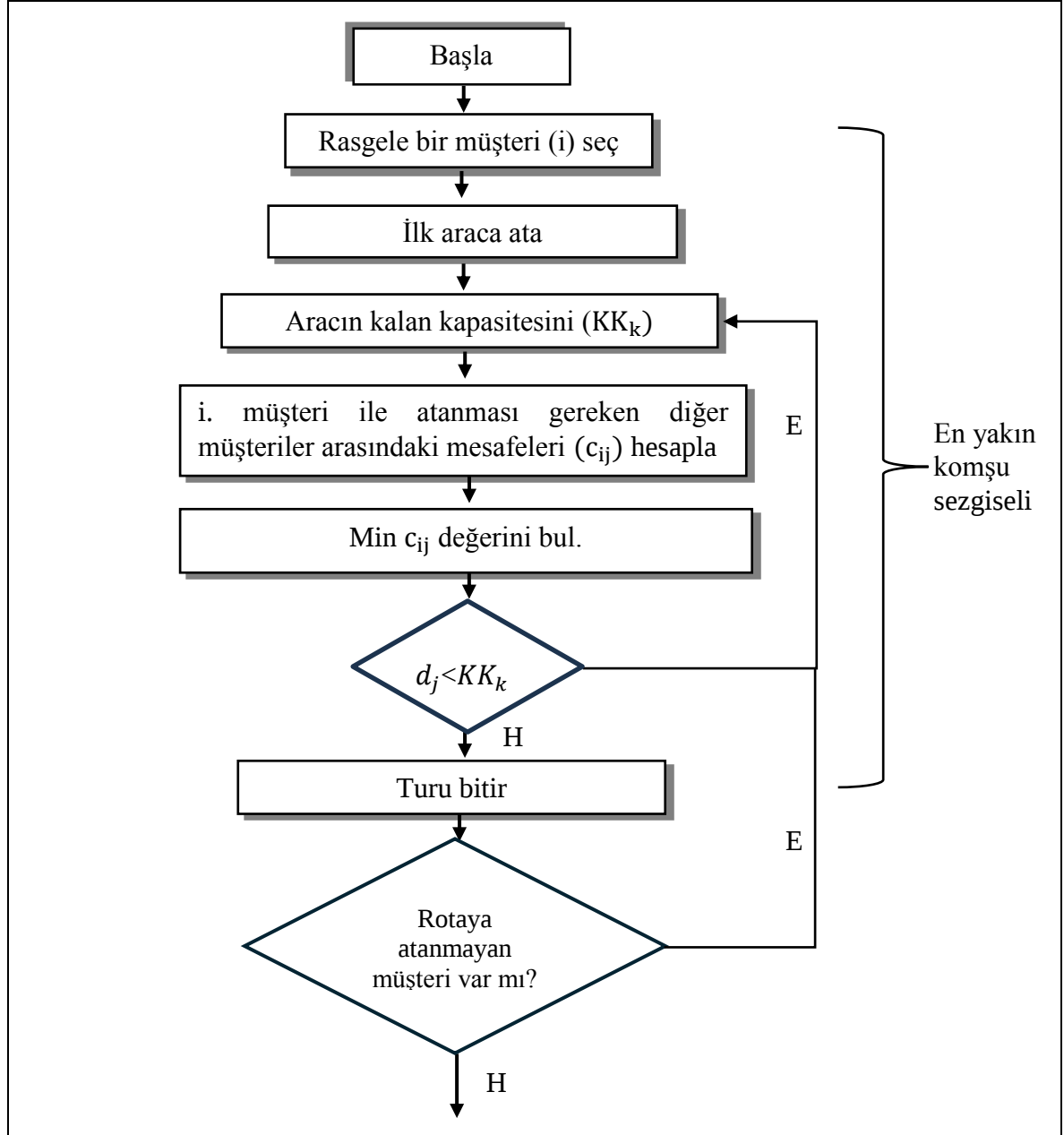
Bir rotada yer alan iki komşu rasgele seçilir ve bu iki komşu yer değiştirir. Şekil 6.6'da gösterilmiştir.



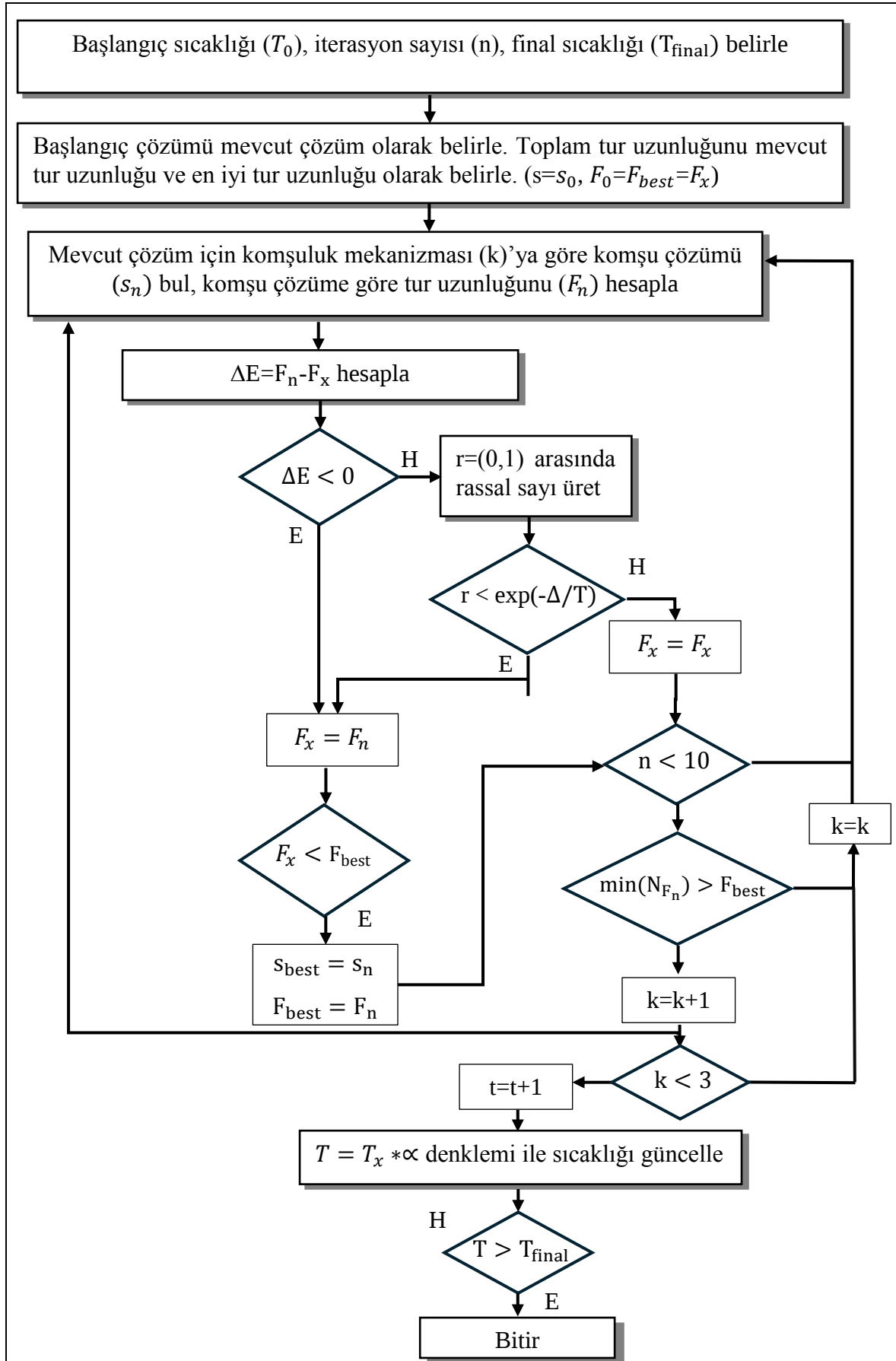
Şekil 6.6. Yer değiştirme komşuluk arama mekanizması

DKİ-TB Hibrit Sezgiseli Akış Şeması

Şekil 6.7’de DKİ-TB’de hibrit sezgiseli akış şeması gösterilmiştir.



Şekil 6.7. DKİ-TB hibrit sezgiseli akış şeması



Şekil 6.7. (devam) DKİ-TB hibrit sezgiseli akış şeması

DKİ-TB Hibrit Sezgisel Algoritması Adımları ve Sözde Kodu

Geliştirilen DKİ-TB hibrit algoritmasının adımları Şekil 6.8’de yer almaktadır.

-
-
- Adım 1.** Komşuluk yapılarını N_k belirle
- Adım 2.** Başlangıç sıcaklığı T_0 ’ı belirle.
- Adım 3.** Nihai sıcaklığı T_{final} ’i belirle.
- Adım 4.** İterasyon sayısı N ’i belirle.
- Adım 5.** En yakın komşu ekleme algoritması ile başlangıç çözümü bul.
- Adım 6.** Sıcaklık değişim sayacını sıfırla. $t=0$.
- Adım 7.** $T_{final} < T$ olduğu sürece devam et
- Adım 8.** İterasyon sayısını sıfırla. $n=0$.
- Adım 9.** $n < N$ olduğu sürece devam et.
- Adım 10.** $k < k_{max}$ olduğu sürece tekrar et
- Adım 11.** k değeri için yerel arama ile çözümü bul. Bulunan çözümü x' , çözüm değerini $F(n)$ olarak belirle.
- Adım 12.** $\Delta = F(x') - F(x)$ hesapla.
- Adım 13.** Eğer $\Delta < 0$ ise $F(x) = F(n)$, $k=1$, eğer değilse $(0,1)$ aralığında rasgele bir sayı üret.
- Adım 14.** Eğer $\text{random}(0,1) < \exp(-\Delta/T)$ ise $F(x) = F(n)$, $k=k$ değilse $k=k+1$
- Adım 15.** Eğer $F_x < F_{best}$ ise $F_{best} = F_x$
- Adım 16.** $n=n+1$
- Adım 17.** $n=N$ olduğunda $\min F(n) > F(\text{best})$ ise $t=t+1$, eğer değilse $F(\text{best})=F(n)$.
- Adım 18.** $T=T(t)$ olarak güncelle.
-
-

