

**T.C.  
PAMUKKALE ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**EŞ ZAMANLI TOPLA DAĞIT ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ  
İÇİN KARINCA KOLONİ SİSTEMİ İLE GÜÇLENDİRİLMİŞ  
DEĞİŞKEN KOMŞULUK ARAMA ALGORİTMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**CAN KAYA**

**DENİZLİ, HAZİRAN - 2017**

**T.C.  
PAMUKKALE ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**



**EŞ ZAMANLI TOPLA DAĞIT ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ  
İÇİN KARINCA KOLONİ SİSTEMİ İLE GÜÇLENDİRİLMİŞ  
DEĞİŞKEN KOMŞULUK ARAMA ALGORİTMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**CAN KAYA**

**DENİZLİ, HAZİRAN - 2017**

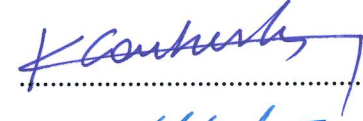
## KABUL VE ONAY SAYFASI

Can Kaya tarafından hazırlanan “Eş Zamanlı Topla Dağıt Araç Rotalama Problemi İçin Karınca Koloni Sistemi İle Güçlendirilmiş Değişken Komşuluk Arama Algoritması” adlı tez çalışmasının savunma sınavı 01.06.2017 tarihinde yapılmış olup aşağıda verilen jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Danışman  
Yrd. Doç. Dr. Can Berk Kalaycı



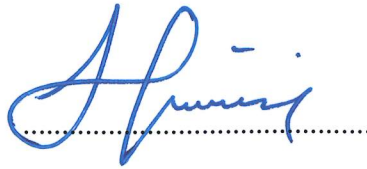
Üye  
Yrd. Doç. Dr. Olcay Polat



Üye  
Yrd. Doç. Dr. Eren Özceylan



Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 07/06/2017 tarih ve 22/31 sayılı kararıyla onaylanmıştır.



Prof. Dr. Uğur YÜCEL

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

**Bu tez çalışması Pamukkale Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından 2015FBE023 nolu proje ile desteklenmiştir.**

**Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, arařtırmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bilimsel etięe ve akademik kurallara özenle riayet edildiđini; bu alıřmanın dođrudan birincil ürünü olmayan bulguların, verilerin ve materyallerin bilimsel etięe uygun olarak kaynak gösterildiđini ve alıntı yapılan alıřmalara atfedildiđine beyan ederim.**

**CAN KAYA**



## ÖZET

### EŞ ZAMANLI TOPLA DAĞIT ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ İÇİN KARINCA KOLONİ SİSTEMİ İLE GÜÇLENDİRİLMİŞ DEĞİŞKEN KOMŞULUK ARAMA ALGORİTMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

CAN KAYA

PAMUKKALE ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI  
(TEZ DANIŞMANI:YRD. DOÇ. DR. CAN BERK KALAYCI)

DENİZLİ, HAZİRAN - 2017

Lojistik pazarı hızla büyüdüğü için, optimizasyon motoru olarak entegre edilen yazılım bileşenleri olan araç rotalama probleminin kullanımını harekete geçiren rotalama sistemleri optimizasyonu temel amaçtır. Rotalama optimizasyonunun önemli bir kilit faktörü, kaliteye karşı tepki zaman performansdır. Daha güçlü çözümlene algoritmaları ile daha kısa zamanda daha etkili otomasyon süreçleri elde edilebilir. Bu tezin amacı, toplam kat edilen mesafenin minimize edilmesi ile birlikte araç kapasite kısıtlılığını gidermeyi amaçlayarak topla ve dağıt operasyonlarının eş zamanlı olarak kullanıldığı gerçek uygulamalarda ortaya çıkan temel Araç Rotalama Problemi'nin (ARP) popüler bir uzantısı olan Eş Zamanlı Topla Dağıt Araç Rotalama Problemi'ni (ETDARP) çözmektir. Problem NP-Zor olarak bilindiği için Karınca Koloni Sistemi (KKS) ile Değişken Komşuluk Araması'na (DKA) dayanan melez bir metasezgisel algoritma çözümü geliştirilmiştir. DKA yoğun yerel arama sunan güçlü bir optimizasyon algoritmasıdır. Bununla birlikte, hafıza yapısı bulunmamaktadır. Bu zayıflık KKS'nin uzun süreli hafıza yapısını kullanılarak minimize edilebilir ve bu şekilde algoritmanın genel performansı artırılabilir. Önerilen algoritmada, yerel optimumdan ileri gitmek ve daha çok alan keşfetmek için, karınca yerine DKA kenarlardan feromon salgılayan, karıncalar bu feromon bilgisini kullanarak entegre algoritma için pertürbasyon mekanizması sağlar. Önerilen KKS ile güçlendirilmiş DKA algoritmasının performansı, ETDARP açık literatüründe kıyaslama amacıyla alınan kıyaslama test problemleri ile incelenmiştir. Kıyaslama veri setlerinde, daha kısa sürede sunulan daha iyi sonuçlar, iyi bir performans göstergesi olduğu için geliştirilen yaklaşımın hem çözüm kalitesi hem de CPU süresinde güçlü ve etkili olduğu sayısal sonuçlar ile kanıtlanmıştır.