Şekil 6.8. DKİ-TB hibrit algoritması adımları

Algoritmanın sözde kodu Şekil 6.9’da yer almaktadır.

```

1.  $N_k = \{k, \dots, k_{max}\}, k=1, \dots, k_{max}$ 
2.  $T \leftarrow T_0$ 
3.  $k=0$ 
4.  $t=0$ 
5.  $F(x)=\{ \}$ 
6.  $F(x)=\text{En\_Yakın\_Komsu\_Sezgiseli}()$ 
7. while  $T_{final} < T$  do
8.    $n=0$ 
9.   while  $n < N$  do
10.    for  $k=1, \dots, k_{max}$  do
11.       $F(x) \leftarrow \text{Yerel arama}(F(x), k)$ 
12.    end for
13.     $F(n) \leftarrow \min(F(x))$ 
14.     $\Delta = F(n) - F(x)$ 
15.    if  $\Delta < 0$  then
16.       $F(x) \leftarrow F(n)$ 
17.    else if  $\text{random}(0,1) < \exp(-\Delta/T)$ 
18.       $F(n) \leftarrow F(n)$ 
19.    else
20.       $F(x) \leftarrow F(x)$ 
21.    if  $F(n) < F(\text{best})$ 
22.       $F(x) \leftarrow F(\text{best})$ 
23.     $n \leftarrow n+1$ 
24.    end if
25.  end while
26.  if  $\min F(n) > F(\text{best})$ 
27.     $k \leftarrow k+1$ 
28.  else
29.     $k \leftarrow k$ 
30.  end if
31.   $t \leftarrow t+1$ 
32.   $T = T(t)$ 
33. end while
34. Return  $f(x)$ 

```

Şekil 6.9. DKİ-TB hibrit algoritması sözde kodu

6.2. DKİ-TB Algoritması Deney Sonuçları

KARP için geliştirilen hibrit sezgisel algoritmanın test edilmesi için literatürde ARP problemleri için sıklıkla kullanılan E veri seti (Christofides ve Eilon, 1969) kullanılmıştır. Bu veri setinde, müşteri noktaları için x ve y koordinatları verilmiştir. Bu noktalar arasındaki mesafeler öklid uzaklığı ile hesaplanmıştır. Bu veri setinde 8 ve 9 problemlerinin veri setleri yer almaktadır. Farklı boyutta problemlerin test edilmesi istendiği için bu iki probleme ait veri seti de kullanılmıştır. Algoritmanın performansının karşılaştırılması E veri setinin, 22, 23, 30, 33, 51 ve 76 müşteri boyutlu ve 3, 4, 5 ve 10 araç sayısından oluşan veri setleri kullanılmıştır. Önerilen DKİ-TB algoritması, Huawei Intel Core i7 64 GB bilgisayarda Python dilinde kodlanmıştır. Çözüm yaklaşımı her veri seti için 10 kez çalıştırılmıştır.

6.2.1. DKİ-TB algoritması performansına parametrelerin etkisi

Veri setlerinin parametreleri değiştirilerek çalıştırılmıştır böylece parametrelerin DKİ-TB algoritması üzerindeki etkisi incelenmiştir. DKİ-TB algoritması üzerinde parametrelerin etkisini incelemek üzere TB algoritmasının parametrelerinden olan başlangıç sıcaklığı (T_0), nihai sıcaklık (T_{final}), soğutma oranı (α) ve iterasyon sayısı (n) kullanılmıştır. $\alpha=0,97$ ve $0,99$ alınarak farklı soğutma oranlarının hibrit sezgisel çözüm yaklaşımı üzerindeki etkisi incelenmiştir. $T_0=80, 85$ ve 90 , $T_{final}=72$ ve 75 ve $n=3,5,6,7,8$ ve 10 alınarak farklı müşteri boyutlu ve araç sayılı problemler için bu parametrelerin DKİ-TB algoritmasının performansı üzerindeki etkisi incelenmiştir.

22 müşteri boyutlu ve 4 sabit kapasiteli araç problem için $T_0=80$ ve $T_0=85$ alınıp $T_{final}=75$ alındığı DKİ-TB hibrit sezgisel algoritmasında soğutma oranı $\alpha=0,97$ ve $\alpha=0,98$ alınarak algoritma $n=3$, $n=5$ ve $n=10$ iterasyon sayısı için test edilmiştir. Çizelge 6.1'de çözüm yaklaşımının çalıştırılması sonucu bulunan en iyi çözüm değerleri gösterilmiştir

Çizelge 6.1. 22 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları

N-22 / K-4 En İyi Çözüm Değeri	$T_0=80, T_{final}=75$		$T_0=85, T_{final}=75$	
	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,98$	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,98$
n=3	357	373	340	338
n=5	360	339	339	340
n=10	367	340	340	387

Çizelge 6.1 incelendiğinde, $T_0=85, T_{final}=75, \alpha=0.98$ ve $n=3$ olarak alındığında DKİ-TB algoritmasının en iyi çözüm değeri bulunduğu görülmüştür. $T_0=80, \alpha=0.97$ olduğunda ve $T_0=85, \alpha=0.98$ olduğunda iterasyon sayısı arttıkça DKİ-TB algoritmasının performansı düşmektedir. Bu parametreler için $n=3$ alındığında diğer iterasyon sayılarına göre daha iyi performans göstermektedir.

23 müşteri boyutlu ve 3 sabit kapasiteli araç problem için $T_0=80$ ve $T_0=85$ alınıp $T_{final}=75$ alındığında $\alpha=0,97$ ve $\alpha=0,99$ alınarak DKİ-TB çözüm yaklaşımı $n=5$ ve $n=10$ iterasyon sayısı için test edilmiştir. Çizelge 6.2’de çözüm yaklaşımının çalıştırılması sonucu bulunan en iyi çözüm değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 6.2. 23 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları

N-23 / K-3 En İyi Çözüm Değeri	$T_0=80, T_{final}=75$		$T_0=85, T_{final}=75$	
	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$
n=5	345	329	335	365
n=10	324	320	320	332

Çizelge 6.2 incelendiğinde, $n=10$ ve $T_{final}=75$ olduğunda, $T_0=80, \alpha=0,99$ olarak alındığında ve $T_0=85, \alpha=0,97$ alındığında DKİ-TB algoritmasının en iyi çözüm değerini bulduğu görülmüştür. İterasyon sayısı büyük olduğunda başlangıç sıcaklığı ve soğutma oranından bağımsız olarak daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

30 müşteri boyutlu ve 3 sabit kapasiteli araç problem için $T_0=80$ alınıp, $T_{final}=72$ ve $T_{final}=75$ alındığı DKİ-TB hibrit sezgisel algoritmasında, $\alpha=0,97$ ve $\alpha=0,99$ alınarak algoritma $n=3, n=5, n=7$ ve $n=10$ iterasyon sayısı için test edilmiştir. Çizelge 6.3’ de çözüm yaklaşımının çalıştırılması sonucu bulunan en iyi çözüm değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 6.3. 30 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları

N-30 / K-3 En İyi Çözüm Değeri	$T_{final}=72$		$T_{final}=75$	
	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$
n=3	354	374	389	387
n=5	374	389	391	395
n=7	389	387	374	385
n=10	374	391	391	374

Çizelge 6.3 incelendiğinde, $T_{final}=72$ için $\alpha=0,97$ olduğunda n=3 olarak alındığında en iyi performansı gösterdiği görülmüştür. 30 müşteri boyutlu veri seti için daha düşük nihai sıcaklıkta daha düşük iterasyon sayısında daha iyi performans gösterirken, nihai sıcaklık arttıkça daha yüksek iterasyonlarda daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

33 müşteri boyutlu ve 4 sabit kapasiteli araç problem için $T_0=80$ alınıp, $T_{final}=72$ ve $T_{final}=75$ alındığı DKİ-TB hibrit sezgisel algoritmasında $\alpha=0,97$, $\alpha=0,98$ ve $\alpha=0,99$ alınarak DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı n=3, n=5, n=7 ve n=10 için test edilmiştir. Çizelge 6.4'te algoritmanın çalıştırılması sonucu bulunan en iyi çözüm değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 6.4. 33 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları

N-33 / K-4 En İyi Çözüm Değeri	$T_0=80$					
	$T_{final}=72$			$T_{final}=75$		
	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,98$	$\alpha=0,99$	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,98$	$\alpha=0,99$
n=3	398	422	-	402	427	444
n=5	422	405	435	435	449	435
n=7	436	393	444	422	435	441
n=10	445	422	446	436	436	422

Çizelge 6.4 incelendiğinde, $T_0=80$ olduğunda $T_{final}=72$, $\alpha=0,98$ ve n=7 alındığında en iyi çözüm değerini bulduğu görülmüştür. $T_{final}=72$ için genellikle $\alpha=0,98$ alındığında daha iyi performans gösterirken, $T_{final}=75$ için genellikle $\alpha=0,97$ alındığında önerilen hibrit sezgisel algoritmanın daha iyi performans gösterdiği görülmüştür. Nihai sıcaklık arttıkça

çözüm yaklaşımının performansının düştüğü görülmüştür. $T_0 = 80$, $T_{final}=72$, $n=3$ ve $\alpha =0,99$ alındığında DKİ-TB hibrit sezgiseli için çözüm elde edilememiştir.

51 müşteri boyutlu ve 4 sabit kapasiteli araç problem için $T_0=85$ alınıp, $T_{final}=75$ alındığı DKİ-TB hibrit sezgisel algoritmasında $\alpha=0,97$ ve $\alpha=0,99$ alınarak algoritma $n=6$, $n=7$ ve $n=8$ iterasyon sayısı için test edilmiştir. Çizelge 6.5’de çözüm yaklaşımının çalıştırılması sonucu bulunan en iyi çözüm değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 6.5. 51 müşteri boyutlu KARP için DKİ-TB çözüm yaklaşımı sonuçları

N-51 / K-5 En İyi Çözüm Değeri	$T_0 =85, T_{final} =75$	
	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$
$n=6$	518	467
$n=7$	514	520
$n=8$	514	515

Çizelge 6.5 incelendiğinde, $T_0=85$ ve $T_{final}=75$ alındığında, $\alpha=0,99$ ve iterasyon sayısı 6 olarak belirlendiğinde DKİ-TB algoritmasının en iyi performansı gösterdiği görülmüştür. $\alpha=0,97$ alındığında daha yüksek iterasyon sayısında daha iyi performans gösterirken, $\alpha =0,99$ alındığında daha düşük iterasyon sayısında daha iyi performans göstermektedir.

76 müşteri boyutlu ve 10 sabit kapasiteli araç problemi için $T_0=80$ alınıp, $T_{final}=72$ ve $T_{final}=75$ alındığı DKİ-TB hibrit sezgisel algoritmasında $\alpha=0,97$ ve $\alpha=0,99$ alınarak algoritma $n=3$, $n=5$ ve $n=10$ iterasyon sayısı için test edilmiştir. Çizelge 6.6’da çözüm yaklaşımının çalıştırılması sonucu bulunan en iyi çözüm değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 6.6. 76 müşteri boyutlu KARP için nihai sıcaklığın DKİ-TB sezgiseline etkisi

N-76/K-10 En İyi Çözüm Değeri	$T_0=80$			
	$T_{final}=72$		$T_{final}=75$	
	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$
$n=3$	826	826	802	827
$n=5$	825	827	827	827
$n=10$	825	827	827	826

Çizelge 6.6 incelendiğinde, 76 müşteri boyutlu 10 araçlı problem için $T_{final}=75$, $\alpha=0.97$ ve $n=3$ olarak belirlendiğinde, DKİ-TB algoritmasının en iyi performansı gösterdiği görülmüştür. $T_{final}=72$ olarak belirlendiğinde iterasyon sayısı arttıkça $\alpha=0.97$ için daha iyi performans gösterirken, $\alpha=0.99$ için performansının azaldığı görülmüştür ancak çözüm değerleri birbirine oldukça yakındır. $T_{final}=75$ olarak belirlendiğinde iterasyon sayısı arttıkça $\alpha=0.97$ için çözüm yaklaşımının performansı azalırken, $\alpha=0.99$ için artmaktadır. Yine $T_{final}=75$ için de çözüm değerleri birbirine oldukça yakındır.

Çizelge 6.7’de başlangıç sıcaklık değerleri farklı alınarak DKİ-TB çözüm yaklaşımı test edilmiştir.

Çizelge 6.7. 76 müşteri boyutlu KARP için başlangıç sıcaklığının DKİ-TB’ye etkisi

N-76/K-10 En İyi Çözüm Değeri	$T_{final}=72$			
	$T_0 = 85$		$T_0 = 90$	
	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$	$\alpha=0,97$	$\alpha=0,99$
$n=7$	827	820	826	827
$n=10$	826	827	828	818

Çizelge 6.7 incelendiğinde, $n=10$, $T_0=90$ ve $\alpha=0,99$ olarak belirlendiğinde DKİ-TB algoritmasının en iyi çözüm değerini verdiği görülmüştür. Bu çizelge incelendiğinde, farklı başlangıç sıcaklığı ve soğutma oranı değerleri için iterasyon sayısı değiştirildiğinde bile çözüm değerlerinin çok fazla farklılaşmadığı görülmüştür.

6.2.2. DKİ-TB algoritmasının performansının diğer algoritmalar ile karşılaştırılması

DKİ-TB algoritmasının performansının karşılaştırılabilmesi için literatürde yer alan ve aynı veri setini kullanan CVRP-FA (Altabeeb, Mohsen ve Ghallab, 2019) ve ISO-CO (İlhan, 2021) algoritmaları kullanılmıştır. Bunlardan CVRP-FA algoritması, ateş böceği algoritmasından geliştirilmiştir. Diğer algoritma ise ISA-CO olup, çaprazlama operatörü ile geliştirilmiş benzetilmiş tavlama algoritmasıdır. DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımının ve diğer algoritmaların beş veri seti için en iyi çözüm değeri karşılaştırmaları Çizelge 6.8’de gösterilmiştir.

Çizelge 6.8. DKİ-TB hibrit sezgiselinin diğer algoritmalar ile karşılaştırılması

Veri Seti	Bilinen En İyi Çözüm Değeri	CVRP-FA İle Bulunan En İyi Değer	ISA-CO İle Bulunan En İyi Değer	DKİ-TB Çözüm Yaklaşımı İle Bulunan En İyi Değer
N-22/ K-4	375	375	375	338
N-30/ K-4	503	506	503	354
N-51/ K-5	521	521	521	467
N-76 / K-10	830	835	833	802

4 farklı boyutlu müşteri seti ve araç sayısı için DKİ-TB çözüm yaklaşımı diğer algoritmalar ile karşılaştırıldığında daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. En iyi çözüm değerleri, DKİ-TB algoritması her bir müşteri boyutu için 10 defa çalıştırılarak bunların içerisinde en iyi çözüm dikkate alınarak elde edilmiştir.

DKİ-TB algoritması, 4 veri seti için de bilinen en iyi çözüm değerinden ve diğer algoritmalarından daha iyi çözüm değerlerini vermiştir. 22 müşteri boyutlu ve 4 sabit kapasiteli araç için, bilinen en iyi çözüm değeri 375 iken, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile 338 değeri bulunmuştur. 30 müşteri boyutlu ve 4 sabit kapasiteli araç için, bilinen en iyi çözüm değeri 503 iken, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile 354 değeri bulunmuştur. 51 müşteri boyutlu ve 5 sabit kapasiteli araç için, bilinen en iyi çözüm değeri 521 iken, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile 467 değeri bulunmuştur. 76 müşteri boyutlu ve 10 sabit kapasiteli araç için, bilinen en iyi çözüm değeri 830 iken, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile 802 değeri bulunmuştur.

Problemler GAMS CPLEX çözücü ile de çözülmüştür. 22 müşteri boyutlu ve 4 sabit araç kapasiteli problem ve 30 müşteri boyutlu 4 sabit araç kapasiteli problem için GAMS CPLEX çözücü ile çözüm bulunurken, 51 müşteri boyutlu ve 5 sabit araç kapasiteli problem ve 76 müşteri boyutlu 10 sabit araç kapasiteli problem için çözüm bulunamamıştır. Bu boyuttaki problemler için sezgisel algoritmaların kullanılması daha uygundur.

6.3. Mesafe Kısıtlı KARP İçin Gerçek Veri Seti ile Uygulama Çalışması

KARP çözümü için önerilen DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımının performansı mesafe kısıtlı KARP üzerinde test edilerek gösterilmiştir. DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımını test etmek için gerçek bir dünya uygulaması yapılmıştır.

Gerçek dünya uygulaması için Sakarya'da Ozanlar Mahallesi'nde ekmek üretimi yapan bir fırın incelenmiştir. Fırının hizmet verdiği Sakarya'nın farklı mahallelerinde yer alan müşterileri bulunmaktadır. Harita 6.1'de fırının ekmek dağıtım yaptığı Sakarya ilinin farklı bölgelerinde yer alan müşterilerin konumları gösterilmiştir.



Harita 6.1. Fırının müşterilerinin konumları

Müşterilerinin konumları genellikle şehir içinde yerleşim yerlerinin bulunduğu yerlerdedir. Müşteriler market, bakkal, büfe, restoran ve kahvehane işletmeleridir. Firma 4 kategoride toplam 6 tip ekmek üretimi yapılmaktadır ancak bu çalışma için yalnızca beyaz ekmek talepleri dikkate alınmıştır.

Fırının dağıtım hizmeti verdiği iki araç bulunmaktadır. Bu araçların kapasiteleri aynıdır. Araç kapasitelerine Çizelge 6.9'da yer verilmiştir. Bu araçların ikisinin de kapasitesi $Q=150000$ alınmıştır.

Çizelge 6.9. Araçların kapasitesi

k	Q_k
araç	150000
araç	150000

Problemde, sabit kapasiteye sahip iki araç kullanılmıştır. d_{maks}^k , k aracının seyahat edebileceği toplam en uzak mesafeyi ifade eder. Araçların seyahat edebileceği en uzak mesafe 32000 m ile kısıtlanmıştır. $d_{maks}^k=32000$ m olarak belirlenmiştir.

Uygulama problemi öncelikle GAMS CPLEX çözücü kullanılarak beşinci bölümde yer verilen Tlili, Faiz ve Krichen (2014)' nin modelinden uyarlanan mesafe kısıtlı KARP modeli kullanılarak çözülerek optimal çözüm bulunmuştur. Daha sonra, KARP için önerilen DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı Python'da kodlanarak bu uygulama problemi çözülmüştür. Çözüm sonuçları karşılaştırılmıştır.

6.3.1. 24 Müşteri boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB algoritması uygulanması

Uygulama problemi için 24 müşteri boyutlu mesafe kısıtlı KARP için kullanılan veri setlerine aşağıda yer verilmiştir.

- Model 0 yani başlangıç noktası dâhil olmak üzere 25 düğümden oluşmaktadır. n düğüm kümesini ifade etmektedir.
 $n=\{0,1,2,...,24\}$
- i müşterileri ifade eder. 24 müşteri bulunmaktadır.
 $i=\{1,2, ...,24\}$
- k araç sayısını ifade eder. Modelde 2 sabit kapasiteli araç hizmet vermektedir.
 $k=\{1,2\}$
- d_j , müşterilerin taleplerini ifade eder. Çizelge 6.10'da 24 müşteri için talepleri adet olarak yer almaktadır. Ekmek talepleri 100 ile çarpılarak toplam gram hesaplanmıştır.

Çizelge 6.10. 24 müşteri için ekmek talepleri

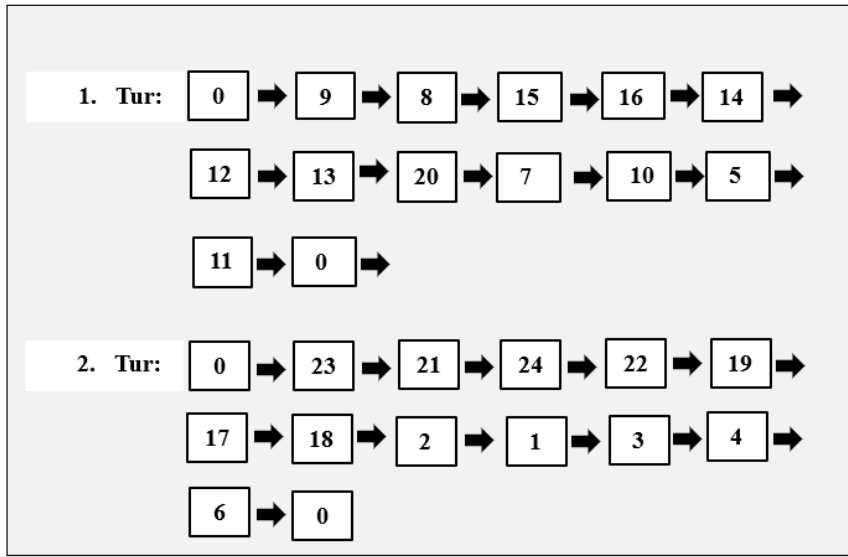
Müşteri (j)	Talep (d_j)
1	250
2	120
3	90
4	50
5	60
6	150
7	120
8	25
9	250
10	60
11	60
12	50
13	50
14	120
15	120
16	120
17	80
18	80
19	120
20	50
21	120
22	120
23	120
24	120

- c_{ij} , i. müşteriden j. müşteriye mesafeyi ifade eder. 24 müşteri için müşteriler arası mesafeler EKLER’de yer almaktadır.