**ANAHTAR KELİMELER:**Araç Rotalama Problemi, Eşzamanlı Topla Dağıt, Zaman Kısıtı, Karınca Koloni Sistemi, Değişken Komşuluk Arama, Metasezgisel

## **ABSTRACT**

### **AN ANT COLONY SYSTEM EMPOWERED VARIABLE NEIGHBORHOOD SEARCH ALGORITHM FOR THE VEHICLE ROUTING PROBLEM WITH SIMULTANEOUS PICKUP AND DELIVERY**

**MSC THESIS  
CAN KAYA**

**PAMUKKALE UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE  
INDUSTRIAL ENGINEERING**

**(SUPERVISOR:ASIST. PROF. DR. CAN BERK KALAYCI)**

**DENİZLİ, JUNE 2017**

Since the logistics market is growing rapidly, the optimization of routing systems is of primary concern that motivates the use of vehicle routing problem (VRP) solvers as software components integrated as an optimization engine. A critical success factor of routing optimization is quality vs. response time performance. Less time-consuming and more efficient automated processes can be achieved by employing stronger solution algorithms. This thesis aims to solve the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery (VRPSPD) which is a popular extension of the basic Vehicle Routing Problem arising in real world applications where pickup and delivery operations are simultaneously taken into account to satisfy the vehicle capacity constraint with the objective of total travelled distance minimization. Since the problem is known to be NP-hard, a hybrid metaheuristic algorithm based on an ant colony system (ACS) and a variable neighborhood search (VNS) is developed for its solution. VNS is a powerful optimization algorithm that provides intensive local search. However, it lacks a memory structure. This weakness can be minimized by utilizing long term memory structure of ACS and hence the overall performance of the algorithm can be boosted. In the proposed algorithm, instead of ants, VNS releases pheromones on the edges while ants provide a perturbation mechanism for the integrated algorithm using the pheromone information in order to explore search space further and jump from local optima. The performance of the proposed ACS empowered VNS algorithm is studied on well-known benchmarks test problems taken from the open literature of VRPSPD for comparison purposes. Numerical results confirm that the developed approach is robust and very efficient in terms of both solution quality and CPU time since better results provided in a shorter time on benchmark data sets is a good performance indicator.

**KEYWORDS:** Vehicle routing problem, simultaneous pickup and delivery, time limit, ant colony system, variable neighborhood search, metaheuristics

# İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET.....	i
ABSTRACT .....	ii
İÇİNDEKİLER.....	iii
ŞEKİL LİSTESİ.....	iv
TABLO LİSTESİ.....	v
SEMBOL LİSTESİ.....	vi
KISALTMA LİSTESİ .....	vii
ÖNSÖZ.....	viii
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI.....	3
3. NOTASYON.....	13
4. MATEMATİKSEL MODEL .....	15
5. KARINCA KOLONİ SİSTEMİ VE DEĞİŞKEN KOMŞULUK ARAMA	18
5.1 Karınca Koloni Sistemi (KKS).....	18
5.2 Değişken Komşuluk Arama .....	19
5.3 KKS Ve DKA' nın Melezleştirilmesi .....	20
6. ÖNERİLEN ALGORİTMA.....	22
6.1 Çözüm Gösterimi.....	22
6.2 Başlangıç Çözümü Oluşturma .....	22
6.3 DKA İle Yinelemeli Yerel Arama .....	23
6.4 Komşuluk Yapıları.....	24
6.5 Feromon Güncelleme Kuralı ve Dağıtım Mekanizması .....	25
6.6 Önerilen Karınca Koloni Sistemi İle Güçlendirilmiş Değişken Komşuluk Arama Algoritması (KKSGDKA).....	26
7. YÖNTEM .....	28
7.1 Uygulama .....	28
7.2 Test Problemleri .....	28
7.3 Parametre Düzenlemeleri .....	29
7.4 Hesaplama Sonuçları .....	30
7.4.1 Dethloff (2011) Veri Seti İçin KKSGDKA Sonuçları .....	30
7.4.2 Salhi ve Nagy(1999) Veri Seti İçin KKSGDKA Sonuçları.....	33
8. SONUÇ VE ÖNERİLER .....	37
9. KAYNAKLAR .....	40
10. ÖZGEÇMİŞ.....	45



## ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 5.1: DKA Algoritmasının Adımları .....	20
Şekil 6.2: Bir Temsili ARP Çözümü .....	22
Şekil 6.3: DKA Prosedürü.....	23
Şekil 6.4: Karınca Kolonisi Sistemi İle Güçlendirilmiş Değişken Komşuluk Arama Algoritması .....	27

## TABLO LİSTESİ

### Sayfa

Tablo 2.1 ETDARP İçin Literatür Özeti.....	7
Tablo 2.2: ETDARP Çözmek İçin Geliştirilen Metasezgisel Stratejilere Nicel Bakış .....	9
Tablo 2.3: EDTARP Çözümleri İçin Önerilen Metasezgisel Algoritmaların Anahtar Stratejileri Ve Algoritmik Özellikleri.....	11
Tablo 4.4: ETDARP İçin Matematiksel Model.....	16
Tablo 5.5: KKS Ve DKA'nın Avantajları Ve Dezavantajları.....	21
Tablo 6.6: Dağıtım Adımında Çalışan Rota-İçi Yapılar .....	25
Tablo 6.7: Yerel Arama Safhasında Çalışan Rota-İçi Ve Rota-Arası Yapılar ..	25
Tablo 7.8: Önerilen Algoritma İle Parametre Düzenlemeleri Özeti.....	30
Tablo 7.9: Dethloff's (2001) Data Seti İçin Hesaplama Sonuçları.....	32
Tablo 7.10: CPU Performans Karşılaştırması .....	33
Tablo 7.11: Salhi ve Nagy'nin(1999) Data Setinde KKSDKA, KKS ve DTDKA Karşılaştırması.....	35
Tablo 7.12: Salhi ve Nagy'nin (1999) Veri Seti İçin Hesaplama Sonuçları .....	36
Tablo 8.13: Önerilen Çözümün Güçlü ve Zayıf Yönleri .....	38

## SEMBOL LİSTESİ

- q<sub>0</sub>** : Karınca Koloni Kural Uygulama Parametresi  
**β** : Feromon Ve Sezgisel Bilginin Göreceli Deęerini Belirleyen Parametre  
**ρ** : Feromon Azalış Parametresi  
**ilimit** : Daęıtım Mekanizması İçin KKS Prosedürü Toplanıncaya Kadar DKA Bekletme İçin Yineleme Sayısı