Matematiksel modelin GAMS-CPLEX çözücü ile çözümü sonuçları

Model GAMS programında çalıştırılmıştır. Çalıştırma sonucunda, optimal sıralama sonucu olarak aşağıdaki tur sıralaması elde edilmiştir.

GAMS CPLEX çözücü ile çözülmesi sonucunda elde edilen optimal sıralama Şekil 6.10’da gösterilmiştir.



Şekil 6.10. 24 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için CPLEX ile bulunan optimal tur sıralaması

Mesafe kısıtlı KARP, GAMS programı CPLEX çözücü ile çözüldüğünde toplam tur uzunluğu 48070 m olarak bulunmuştur. Çözüm süresi, 0.609 dk'dır.

DKİ-TB hibrit sezgiseli çözümü

24 müşteri boyutlu 2 sabit kapasiteli mesafe kısıtlı KARP, DKİ-TB hibrit sezgiseli ile çözülmüştür.

DKİ-TB çözüm yaklaşımında kullanılarak parametre değerleri aşağıda yer almaktadır.

Başlangıç sıcaklığı (T_0) : 90

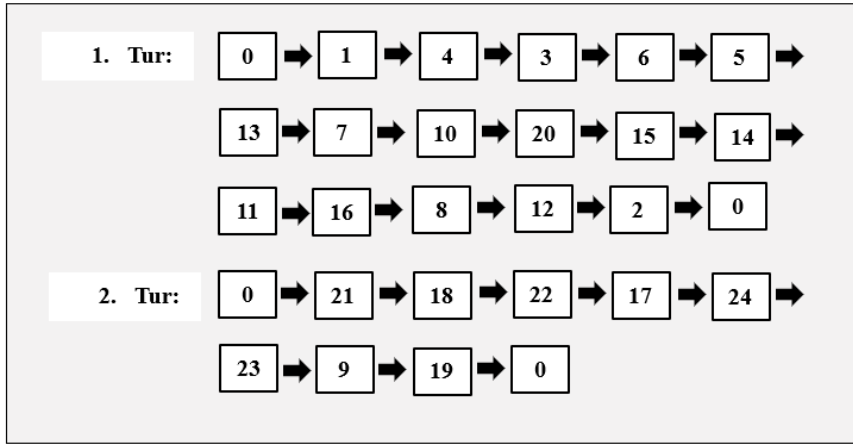
Nihai sıcaklık (T_{final}) : 75

İterasyon sayısı (n): 5

Soğutma oranı (α): 0,97

DKİ-TB çözüm yaklaşımında $T_0 = 90$ olarak, $T_{final} = 75$ olarak alınmıştır. $\alpha = 0,97$ olarak belirlenmiştir. $n = 5$ olarak alınmıştır.

DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımı ile bulunan tur sıralaması Şekil 6.11'de gösterilmiştir.



Şekil 6.11. 24 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB ile bulunan tur sıralaması

DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımı ile problemin çözülmesi sonucunda toplam tur uzunluğu 51870 m olarak bulunmuştur. Çözüm süresi, 0,022 sn'dir.

6.3.2. 30 müşteri boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB algoritması uygulanması

Uygulama problemi için 30 müşteri boyutlu mesafe kısıtlı KARP için kullanılan veri setlerine aşağıda yer verilmiştir.

- Model 0 yani başlangıç noktası dahil olmak üzere 31 düğümden oluşmaktadır. n düğüm kümesini ifade etmektedir.
 $n = \{0, 1, 2, \dots, 30\}$
- i müşterileri ifade eder. 30 müşteri bulunmaktadır.
 $i = \{1, 2, \dots, 30\}$
- k araç sayısını ifade eder. Modelde 2 sabit kapasiteli araç hizmet vermektedir.
 $k = \{1, 2\}$
- d_j , müşterilerin taleplerini ifade eder. Çizelge 6.11'da 30 müşteri için talepler adet olarak yer almaktadır. Ekmek talepleri 100 ile çarpılarak toplam gramları hesaplanmıştır.

Çizelge 6.11. 30 müşteri için ekmek talepleri

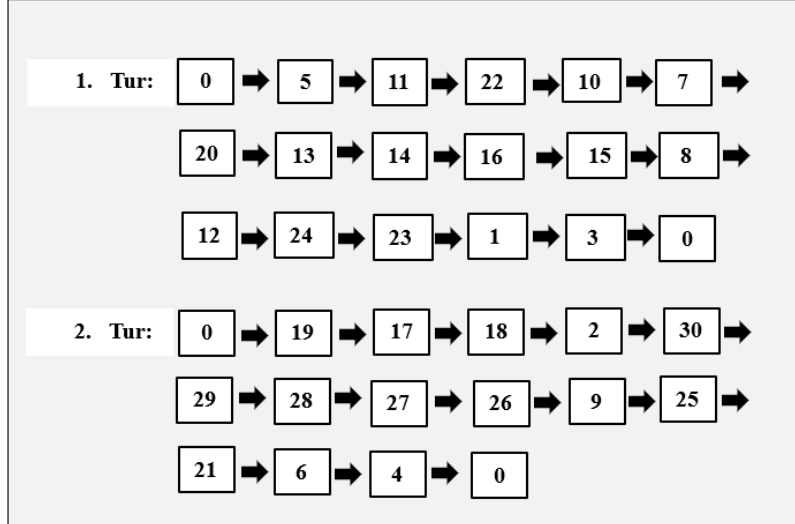
Müşteri (j)	Talep (d_j)
1	250
2	120
3	90
4	50
5	60
6	150
7	120
8	25
9	250
10	60
11	60
12	50
13	50
14	120
15	120
16	120
17	80
18	120
19	50
20	120
21	40
22	50
23	20
24	50
25	20
26	20
27	20
28	20
29	30
30	30

- c_{ij} , i. müşteriden j. müşteriye mesafeyi ifade eder. 30 müşteri için müşteriler arası mesafeler EKLER’de yer almaktadır.

Matematiksel modelin GAMS-CPLEX çözücü ile çözümü sonuçları

Model GAMS programında çalıştırılmıştır. Çalıştırma sonucunda, optimal sıralama sonucu olarak aşağıdaki tur sıralaması elde edilmiştir.

GAMS ile çözülmesi sonucunda elde edilen optimal sıralama Şekil 6.10'da gösterilmiştir.



Şekil 6.12. 30 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için CPLEX ile bulunan optimal tur sıralaması

Mesafe kısıtlı KARP, GAMS programı CPLEX çözücü ile çözüldüğünde toplam tur uzunluğu 39030 m olarak bulunmuştur. Çözüm süresi, 0.704 dk'dır.

DKİ-TB hibrit sezgiseli çözümü

30 müşteri boyutlu 2 sabit kapasiteli mesafe kısıtlı KARP, DKİ-TB hibrit sezgiseli ile çözülmüştür. DKİ-TB çözüm yaklaşımında kullanılarak parametre değerleri aşağıda yer almaktadır.

Başlangıç sıcaklığı (T_0): 90

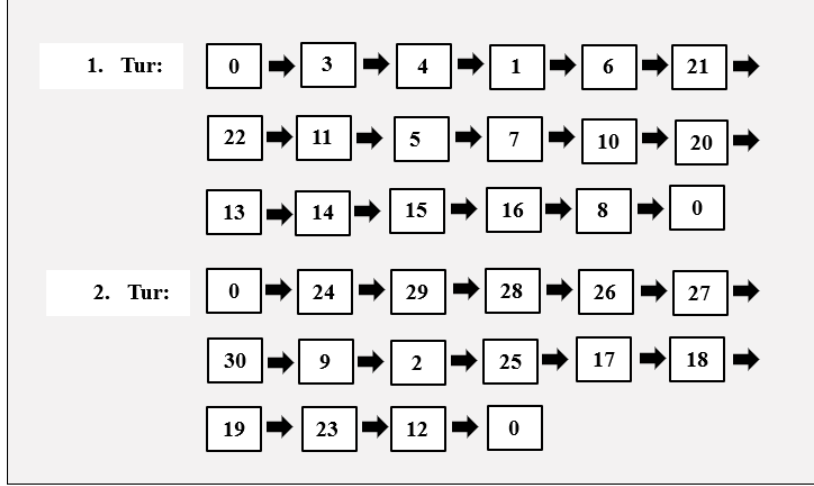
Nihai sıcaklık (T_{final}): 75

Soğutma oranı (α): 0,97

İterasyon sayısı (n): 5

DKİ-TB çözüm yaklaşımında $T_0 = 90$ olarak, $T_{final} = 75$ olarak alınmıştır. $\alpha = 0,97$ olarak belirlenmiştir. $n = 5$ olarak alınmıştır.

DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımı ile bulunan tur sıralaması Şekil 6.13’de gösterilmiştir.



Şekil 6.13. 30 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için DKİ-TB ile bulunan tur sıralaması

DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımı ile problemin çözülmesi sonucunda toplam tur uzunluğu 44741 m olarak bulunmuştur. Çözüm süresi, 0,039 sn’dir.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

ARP, farklı coğrafi bölgelerde yer alan müşterilere hizmet vermek için araçların en uygun rotalarının belirlendiği problemlerdir. Literatürde ARP farklı türlerde ele alınmaktadır. Araçların belli bir kapasite ile sınırlandırıldığı ARP türü KARP'dir. KARP, birden fazla müşteriye belli kapasitelere sahip birden fazla araç ile hizmet verilirken en uygun rotanın belirlendiği problemlerdir. KARP'leri çözmek için literatürde kesin, sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler yer almaktadır.

Bu çözüm yöntemlerinden farklı olarak KARP için DKİ ve TB algoritmalarının avantajlarını birleştirerek daha güçlü bir sezgisel yaklaşım önerilmiştir. Literatür incelendiğinde KARP' i çözmek için bu iki algoritmanın birleştirilerek kullanıldığı bir çözüm yaklaşımına rastlanmamıştır. Değişken komşu aramanın bir çeşidi olan DKİ algoritması, YA algoritması ile arama yaparken farklı komşuluk mekanizmaları kullanarak küresel minimuma ulaşmayı amaçlar. Çözümde iyileşme olduğunda, aynı komşuluk yapısı ile arama yaparak aramayı yoğunlaştırır. Eğer çözümde iyileşme olmazsa, farklı komşuluk arama mekanizmaları ile arama yaparak çözümü çeşitlendirir. TB algoritmasında, arama sürecinde sıcaklık bir fonksiyona bağlı olarak azaltılır, sıcaklık azaltıldıkça çözüm optimum çözüme yaklaşır. Arama sürecinde çözümde iyileşme olmadığında, belli ölçütlere bağlı olarak kötü çözümlerde kabul edilerek yerel minimuma takılmayı önlemek amaçlanmaktadır. Bu iki algoritmanın avantajları birleştirilerek, çözümde iyileşme olduğunda aramayı yoğunlaştıran, çözümde iyileşme olmadığında belli oranda kötü çözümleri kabul ederek yerel minimuma takılmayı önleyen ve yeni çözüm kabul edilemediği durumda farklı komşuluk yapıları ile arama yapılarak çözümü çeşitlendiren DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı önerilmiştir.

Önerilen çözüm yaklaşımı, literatürde ARP problemleri için kullanılan iyi bilinen E veri seti ile test edilmiştir. 22 müşteri boyutlu 4 sabit kapasiteli araçlı, 23 müşteri boyutlu 3 sabit kapasiteli araçlı, 30 müşteri boyutlu 3 sabit kapasiteli araçlı, 33 müşteri boyutlu 4 sabit kapasiteli araçlı, 51 müşteri boyutlu 5 sabit kapasiteli araçlı ve 76 müşteri boyutlu 10 sabit kapasiteli araçlı olmak üzere altı veri setinin başlangıç sıcaklığı, nihai sıcaklık, soğutma oranı ve iterasyon sayısı parametreleri değiştirilerek DKİ-TB hibrit sezgiseli için çözüm değerleri bulunmuştur. Farklı parametreler ile her bir veri seti için DKİ-TB hibrit sezgisel çözüm yaklaşımı 10 defa çalıştırılmıştır. Bu her veri seti için on defa çalıştırma sonucunda bulunan en iyi değer o parametre için dikkate alınmıştır. Her veri seti için

bulunan en iyi çözüm değerleri, literatürde kullanılan diğer algoritmalar ile bulunan en iyi çözüm değerleri ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmaların sonucunda, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımının literatürde yer alan diğer algoritmalara göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Mesafe kısıtlı KARP, araçların kat edebileceği en uzak mesafenin kısıtlandığı KARP türüdür. Sakarya’da ekmek üretimi ve dağıtımını hizmeti veren bir ekmek fırını 2 sabit kapasiteli araç ile farklı mahallelerde yer alan müşterilerine ekmek dağıtımını yapmaktadır. Araçlar dağıtım hizmetine fırından başlamakta ve geriye fırına dönmektedir. Araçların kat edebileceği en uzak mesafe kısıtı bulunmaktadır. Tlili, Faiz ve Krichen (2014)’nin heterojen kapasiteli mesafe kısıtlı KARP için önerdikleri matematiksel modelleri homojen kapasiteli mesafe kısıtlı KARP’ e uyarlanarak problem 24 ve 30 boyutlu veri seti için GAMS Studio yardımıyla CPLEX çözücü ile çözülmüştür. Daha sonra, problem DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile de çözülmüştür. 24 boyutlu mesafe kısıtlı KARP için CPLEX çözücü ile tur uzunluğu 48070 bulunurken, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile 51870 olarak bulunmuştur. 30 müşteri boyutlu problemde ise, tur uzunluğu 39030 bulunurken, DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile 44741 bulunmuştur. GAMS CPLEX çözücü ile 50 müşteri boyutundan büyük boyutlu problemler çözülemediğinde DKİ-TB hibrit çözüm yaklaşımı ile çözülebilecektir.

Araştırmanın bilime katkıları şu şekilde özetlenebilir:

1. KARP için DKİ algoritması ile TB algoritmasının avantajları birleştirilerek yeni bir hibrit bir çözüm yaklaşımı önerilmiştir.
2. Mesafe kısıtlı KARP için bir gerçek bir dünya uygulaması yapılmıştır. Problem, DKİ-TB çözüm yaklaşımı ile çözülmüştür.

Bu çalışmada KARP problem çözümü için bir hibrit sezgisel geliştirilmiştir ve bu hibrit sezgisel kullanılarak mesafe kısıtlı KARP çözülmüştür ancak bu problemde homojen kapasiteli araçlar dikkate alınmıştır. Gelecek çalışmalar için heterojen kapasiteli araçlar için bir hibrit sezgisel algoritma geliştirilebilir.

Literatür incelendiğinde, yeşil ARP’ nin araştırmacılar tarafından ilgi gören bir konu olduğu görülmüştür. Bu tez çalışmasında KARP için bir çözüm yaklaşımı önerilmiş ve mesafe kısıtlı KARP için uygulama çalışması yapılmıştır. Mesafe kısıtlı KARP’ e karbon ve sera gazı emisyonunu dikkate alan kısıtlar eklenerek problem geliştirilip uygulama

alışması yapılabilir. Bu tez alışmasında, toplam tur uzunluğunun en küüklenmesi amaçlanmıştır. Gelecek alışmalarda, akaryakıt tüketimini en küüklemeyi amaçlayan mesafe kısıtlı KARP için uygulama alışması yapılabilir.

KAYNAKLAR

- Abdirad, M., Krishnan, K. ve Gupta, D. (2021). A two-stage metaheuristic algorithm for the dynamic vehicle routing problem in Industry 4.0 *Journal of Management Analytics*, 8(1), 69-83.
- Ahmed, Z. H., Maleki, F., Yousefikhoshbakht, M. ve Haron, H. (2023). Solving the vehicle routing problem with time windows using modified football game algorithm. *Egyptian Informatics Journal*, 24(4), 1-13.
- Akpınar, S. (2016). Hybrid large neighbourhood search algorithm for capacitated vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 61, 28-38.
- Alesiani, F., Ermis, G. ve Gkiotsalitis, K. (2022). Constrained clustering for the capacitated vehicle routing problem (CC-CVRP). *Applied Artificial Intelligence*, 36(1), 201-225.
- Allan, L. (2000). Doktora Tezi, *The dynamic vehicle routing problem*, Danimarka Teknik Üniversitesi Matematiksel Modelleme Departmanı (Department of Mathematical Modelling (IMM) at the Technical University of Denmark), Lyngby.
- Altabeeb, A. M., Mohsen, A. M. ve Ghallab, A. (2019). An improved hybrid firefly algorithm for capacitated vehicle routing problem. *Applied Soft Computing*, 84, 1-9.
- Amous, M., Toumi, S., Jarboui, B. ve Eddaly, M. (2017). A variable neighborhood search algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 58, 231-238.
- Atallah, M.J. ve Blanton, M. (2010). *Algorithms and theory of computation handbook: general concepts and techniques*, Boca Raton: Chapman & Hall, 33-6.
- Atmaca, E. (2012). Bir kargo şirketinde araç rotalama problemi ve uygulaması. *TÜBAV Bilim Dergisi*, 5(2), 12-27.
- Baldacci, R., Hadjiconstantinou, E. ve Mingozzi, A. (2004). An exact algorithm for the capacitated vehicle routing problem based on a two-commodity network flow formulation. *Operations Research*, 52(5), 723-738.
- Bell, J. E. ve McMullen, P. R. (2004). Ant colony optimization techniques for the vehicle routing problem. *Advanced Engineering Informatics*, 18(1), 41-48.
- Borčinová, Z. (Ekim, 2018). *Solving the capacitated vehicle routing problem using a parallel micro genetic algorithm*, 2018 IEEE Workshop on Complexity in Engineering (COMPENG).
- Brandão, J. (2011). A tabu search algorithm for the heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 38(1), 140-151.
- Breedam, A.V. (1995). Improvement heuristics for the Vehicle Routing Problem based on simulated annealing. *European Journal of Operational Research*, 86(3), 480-490.

- Butty, X., Stuber, T., Hanne, T. ve Dornberger, R. (Eylül, 2016). A heuristic comparison framework for solving the Two-Echelon Vehicle Routing Problem, *2016 4th International Symposium on Computational and Business Intelligence (ISCBI)*, 59-65.
- Carwalo, T., Thankappan, J. ve Patil, V. (Nisan, 2017). *Capacitated vehicle routing problem*, 2017 2nd International Conference on Communication Systems, Computing and IT Applications (CSCITA), 17-21
- Chanachan, C., Sirisethakarn, M., Khapla, P. ve Polvichai, J. (2023). A Comparison of Route Optimization Algorithms on Capacitated Vehicle Routing Problem, *2023 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers, and Communications (ITC-CSCC)*.
- Chen, M-H., Chang, P-C., Chiu, C-Y. ve Annadurai, S.P. (2015). A hybrid two-stage sweep algorithm for capacitated vehicle routing problem, *2015 International Conference on Control, Automation and Robotics*, 195-199.
- Chen, H. K., Hsueh, C. F. ve Chang, M.S. (2006). The real-time time-dependent vehicle routing problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 42(5), 383-408.
- Chen, P., Huang, H-k. ve Dong, X-Y. (2010). Iterated variable neighborhood descent algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1620-1627.
- Chiang, W. C. ve Russell, R. A. (1996). Simulated annealing metaheuristics for the vehicle routing problem with time Windows. *Annals of Operations Research*, 63, 3-27.
- Chopard, B. ve Tomassini, M. (2018). *An Introduction to Metaheuristics for Optimization* (First Edition). Berlin: Springer, 59.
- Christofides, N. (1976). The vehicle routing problem. *RAIRO-Operations Research-Recherche Opérationnelle*, 10(2), 55-70.
- Christofides, N. ve Eilon, S. (1969). An Algorithm for the Vehicle-Dispatching Problem. *Operational Research*, 20(3), 309-318.
- Christopher, Y., Wahyuningsih, S. ve Satyananda, D. (2021). *Study of variable neighborhood descent and tabu search algorithm in VRPSDP*. Journal of Physics: Conference Series, 1872(1), 1-10.
- Chu, J., Lai, X. ve Wang, Z. (2022). *A randomized variable neighborhood search algorithm for solving the capacitated vehicle routing problem*, 2022 China Automation Congress (CAC), 2028-2032.
- Cornuejols, G. ve Harche, F. (1993). Polyhedral study of the capacitated vehicle routing problem. *Mathematical Programming*, 60, 21-52.
- Cuda, R., Guastaroba, G. ve Speranza, M. G. (2015). A survey on two-echelon routing problems. *Computers & Operations Research*, 55, 185-199.