## KISALTMA LİSTESİ

<b>ARP</b>	:	Araç Rotalama Problemi
<b>EDTARP</b>	:	Eş Zamanlı Dağıt Topla Araç Rotalama Problemi
<b>KKS</b>	:	Karınca Koloni Sistemi
<b>DKA</b>	:	Değişken Komşuluk Arama
<b>ZKEDTARP</b>	:	Zaman Kısıtlı Eş Zamanlı Dağıt Topla Araç Rotalama Problemi
<b>K</b>	:	Kesin
<b>S</b>	:	Sezgisel
<b>TÇTM</b>	:	Tek Çözüm Temelli Metasezgisel
<b>PTM</b>	:	Popülasyon Temelli Metasezgisel
<b>ETS</b>	:	Ekleme Temelli Sezgisel
<b>KS</b>	:	Komposit Sezgisel
<b>TADKA</b>	:	Tabu Arama ve Değişken Komşuluk Azaltma
<b>DKA</b>	:	Değişken Komşuluk Azaltma
<b>DFA</b>	:	Dal Fiyat Algoritması
<b>TA</b>	:	Tabu Arama
<b>BKA</b>	:	Büyük Komşuluk Arama
<b>PSO</b>	:	Parçacık Sürü Optimizasyonu
<b>RTA</b>	:	Reaktif Tabu Arama
<b>TARYA</b>	:	Tabu Arama ve Rehberli Yerel Arama
<b>RYA</b>	:	Rehberli Yerel Arama
<b>KTKA</b>	:	Kazanç Temelli Karınca Algoritması
<b>DUKA</b>	:	Değişken Uzunluklu Kemik Algoritması
<b>PYYA</b>	:	Paralel Yineleyen Yerel Arama
<b>DKSA</b>	:	Dal Kesme Algoritması
<b>YYA</b>	:	Yineleyen Yerel Arama
<b>GA</b>	:	Genetik Algoritma
<b>DSÖA</b>	:	Dal Sınır ve Ödül Algoritması
<b>MPSO</b>	:	Melez Parçacık Sürü Optimizasyonu
<b>DTDKA</b>	:	Dağıtım Temelli Değişken Komşuluk Arama
<b>AYA</b>	:	Adaptif Yerel Arama
<b>YYAAKS</b>	:	Yinelenen Yerel Arama Adaptif Komşuluk Seçimi
<b>KKSGDKA</b>	:	Karınca Koloni Sistemi İle Güçlendirilmiş Değişken Komşuluk Arama

## ÖNSÖZ

Yüksek Lisans Eğitimimde ve Tez çalışmalarında bana yol gösteren Tez Danışmanım Yrd. Doç. Dr. Can Berk Kalaycı'ya

Desteğini hiç esirgemeyen ve her zaman beni cesaretlendirilen sevgili eşim Özge Kaya'ya

Eğitim hayatım boyunca her zaman yönlendiren tüm imkanlarını seferber ederek bugünlere gelmemi sağlayan, Emekli Matematik Öğretmeni merhum değerli annem Nesrin Kaya ve Emekli Beden Eğitimi Öğretmeni olan değerli babam Ali Kaya'ya teşekkür ve saygılarımı sunarım.

## 1. GİRİŞ

Gerçek uygulamalarda ortaya çıkan araç rotalama problemi (ARP) varyasyonları karar desteği için yüksek kaliteli yazılım araçları ve geliştirilmiş otomasyon gerektirdiği için oldukça karışık kombinasyon optimizasyonu problemleri olarak düşünülür, nitekim insan planlaması pek çok uygulama için yetersizdir ve değerli insan kaynaklarının meşgul edilmesi istenmez. Bilgisayarlı planlama yalnızca hata riskini azaltmaz, aynı zamanda ulaşım kaynaklarının verimli kullanımını geliştirir ve manuel planlamaya kıyasla daha etkili planlama süreci sunar. Etkinlik ve sürdürülebilirliğin önemi arttıkça, uzman ve akıllı yazılım sistemlerine entegre edilen yüksek performanslı problem çözümler ve güçlü bilgisayarların kombinasyonu ile önemli maliyet avantajı ve çevresel faydaya hizmet eden kaynakların etkili kullanımı elde edilebilir. Mükemmel problem çözümlerinin kilit gücü yüksek tasarruf ile birlikte daha iyi çözümler sağlayan daha iyi optimizasyon performansına dayanmaktadır. Gereksinimler ve günümüzün optimizasyon tabanlı karar destek sistemlerinin performansı arasında oldukça fark bulunmaktadır. Geleceğin gelişen optimizasyon teknolojisinin daha komplike ve büyük ölçekli gerçek hayat örnekleri için bile yüksek kaliteli ve uygulanabilir çözümler bulmakta önemli paya sahip geliştirilmiş çözüm algoritmaları ile zenginleştirilmesi söz konusudur.