- Dalbah, L.M., Al-Betar, M.A., Awadallah, M.A. ve Zitar, R.A. (2022). A modified coronavirus herd immunity optimizer for capacitated vehicle routing problem, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(8A), 4782-4795.
- David, A., Mohan, K. ve Henry, D. (1999). Simulated annealing cooling schedules for the school timetabling problem. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 16(1), 1-22.
- Dekkers, A. ve Aarts, E. (1991). Global optimization and simulated annealing. *Mathematical Programming*, 50, 367-393.
- Dişkaya, F. ve Dinçer, S. E. (2018). Yeşil lojistik yönetiminde araç rotalama optimizasyonu için bir model önerisi. *Beykoz Akademi Dergisi*, 6(1), 29-46.
- Doerr, B., Ereemeev, A., Neumann, F., Theile, F. ve Thyssen, C. (2011). Evolutionary algorithms and dynamic programming. *Theoretical Computer Science*, 412(43), 6020-6035.
- Düzakın, E. ve Demircioğlu, M. (2009). Araç Rotalama Problemleri ve Çözüm Yöntemleri. *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, 13(1), 68-87.
- Eser, A. (2021). *Dinamik araç rotalama problemi için kesin ve sezgisel çözüm yaklaşımları geliştirilmesi*, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Fabian, V. (1997). Simulated Annealing Simulated, *Computers & Mathematics with Applications*. 33(1-2), 81-94.
- Farshchi, M. (2021). *The capacitated vehicle routing problem with simultaneous pickup-delivery and time windows in the sustainable food supply chains*, Doktora Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Feo, T. A. ve Resende, M. G. C. (1995). Greedy Randomized Adaptive Search Procedures. *Journal of Global Optimization*, 6, 109-133.
- García-Nájera, A., Bullinaria, J. A. ve Gutiérrez-Andrade, M. A. (2015). An evolutionary approach for multi-objective vehicle routing problems with backhauls. *Computers & Industrial Engineering*, 81, 90-108.
- Gao, Y. H. ve Chen, R. M. (2023). *Modified coronavirus herd immunity optimization with an ACSAAD algorithm for capacitated vehicle routing problems vehicle routing problems*, 2023 Sixth International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C).
- Glover, F. and Kochenberger, G. (2003). *Iterated Local Search*. In *Handbook of Metaheuristics*. Hollanda: Kluwer Academic Publishers, 321.
- Güner, E. ve Altıparmak, F. (2003). İki ölçütlü tek makinalı çizelgeleme problemi için sezgisel bir yaklaşım. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 18(3), 27-42.

- Hansen, P. ve Mladenović, N. (2001). Variable neighborhood search: Principles and applications. *European Journal of Operational Research*, 130(3), 449-467.
- Hansen, P. ve Mladenović, N. (2003). *A Tutorial on Variable Neighborhood Search*. Les Cahiers du GERAD, G-2003-46.
- Hansen, P., Mladenović, N. ve Perez-Brito, D. (2001). Variable Neighborhood Decomposition Search. *Journal of Heuristics*, 7, 335-350.
- Hansen, P., Mladenović, N., Todosijević, R. ve Hanafi, S. (2017). Variable neighborhood search: basics and variants. *EURO Journal on Computational Optimization*, 5(3), 423-454.
- Herdianto, B. ve Komarudin, (2021). Guided Clarke and Wright algorithm to solve large scale of capacitated vehicle routing problem, *2021 IEEE 8th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)*, 449-453.
- Ho, S. C. ve Haugland, D. (2004). A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with time windows and split deliveries. *Computers & Operations Research*, 31(12), 1947-1964.
- Hooker, J.N. (2006). *Foundations of Artificial Intelligence* (Second Edition). İngiltere: The MIT PRESS, 554-555.
- Hvattum, L.M. (2022). Adjusting the order crossover operator for capacitated vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*, 148, 1-8.
- İlhan, İ. (2021). An improved simulated annealing algorithm with crossover operator for capacitated vehicle routing problem, *Swarm and Evolutionary Computation*, 64, 1-15.
- Islam, M. Ghosh, S. ve Rahman, M. (2015). Solving capacitated vehicle routing problem by using heuristic approaches: A case study. *Journal of Modern Science and Technology*, 3(1), 135-146.
- Jarboui, B., Derbel, H., Hanafi, S. ve Mladenović, N. (2013). Variable neighborhood search for location routing. *Computers & Operations Research*, 40(1), 47-57.
- Jiang, H., Lu, M., Tian, Y., Qiu, J. ve Zhang, X. (2022). An evolutionary algorithm for solving Capacitated Vehicle Routing Problems by using local information. *Applied Soft Computing*, 117, 1-16.
- Jiaoman, D., Lei, L. ve Xiang, L. (Ekim, 2017). *Multilevel programming model for multiple depots capacitated vehicle routing problem with urban hazmat transportation*, 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 3614-3618.
- Jia-wen, L., Ling, W. ve En-da, J. (Temmuz, 2017). *A discrete fruit fly optimization algorithm for the capacitated vehicle routing problem*, 2017 36th Chinese Control Conference (CCC), 2744-2749.

- Jin, J., Crainic, T. G. ve Løkketangen, A. (2012). A parallel multi-neighborhood cooperative tabu search for capacitated vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 222(3), 441-451.
- Jitkongchuen, D., Pawapootanont, P. ve Thusaranon, P. (Mart, 2023). *Applying a saving algorithm for vehicle routing problems to optimize the maintenance route of the transmission station*, 2023 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (ECTI DAMT & NCON).
- Joshi, S. ve Kaur, S. (Mart, 2015). Nearest Neighbor Insertion Algorithm for solving capacitated vehicle routing problem, *2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, 86-88.
- Joubert, JW. ve Claasen, SJ. (2006). A sequential insertion heuristic for the initial solution to a constrained vehicle routing problem, *Orion*, 22(1). 105-116.
- Kalatzantonakis, P., Sifaleras, A. ve Samaras, N. (2023). A reinforcement learning-variable neighborhood search method for the capacitated vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 213, 1-17.
- Kalina, P., Vokřínek, J. ve Mařík, V. (2015). Agents Toward Vehicle Routing Problem With Time Windows. *Journal of Intelligent Transportation Systems Technology, Planning and Operations*, 19(1), 3-17.
- Karakatič, S. ve Podgorelec, V. (2015). A survey of genetic algorithms for solving multi depot vehicle routing problem. *Applied Soft Computing*, 27, 519-532.
- Karaoglan, İ., Altıparmak, F., Kara, İ. ve Dengiz, B. (2011). A branch and cut algorithm for the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery. *European Journal of Operational Research*, 211(2), 318-332.
- 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.
- Khairy, O.M., Shehata, O.M. ve Morgan, E.I. (Kasım, 2020). *Enhanced group teaching optimization algorithm for solving the capacitated vehicle routing problem*, 2020 8th International Conference on Control, Mechatronics and Automation (ICCMA), 222-226.
- Kır, S., Yazgan, H. R. ve Tüncel, E. (2017). A novel heuristic algorithm for capacitated vehicle routing problem. *Journal of Industrial Engineering International*, 13, 323-330.
- Koç, Ç. ve Laporte, G. (2018). Vehicle routing with backhauls: Review and research perspectives. *Computers & Operations Research*, 91, 79-91.
- Konstantakopoulos, G. D., Gayialis, S. P. ve Kechagias, E. P. (2022). Vehicle routing problem and related algorithms for logistics distribution: a literature review and classification. *Operational Research*, 22, 2033-2062.

- Kucharska, E. (2019). Dynamic vehicle routing problem—Predictive and unexpected customer availability. *Symmetry*, 11(4), 1-20
- Kuo, R.J. ve Zulvia, F.E. (Nisan, 2017). *Hybrid genetic ant colony optimization algorithm for capacitated vehicle routing problem with fuzzy demand - A case study on garbage collection system*, 2017 4th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA), 244-248.
- Kurniawan, R., Sulistiyo, M.D. ve Wulandari, G.S. (Kasım, 2015). *Genetic algorithm for capacitated vehicle routing problem with considering traffic density*, 2015 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI).
- Kytöjoki, J., Nuortio, T., Bräysy, O. ve Gendreau, M. (2007). An efficient variable neighborhood search heuristic for very large scale vehicle routing problems, *Computers & Operations Research*, 34(9), 2743-2757.
- Lan, S., Fan, W., Yang, S., Pardalos, P. M. ve Mladenovic, N. (2021). A survey on the applications of variable neighborhood search algorithm in healthcare management. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 89, 741-775.
- Laporte, G. (2007). What you should know about the vehicle routing problem. *Naval Research Logistics*, 54(8), 811-907.
- Laporte, G. ve Nobert, Y. (1987). Exact Algorithms for the Vehicle Routing Problem. *North-Holland Mathematics Studies*, 132, 147-184.
- Lin, S-W., Lee, Z-J., Ying, K-C. ve Lee, C-Y. (2009). Applying hybrid meta-heuristics for capacitated vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 36(2). 1505-1512.
- Li, Y. ve Fu, Y. (2022). *Improved symbiotic organisms search algorithm for capacitated vehicle routing problem*, 2022 2nd International Conference on Electrical Engineering and Mechatronics Technology (ICEEMT), 356-360.
- Liu, F., Lu, C., Gui, L., Zhang, Q., Tong, X. ve Yuan, M. (2023). Heuristics for Vehicle Routing Problem: A Survey and Recent Advances. *Artificial Intelligence*, 1-67.
- Marinakis, Y. (2012). Multiple phase neighborhood search-grasp for the capacitated vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 39(8), 6807-6815.
- Mingprasert, S. ve Masuchun, R. (Haziran, 2017). *Applied artificial bee colony algorithm for multiple capacitated vehicle routing problem: Case study of the plastic packaging industry*, 2017 14th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 270-273.
- Mingprasert, S. ve Masuchun, R. (Şubat, 2017). *Adaptive artificial bee colony algorithm for solving the capacitated vehicle routing problem*, 2017 9th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST), 23-27.

- Mladenović, N. ve Hansen, P. (1997). Variable neighborhood search. *Computers & Operations Research*, 24(11), 1097-1100.
- Mor, A. ve Speranza, M. G. (2022). Vehicle routing problems over time: a survey. *Annals of Operations Research*, 314, 255-275.
- Niu, M., Liu, R. ve Wang, H. (Haziran, 2021). A max-min ant system based on decomposition for the multi-depot cumulative capacitated vehicle routing problem, 2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 620-627.
- Peng, B., Zhang, Y., Gajpal, Y. ve Chen, X. (2019). A Memetic Algorithm for the Green Vehicle Routing Problem. *Sustainability*, 11(21), 1-20.
- Pétrowski, A. ve Ben-Hamida, S. (2017). *Evolutionary Algorithms*, Computer Engineering Series (Ninth Edition). Birleşik Krallık: Wiley-ISTE, 3.
- Praveen, V., Keerthika, Dr. P., Sivapriya, G., Sarankumar, A. ve Bhasker, B. (2022). Vehicle routing optimization problem: A study on capacitated vehicle routing problem. *Materialstoday: Proceedings*, 64(1), 670-674.
- Rabbouch, B., Saâdaoui, F. ve Mraïhi, R. (2020). Empirical-type simulated annealing for solving the capacitated vehicle routing problem. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 32(3), 437-452.
- Ralphs, T.K. (2003). Parallel branch and cut for capacitated vehicle routing, *Parallel Computing*, 29(5), 607-629.
- Rand, G. K. (2009). The life and times of the Savings Method for Vehicle Routing Problems. *Orion*, 25(2), 125-145.
- Reil, S., Bortfeldt, A. ve Mönch, L. (2018). Heuristics for vehicle routing problems with backhauls, time windows, and 3D loading constraints. *European Journal of Operational Research*, 266(3), 877-894.
- Ribeiro, C. C. ve Hansen, P. (2002). *Essays and Surveys in Metaheuristics*. New York: Springer Science and Business Media, 415.
- Romeo, F. ve Sangiovanni-Vincentelli, A. (1991). A theoretical framework for simulated annealing. *Algorithmica*, 6, 302-345.
- Russell, R. (2013). A constraint programming approach to designing a newspaper distribution system. *International Journal of Production Economics*, 145(1), 132-138.
- Sandhya ve Kumar, V. (2013). Issues in solving vehicle routing problem with time window and its variants using meta heuristics - A survey. *International Journal of Engineering and Technology*, 3(6), 668-672.
- Santos, M.J., Jorge, D., Ramos, T. ve Barbosa-Póvoa, A. (2023). Green reverse logistics: Exploring the vehicle routing problem with deliveries and pickups. *Omega*, 118, 1-29.

- Sbai, I., Krichen, S. ve Limam, O. (2020). Two meta-heuristics for solving the capacitated vehicle routing problem: the case of the Tunisian Post Office. *Operational Research*, 22, 507-549.
- Serna, M. D. A., Uran, C. A. S., Cortes, J. A. Z. ve Benitez, A. F. A. (2014). Vehicle Routing to Multiple Warehouses Using a Memetic Algorithm. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 160, 587-596.
- Shaw, P. (Ekim, 1998). *Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems*, International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming, 417-431.
- Sinruk, P. ve Tangmo, Y. (Nisan, 2017). *Heterogeneous fleet vehicle routing problem for retail construction material stores*, 2017 4th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA), 234-238.
- Sluijk, N., Florio, A. M., Kinable, J., Dellaert, N. ve Woensel, T.V. (2023). Two-echelon vehicle routing problems: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 304(3), 865-886.
- Smiti, N., Dhiaf, M.M., Jarboui, B. ve Hanafi, S. (2018). Skewed general variable neighborhood search for the cumulative capacitated vehicle routing problem, *International Transactions In Operational Research*, 27(1), 651-664.
- Song, L. ve Dong, Y. (Mart, 2018). *An improved differential evolution algorithm with local search for capacitated vehicle routing problem*, 2018 Tenth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI), 801-806.
- Song, M.P. ve Gu, G.C. (Ağustos, 2004). *Research on particle swarm optimization: a review*, Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2236-2241.
- Soysal, M., Bloemhof-Ruwaard, J. M. ve Bektaş, T. (2015). The time-dependent two-echelon capacitated vehicle routing problem with environmental considerations. *International Journal of Production Economics*, 164, 366-378.
- Sukhpal ve Kumar, K. (2023). Multi-trip multi-compartment vehicle routing problem with backhauls. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 1-18.
- Taheri, A., Ghezavati, V.R., Goudarzi, A. ve Taheri, P. (Ağustos, 2020). *A mathematical model for combined workforce and vehicle-route planning within a time window*, 2020 IEEE International Systems Conference (SysCon).
- Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: From Design to Implementation*. Amerika Birleşik Devletleri: John Wiley & Sons, Inc. 150.
- Tan, K. C., Lee, L. H., Zhu, Q. L. ve Ou, K. (2001). Heuristic methods for vehicle routing problem with time windows. *Artificial Intelligence in Engineering*, 15(3), 281-295.
- Tan, S-Y. ve Yeh, W-C. (2021). The vehicle routing problem: state-of-the-art classification and review. *Applied Sciences*, 11(21), 1-28.

- Theeb, N. A., Abu-Aleqa, M. ve Diabat, A. (2024). Multi-objective optimization of two-echelon vehicle routing problem: Vaccines distribution as a case study. *Computers & Industrial Engineering*, 187, 1-15.
- Tlili, T., Faiz, S. ve Krichen, S. (2014). A Hybrid Metaheuristic for the Distance-constrained Capacitated Vehicle Routing Problem, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 109, 779-783.
- Tlili, T., Krichen, S., Drira, G. ve Faiz, S. (2015). *On Solving the Multi-depot Vehicle Routing Problem*, Proceedings of 3rd International Conference on Advanced Computing, Networking and Informatics, 44, 103-108.
- Torres-Pérez, I., Rosete, A., Sosa-Gómez, G. ve Rojas, O. (2022). New heuristics for assigning in the multi-depot vehicle routing problem. *IFAC-PapersOnLine*, 55(10), 2228-2233.
- Toth, P. ve Vigo, D. (1998). *Exact solution of the vehicle routing problem*, Fleet Management and Logistics (First Edition). Hollanda: Kluwer Academic Publishers, 1.
- Vikhar, P. A. (Kasım, 2016). *Evolutionary algorithms: A critical review and its future prospects*, 2016 International Conference on Global Trends in Signal Processing, Information Computing and Communication (ICGTSPICC), 261-265.
- Wang, D., Tan, D. ve Liu, L. (2018). Particle swarm optimization algorithm: an overview. *Soft Computing*, 22, 387-408.
- Wang, K., Lan, S. ve Zhao, Y. (2017). A genetic-algorithm-based approach to the two-echelon capacitated vehicle routing problem with stochastic demands in logistics service. *Journal of the Operational Research Society*, 68(11), 1409-1421.
- Wang, X., Golden, B. ve Wasil, E. (2015). The min-max multi-depot vehicle routing problem: heuristics and computational results. *Journal of the Operational Research Society*, 66(9), 1430-1441.
- Wang, Y. (2021). Research review of green vehicle routing optimization. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 632, 1-5.
- Wang, Z., Li, J., Zhou, M. ve Fan, J. (Kasım, 2009). *Research in capacitated vehicle routing problem based on modified hybrid particle swarm optimization*, 2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, 289-293.
- Wedyan, A.F. ve Narayanan, A. (2014). *Solving capacitated vehicle routing problem using intelligent water drops algorithm*, 2014 10th International Conference on Natural Computation (ICNC), 469-474.
- Xia, M. (Kasım, 2009). *A modified ant colony algorithm with local search for capacitated vehicle routing problem*, 2009 Asia-Pacific Conference on Computational Intelligence and Industrial Applications (PACIIA), 84-87.

- Xiao, Y., Zhao, Q., Kaku, I. ve Mladenovic, N. (2014). Variable neighbourhood simulated annealing algorithm for capacitated vehicle routing problems. *Engineering Optimization*, 46(4), 562-579.
- Xinchao, Z. (2011). Simulated annealing algorithm with adaptive neighborhood. *Applied Soft Computing*, 11(2), 1827-1836.
- Yalcın, G. D. ve Erginel, N. (2015). Fuzzy multi-objective programming algorithm for vehicle routing problems with backhauls. *Expert Systems with Applications*, 42(13), 5632-5644.
- Yeh, C.C., Liu, D.Y. ve Liao, Y.K. (Temmuz, 2016). *Two-Stage iterated local search for solving capacitated vehicle routing problems*, 2016 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C), 45-48.
- Yeh, C-W. (Nisan, 2009). *Solving capacitated vehicle routing problem using DNA-based computation*, 2009 International Conference on Information Management and Engineering, 170-174.
- Yeun, L. C., Ismail, W. R., Omar, K. ve Zirour, M. (2008). Vehicle routing problem: models and solutions. *Journal of Quality Measurement and Analysis*, 4(1), 205-218.
- Zarei, A., Akbarzadeh-T. M.R. ve Gharehjanloo, M. (Ekim, 2012). *An improved electromagnetism-like mechanism for capacitated vehicle routing problem*, 2012 2nd International eConference on Computer and Knowledge Engineering (ICCCKE), 139-143.
- Zeng, Z., Xu, W. ve Xu, Z. (Kasım, 2013). *A two-phase hybrid heuristic for the two-echelon vehicle routing problem*, 2013 Chinese Automation Congress, 625-630.
- Zhang, H., Ge, H., Yang, J. ve Tong, Y. (2021). *Review of vehicle routing problems: Models, classification and solving algorithms*, Archives of Computational Methods in Engineering, 29, 195-221.
- Zhang, S.Z. ve Lee C.K.M. (Ekim, 2015). *An improved artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem*, 2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2124-2128.
- Zheng, K., Lu, Z. ve Sun, X. (Şubat, 2010). *An effective parallel improving tabu search algorithm for Heterogeneous Fixed Fleet Vehicle Routing Problem*, 2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE), 42-46.
- Zhong, X., Jiang, S. ve Song, H. (Temmuz, 2017). *ABCGA Algorithm for the two echelon vehicle routing problem*, 2017 IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC), 301-308.