Günümüzün rekabet ortamında, şirketler ayakta kalmak için verecekleri kararları her açıdan optimize etmek zorundadır. Lojistik sistemlerin optimizasyonu, indirgenmiş ulaşım maliyetleri, artırılmış servis kalitesinin yanı sıra çevre korunmasına da hizmet ettiği için bütün şirketlerin ortak ve birincil problemidir. Bu optimizasyon sürecindeki en kritik adımlardan biri Dantzig ve Ramser (1959) tarafından tanımlanan ve belirli sayıdaki müşteriye araçlarla yükleme ve boşaltma gibi hizmetleri vermek için oluşturulan optimum rotalar kümesi ile ilgilenen araç rotalama problemidir. Literatürde, NP-Zor problem sınıfına ARP ve çeşitli türevlerini çözmek için bir çok sezgisel algoritma önerilmiştir. Bu algoritmalar arasında, Karınca Koloni Sistemi (KKS) ile Değişken Komşuluk Arama (DKA)

algoritmaları performanslarıyla dikkat çekmektedir. Dağıtılmış uzun dönem hafıza yapısı ile güçlü bir optimizasyon tekniği olan KKS, etkin sonuçlar elde edebilmek için içerisinde yerel arama prosedürlerine ihtiyaç duymaktadır. DKA ise, probleme uygun komşuluk yapıları ile sistematik yerel arama yapan güçlü bir algoritmadır. DKA'nın en zayıf noktası, bir hafıza yapısının olmamasıdır. Bu çalışmada, KKS ve DKA algoritmalarının birbirlerinin zayıf noktalarını kapatarak performanslarını artırmak fikri üzerine odaklanılmıştır. Literatürde bu iki tekniği kapsayan melez algoritmalar incelendiğinde, yerel arama algoritmalarının KKS algoritmasının gövdesi içerisinde alt prosedür olarak uygulandığı gözlemlenmiştir. Ancak, bu çalışmada tam aksine, KKS algoritması DKA algoritmasının gövdesi içerisinde hafıza mekanizması sağlamak için bir alt prosedür olarak görev yapmaktadır. Önerilen KKS ile güçlendirilmiş değişen komşuluk arama algoritmasında, karıncalar yerine DKA komşuluk yapıları arklar üzerine feromon bırakmakta, KKS ise DKA algoritmasına bir dağıtım mekanizması sağlamaktadır. Böylece, yerel en iyi çözümden kurtularak çözüm uzayını daha etkin taramak hedeflenmiştir. Önerilen algoritma, ARP bir türevi olan ETDARP deney setlerinde test edilmiş ve başarılı sonuçlar alınmıştır.

Bu tez aşağıdaki gibi organize edilmiştir. Bölüm 2 de Literatür araştırması, bölüm 3 de çalışmada kullanılan Notasyon verilmiştir. Bölüm 4 de matematiksel formül gösterilmiştir. Bölüm 5'de iki başarılı metasezgiselliğin birleştirilerek melez bir yaklaşımın geliştirilmesi fikri sunulmuştur. Önerilen algoritmanın detayları bölüm 6' te verilmiştir. Bölüm 7' de algoritma karşılaştırmalı veri seti için uyarlanmış ve sayısal sonuçlar raporlanmıştır. Bölüm 8'de önerilen algoritmanın avantajlarını ve limitlerini karşılaştırır ve deneysel sonuçlara dayanan sonuçları içerir ve tezin katkısı tartışılır ve gelecek araştırmalar ile birlikte sonuçlandırılır.