EKLER

EK-1. 24 müşteri için müşteriler arası mesafeler

c_i	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12	M13	M14	M15	M16	M17	M18	M19	M20	M21	M22	M23	M24
M0	0	350	2700	150	50	400	200	1400	2200	6900	4500	450	1400	1600	3200	3250	3300	4400	3500	8700	1100	10400	10500	11100	12000
M1	350	0	2100	250	350	700	500	2500	2400	6700	4800	750	1100	1800	1700	1750	1800	4700	3800	8800	1400	10700	10800	11400	12300
M2	2700	2100	0	3300	2750	3000	2800	3900	3700	5100	4100	2900	3200	4100	4100	4150	4200	5400	3600	8100	4700	9700	9800	10400	11300
M3	150	250	3300	0	150	500	290	2100	2400	6800	2600	500	1500	1700	2200	2250	2300	4400	3600	8800	1200	10400	10600	11200	12100
M4	50	350	2750	150	0	350	150	2000	2900	6800	2500	500	1400	1600	3250	3300	3350	4450	3550	8750	1050	10450	10550	11150	12050
M5	400	700	3000	500	350	0	600	1100	2600	6300	1500	51	1600	1900	3400	3450	3500	4000	3100	8300	1600	10400	10600	11200	12000
M6	200	500	2800	290	150	600	0	1600	1900	6100	2000	650	1000	1300	3400	3450	3500	4600	3700	8900	900	10600	10700	11300	12200
M7	1400	2500	3900	2100	2000	1100	1600	0	3000	7400	500	1200	2200	1900	5200	5250	5300	6400	5500	11000	700	11700	13100	12000	13300
M8	2200	2400	3700	2400	2900	2600	1900	3000	0	4800	3600	2600	950	1400	750	800	850	6400	5500	9200	2400	11400	11600	12200	13000
M9	6900	6700	5100	6800	6800	6300	6100	7400	4800	0	7400	6200	5300	5800	6400	6450	6500	8200	8900	11000	7500	12600	12800	13400	14300
M10	4500	4800	4100	2600	2500	1500	2000	500	3600	7400	0	1600	2700	2400	2600	2650	2700	4800	3900	9100	1300	10600	10800	11400	12300
M11	450	750	2900	500	500	51	650	1200	2600	6200	1600	0	1600	2000	3000	3050	3100	3900	3100	8200	1700	10400	10600	11200	12000
M12	1400	1100	3200	1500	1400	1600	1000	2200	950	5300	2700	1600	0	900	750	800	850	6100	4900	8900	1500	10700	10900	14100	12400
M13	1600	1800	4100	1700	1600	1900	1300	1900	1400	5800	2400	2000	900	0	800	850	900	6000	5100	10000	1300	12000	12200	12600	14400
M14	3200	1700	4100	2200	3250	3400	3400	5200	750	6400	2600	3000	750	800	0	50	100	7000	6100	9900	3300	11900	12100	12700	13800
M15	3250	1750	4150	2250	3300	3450	3450	5250	800	6450	2650	3050	800	850	50	0	50	7050	6150	9950	3350	11950	12150	12750	13850
M16	3300	1800	4200	2300	3350	3500	3500	5300	850	6500	2700	3100	850	900	100	50	0	7100	6200	10000	3400	12000	12200	12800	13900
M17	4400	4700	5400	4400	4450	4000	4600	6400	6400	8200	4800	3900	6100	6000	7000	7050	7100	0	900	4200	5700	6000	6200	6800	7600
M18	3500	3800	3600	3600	3550	3100	3700	5500	5500	8900	3900	3100	4900	5100	6100	6150	6200	900	0	5200	4800	6900	7100	7700	8500
M19	8700	8800	8100	8800	8750	8300	8900	11000	9200	11000	9100	8200	8900	10000	9900	9950	10000	4200	5200	0	10000	2500	2100	4000	3600
M20	1100	1400	4700	1200	1050	1600	900	700	2400	7500	1300	1700	1500	1300	3300	3350	3400	5700	4800	10000	0	11700	11900	13500	13400
M21	10400	10700	9700	10400	10450	10400	10600	11700	11400	12600	10600	10400	10700	12000	11900	11950	12000	6900	6900	2500	11700	0	550	1300	1800
M22	10500	10800	9800	10600	10550	10600	10700	13100	11600	12800	10800	10650	10900	12200	12100	12150	12200	6200	7100	2100	11900	550	0	1800	1500
M23	11100	11400	10400	11200	11150	11200	11300	12000	12200	13400	11400	11200	14100	12600	12700	12750	12800	6800	7700	4000	13500	1300	1800	0	3800
M24	12000	12300	11300	12100	12050	12000	12200	13300	13000	14300	12300	12000	12400	14400	13800	13850	13900	7600	8500	3600	13400	1800	1500	3800	0

Şekil 1.1. 24 müşteri için müşteriler arası mesafeler (m)

EK-2. 30 müşteri için müşteriler arası mesafeler

c _i	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12	M13	M14	M15	M16	M17	M18	M19	M20	M21	M22	M23	M24	M25	M26	M27	M28	M29	M30	
M0	0	300	2700	100	50	400	200	1400	2200	6900	4500	450	1400	1600	3200	3250	3300	4400	3500	8700	8700	1100	400	550	1300	1600	6600	5200	5500	4100	3700	4200
M1	350	0	2100	220	350	700	500	2500	2400	6700	4800	750	1100	1800	1700	1750	1800	4700	3800	8800	1400	700	800	1000	1200	6300	5000	5200	2800	3400	4000	
M2	2700	2100	0	3300	3450	3000	2800	3900	3700	5100	4100	2900	3200	4100	4100	4150	4200	5400	3600	8100	4700	3500	3400	2600	2300	2900	2000	2700	2200	2500	950	
M3	150	250	3300	0	100	500	290	2100	2400	6800	2600	500	1500	1700	2200	2250	2300	4400	3600	8800	1200	500	600	1200	1300	6500	5200	5400	4000	3600	4200	
M4	50	350	2750	150	0	450	150	2000	2900	6800	2500	500	1400	1600	3250	3300	3350	4450	3550	8750	1050	350	600	1300	1500	6600	5300	5500	4200	3700	4300	
M5	400	700	3000	500	350	0	600	1100	2600	6300	1500	50	1600	1900	3400	3450	3500	4600	3100	8300	1600	850	150	1200	1800	6300	5500	5800	4500	4000	4400	
M6	200	500	2800	290	150	600	0	1600	1900	6100	2000	650	1000	1300	3400	3450	3500	4600	3700	8900	900	210	750	1500	1300	2300	5200	5400	4000	3600	4200	
M7	1400	2500	3900	2100	2000	1100	1600	0	3000	7400	500	1200	2200	1900	5200	5250	5300	6400	5500	11000	700	1500	1300	2300	2600	7400	6400	6500	5200	4700	5400	
M8	2200	2400	3700	2400	2900	2600	1900	3000	0	4800	3600	2600	950	1400	750	800	850	6400	5500	9200	2400	1800	2600	2100	1100	5900	3700	3800	2500	1700	3000	
M9	6900	6700	5100	6800	6800	6300	6100	7400	4800	0	7400	6200	5300	5800	6400	6450	6500	8200	8900	11000	7500	6000	6200	5400	4700	2800	1300	1800	2500	3100	1800	
M10	4500	4800	4100	2600	2500	1500	2000	500	3600	7400	0	1600	2700	2400	2600	2650	2700	4800	3900	9100	1300	1500	950	1800	2500	6900	6200	6500	5200	4700	5000	
M11	450	750	2900	500	500	51	650	1200	2600	6200	1600	0	1600	2000	3000	3050	3100	3900	3100	8200	1700	850	100	1100	1800	6200	5500	5800	4500	4100	4300	
M12	1400	1100	3200	1500	1400	1600	1000	2200	950	5300	2700	1600	0	900	750	800	850	6100	4900	8900	1500	900	1700	1600	650	5800	4300	4400	3100	2600	3300	
M13	1600	1800	4100	1700	1600	1900	1300	1900	1400	5800	2400	2000	900	0	800	850	900	6000	5100	10000	1300	1100	2000	2500	1500	6700	4800	4900	3600	3100	3800	
M14	3200	1700	4100	2200	3250	3400	3400	5200	750	6400	2600	3000	750	800	0	50	100	7000	6100	9900	3300	1200	2200	2400	1400	6400	4200	4300	3000	2300	3500	
M15	3250	1750	4150	2250	3300	3450	3450	5250	800	6450	2650	3050	800	850	50	0	50	7050	6150	9950	3350	1250	2250	2450	1450	6450	4250	4350	3050	2350	3550	
M16	3300	1800	4200	2300	3350	3500	3500	5300	850	6500	2700	3100	850	900	100	50	0	7100	6200	10000	3400	1300	2300	2500	1500	6500	4300	4400	3100	2400	3600	
M17	4400	4700	5400	4400	4450	4000	4600	6400	8200	4800	3900	3100	6100	6000	7000	7050	7100	0	900	4200	5700	4800	3900	4500	5400	7800	7000	7700	6700	6500	5900	
M18	3500	3800	3600	3600	3550	3100	3700	5500	8900	3900	3100	4900	5100	6100	6150	6200	900	0	5200	4800	3900	3000	3600	4600	8600	7900	8500	7200	6700	6800		
M19	8700	8800	8100	8800	8750	8300	8900	11000	9200	11000	9100	8200	8900	10000	9900	9950	10000	4200	5200	0	10000	4800	7600	7700	8000	8500	9600	10300	9200	9100	8500	
M20	1100	1400	4700	1200	1050	1600	900	700	2400	7500	1300	1700	1500	1300	3300	3350	3400	5700	4800	10000	0	800	1600	2300	7100	5700	5800	4500	4000	4700		
M21	400	700	3500	500	350	850	210	1500	1800	6000	1500	850	900	1100	1200	1250	1300	4800	3900	8500	800	0	80	950	1700	1400	6400	5100	5200	3900	3400	
M22	550	800	3400	600	600	150	750	2300	2600	6200	950	100	1700	2000	2200	2250	2300	3900	3000	7700	1600	80	0	1100	1800	6200	5100	5800	4500	4100	4300	
M23	1300	1000	2600	1200	1300	1200	1500	2300	2100	5400	1800	1100	1600	2500	2400	2450	2500	4500	3600	7700	2300	950	1100	0	1200	5400	5400	5100	3800	3300	3500	
M24	1600	1200	2300	1300	1500	1800	1300	2600	1100	4700	2500	1800	650	1500	1400	1450	1500	5400	4600	8000	2000	1700	1800	1200	0	5100	4700	4000	2700	2200	2900	
M25	6600	6300	2900	6500	6600	6300	6500	7400	5900	2800	6900	6200	5800	6700	6400	6450	6500	7800	8600	8500	7100	1400	6200	5400	5100	0	3800	4300	4100	4700	2900	
M26	5200	5000	2000	5200	5300	5500	5200	6400	3700	1300	6200	4300	4800	4200	4250	4300	4400	7000	7900	9600	5700	6400	5100	5400	4700	3800	0	750	1300	1900	1100	
M27	5500	5200	2700	5400	5500	5800	5400	6500	3800	1800	6500	5800	4400	4900	4300	4350	4400	7700	8300	10300	5800	5100	5800	5100	4000	4300	750	0	1400	2100	1900	
M28	4100	2800	2200	4000	4200	4500	4000	5200	2500	5200	4500	3100	3600	3000	3050	3100	6700	7200	7200	9200	4500	4500	3800	2700	4100	1300	1400	0	750	1400		
M29	3700	3400	2500	3600	3700	4000	3600	4700	3100	4700	4100	2600	3100	2300	2350	2400	6500	6700	9100	4000	3900	4100	3300	2200	4700	1900	2100	750	0	2000		
M30	4200	4000	950	4200	4300	4400	4200	5400	3000	1800	5000	4300	3300	3800	3500	3550	3600	5900	6800	8500	4700	3400	4300	3500	2800	2900	1100	1900	1400	2000	0	

Şekil 1.2. 30 müşteri için müşteriler arası mesafeler (m)



Gazili olmak ayrıcalıktır