## 2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Günümüzün rekabet ortamında, şirketler ayakta kalmak için verecekleri kararları her açıdan optimize etmek zorundalar. Lojistik sistemleri optimizasyonu, yalnızca taşıma maliyetlerini azaltmak için değil aynı zamanda servis kalitesini artırmak ve çevreyi korumak için önemli olduğundan pek çok şirket için başlıca önem arz eden konularıdır. Dantzig ve Ramser (1959) tarafından ortaya atılan ARP bu optimizasyonun kritik bir adımıdır. ARP müşterilere belirli bir seri ile hizmet sunulması için araç filosunun izlediği optimal rota ile ilgilidir. ARP'nin genişletilmiş bir versiyonu olan Eş Zamanlı Topla Dağıt Araç Rotalama Problemi (ETDARP) Min (1989) tarafından önerilmiştir ve eşzamanlı olarak dağıt ve topla taleplerini karşılanması amaçlanmıştır. Bu sebepten araçların rota içindeki dolulukları değişir ve uygun çözüm kontrolünü zorlaştırmaktadır. Bu nedenle rota üzerindeki her noktadan sonra araç kapasitesi kontrol edilmeli ki böylece araç kapasitesi aşılamaz. Meşrubat sektörü, dolu olan şişelerin müşterilere teslimi ve boş şişelerin geri toplanması aynı araç tarafından gerçekleştirildiği için bu probleme iyi bir örnektir. ETDARP'nin bir uzantısı olan, zaman kısıtlı eş zamanlı topla dağıt araç rotalama problemi (ZKETDARP), rotayı dolaşacak araçların tekrar ana depoya dönmeleri için bir zaman kısıtı içerir. Taşıma esnasında taşınan malzeme bozulmadan ulaşması için bir zaman limiti olduğundan, bir gerçek hayat örneği süt taşımada meydana gelir. ETDARP ve ZKETDARP'nin matematiksel formülleri sırası ile Alfredo Tang Montané ve Galvão (2006) , Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup>) çalışmalarında bulunabilir.

ETDARP problemi Min (1989) tarafından ortaya atıldığında bir küçük boyutlu kitap taşıma vakası üzerine çalışılmıştır. Bu problemde bir merkez kütüphane ve yirmi iki yerel kütüphane arasında kitap dağıtma, toplama operasyonlarını içerir ve bu problem üzerine çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Literatürdeki bu çalışmalar kesin, sezgisel tek çözüm temelli ve popülasyon temelli metasezgisel olarak sınıflandırılabilir.



Ana problem NP-Zor bir problem olduđu bilindiđinden, çok az sayıda kesin yaklaşım geliştirilmiştir. İlk kesin çözüm metodolojisi, dal-sınır yaklaşımı temelli kesin dinamik programlama ve konum uzayı gevşetme prosedürü ile Dell'Amico ve diğ. (2006) tarafından geliştirilmiştir ve sadece 40 müşteriye kadar, hesaplama zamanı yüksek olmasına rağmen optimal çözebilmektedir. Diğer kesin çözüm yaklaşımları, dal ve kesme temelli algoritma Subramanian ve diğ (2011) ve dal-sınır ve kesme temelli algoritma Subramanian ve diğ. (2013) 100 müşteriye kadar problemi çözebilmektedirler. Kesin çözüm metodolojileri optimal çözümlerin kanıtlanmasına ve iyi bilinen veri setleri için alt sınırlar yaratmasına rağmen, problem boyutu arttığında hesaplama karmaşıklığı da arttığından Tovey (2002) kesin çözüm algoritmaları büyük boyutlu problemleri kabul edilebilir zaman içerisinde çözemeyebilir. Bu sebepten, çözüm metodolojisi için çoğunlukla sezgisel ve meta sezgisel yöntemler geliştirilmiştir.

Dethloff (2001) ETDARP için bir matematiksel formülasyon önermiştir ve ters lojistik operasyonları için ekleme temelli bir sezgisel geliştirmiştir. Salhi ve Nagy (1999) Clarke ve Wright'ın kaydetme sezgisellerine (Clarke ve Wright 1964) benzer bir yaklaşımla aynı rotaya iki müşteri ekleyen ekleme sezgiseli üzerinde çalışmışlardır. Nagy ve Salhi (2005) geçici süreliğine uygun olmayan çözümlere de imkân tanıyan bir yaklaşım geliştirmiştir ve 2-opt, 3-opt, shif, Exchange, reverse, ve perturb gibi fonksiyonlar kullanarak kapasite aşımı durumunu ortadan kaldırmışlardır. Sezgisel yaklaşımlar bir olasılık prosedürü kullanılmadığı sürece, bir iyileşme rutini içermez dolayısıyla prosedür sürekli aynı sonuçla sonlanır. Bu nedenle, sezgisel yöntemler ya saf rasgeselliği veya yenilemeli arama algoritmaları gömülü yapıcı bir alt prosedür olarak karşılaştırıldığında daha iyi bir başlangıç noktası sağlamak amacıyla ilk çözüm yapımında kullanılır.

Tek çözüm temelli sezgiseller ETDARP'nin çözümü için çoğunlukla kullanılmıştır. Mevcut çözüm stratejileri arasında, tabu arama yöntemi bu sorunu

çözmek için uygulamada en çok tercih edilen yaklaşımdır. İlk tabu arama çalışması Crispim ve Brandao (2005) tarafından uygulanmıştır, tabu arama ve değişken komşuluk yaklaşımı melezlenmiştir ve başlangıç çözümünde uygun olmayan çözümlere izin vermesine rağmen ekleme ve takaslama prosedürleri ile çözüm uygun olana kadar ceza uygulaması yapılmıştır. Chen ve Wu (2005) başlangıç çözümü ekleme temelli bir sezgiselle elde edilen, daha sonra çözümün *2-exchange*, *swap*, *shift*, *2-opt*, ve *Or-opt* prosedürleriyle geliştirildiği bir tabu arama algoritması önermiştir. Alfredo Tang Montané ve Galvão (2006) rota-arası ve rota-içi komşuluk yapıları için *interchange*, *relocation*, *crossover* ve *2-opt* prosedürleri kullanarak ceza şemalı bir tabu arama algoritması önermiştir. Bianchessi ve Righini (2007) da nokta ve yay değişimini kullanarak yerel arama sezgiseli temelli değişken komşuluk yapılı tabu arama önermiştir. Wassan ve diğ. (2008) dinamik yapılan aramada yoğunlaşması ve çeşitlendirilmesi arasında etkin bir dengeyi sağlamak için tabu listesi boyutunu kontrol ve *shift*, *swap*, *lokal shift* ve iyileştirme işlemleri ters olarak komşuluk yapıları kullanan bir mekanizma ile bir tabu arama algoritması önermiştir. Zachariadis ve diğ. (2009) iteratif, müşteri tehcir, müşteri alışverişi, rota değişim işlemleri gibi komşuluk yapıları kullanarak kazanca dayalı yapıcı sezgisel tarafından oluşturulan başlangıç çözüm geliştirmiş ve güdümlü yerel arama stratejileri ile birlikte tabu arama algoritması sunmuştur. Zachariadis ve diğ. (2010) iyi çözümleri hafızada tutan tabu arama temelli bir yaklaşım sunmuşlardır. Zachariadis ve Kiranoudis (2011) ağırlık kazanç temelli bir sezgiselle başlangıç çözümü oluşturulan, tabu arama algoritması geliştirmiştir. Ropke ve Pisinger (2006) komşulukları olasılık temelli seçen büyük bir komşuluk arama yaklaşımı geliştirmiş ve birkaç geri çekmeli ETDARP'yi çözmüştür. Değişken komşuluk prosedürünü içeren bir çoklu-başlangıç meta sezgisel yaklaşımı, bir rasgele komşuluk sıralama prosedürü ve bir yineleyen lokal arama yapısı ile birlikte Subramanian ve diğ. (2010) tarafından önerilmiştir. Jun ve Kim (2012), Li ve diğ. (2015) ve Avcı ve Topaloglu (2015) ETDARP problemini çözmek için rota-arası ve rota içi operatörlü lokal arama algoritması önermişlerdir. Son zamanlarda Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup>) değişken komşuluk arama algoritması temelli bir değişken mekanizmasını, zaman limiti kısıtsız ETDARP probleminin çözümü için önermiştir.

Popülasyon temelli meta sezgisel algoritmalar da ETDARP probleminin çözümü için uygulanmıştır. Ai ve Kachitvichyanukul (2009) , Goksal ve diğ. (2013) ETDARP probleminin çözümü için parçacık sürü optimizasyonu algoritması önermişlerdir. Ai ve Kachitvichyanukul (2009) çözümün gösterimi için gerçek değerli kodlama mekanizması ve iyileştirme için ucuz ekleme sezgiseli ve *2-opt* prosedürü kullanırken, Goksal ve diğ. (2013) çözümün gösterimi için permütasyon kodlama uygulamış ve her iterasyonda iyileştirme için rasgele bir parçacığa değişken komşuluk ve lokal arama algoritmaları uygulamıştır. ETDARP probleminin çözümü için karınca kolonisi optimizasyonu algoritması Gajpal ve Abad (2009) ve Çatay (2010) çalışmalarında önerilmiştir, her ikisi de Clarke ve Wright'ın kurtarma algoritmasını (Clarke ve Wright 1964) kullanmış ve *2-opt*, müşteri ekleme, *interchange* ve *sub-path exchange* prosedürleri ile lokal arama yapmışlardır.

Salhi ve Nagy (1999) tarafından literatüre kazandırılan ZKETDARP için karşılaştırmalı problem örnekleri bahsetmeye değer bir konu olmasına rağmen literatürde pek ilgi görmedi. Yukarıda söz edilen çalışmalar içinde ETDARP örneklerine zaman kısıtını ekleyen çalışmalar, Ai ve Kachitvichyanukul (2009); Alfredo Tang Montané ve Galvão (2006); Çatay (2010); Dethloff (2001); Gajpal ve Abad (2009); Li ve diğ. (2015); Nagy ve Salhi (2005); Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup>) ; Ropke ve Pisinger (2006); Wassan ve diğ. (2008).

İlgilenen okuyucu doldur ve boşalt araç rotalama probleminin çözümü için uygulanan metotlara ve türevlerine yönelik daha fazla bilgi için derleme makalesine Berbeglia ve diğ. (2007) başvurabilir.

ETDARP araştırma dizini hakkında özet tablo zaman kısıtlı ve zaman kısıtsız olarak Tablo 2.1'de sunulmuştur. ETDARP çözümü için geliştirilen metasezgisel algoritma stratejilerine nicel bakış ise Tablo 2.2'de yer almaktadır.

**Tablo 2.1** ETDARP İçin Literatür Özeti

Yayın	Kategori	Metot
Min (1989)	S	Bir vaka çalışması ile probleme giriş
Salhi ve Nagy (1999)	S	ETS: Ekleme Temelli sezgisel
Dethloff (2001)	S	ETS: Ekleme temelli sezgisel
Nagy ve Salhi (2005)	S	KS: Komposit Sezgisel
Crispim ve Brandao (2005)	TÇTM	TADKA: Tabu Arama ve Değişken Komşuluk Azaltma
Chen ve Wu (2005)	TÇTM	TA: Tabu arama
Dell'Amico ve diğ. (2006)	K	DSA: Dal Fiyat Algoritması
Alfredo Tang Montané ve Galvão (2006)	TÇTM	TA: Tabu arama
Ropke ve Pisinger (2006)	TÇTM	BKA: Büyük Komşuluk Arama
Bianchessi ve Righini (2007)	TÇTM	TA: tabu arama
Wassan ve diğ. (2008)	TÇTM	RTA : Reaktif Tabu Arama
Gajpal ve Abad (2009)	PTM	KKS: Karınca Kolonisi Sistemi
Ai ve Kachitvichyanukul (2009)	PTM	PSO: Parçacık Sürü Optimizasyonu
Zachariadis ve diğ. (2009)	TÇTM	TARYA: Tabu Arama ve Rehberli Yerel Arama
Çatay (2010)	PTM	KTKA: Kazanç Temelli Karınca Algoritması
Zachariadis ve diğ. (2010)	TÇTM	DUKR: Değişken Uzunluklu Kemik Rotalama
Subramanian ve diğ. (2010)	TÇTM	PYLA: Paralel Yineleyen Yerel Arama
Zachariadis ve Kiranoudis (2011)	TÇTM	TA: Tabu Arama
Subramanian ve diğ. (2011)	K	DKSA: Dal-Kesme algoritması
Jun ve Kim (2012)	TÇTM	YLA: Yineleyen Yerel arama
Tasan ve Gen (2012)	PTM	GA: Genetik Algoritma
Subramanian ve diğ. (2013)	K	DKÖA: Dal Sınır ve Ödül Algoritması
Goksal ve diğ. (2013)	PTM	MPSO: Melez Parçacık Sürü Optimizasyonu
Polat ve diğ. (2015 <sup>a</sup> )	TÇTM	DTDKA: Dağıtım Temelli Değişken Komşuluk Arama
Avcı ve Topaloglu (2015)	TÇTM	ALA: Adaptif Lokal Arama
Li ve diğ. (2015)	TÇTM	YYAAKS: Yinelenen Yerel Arama Adaptif Komşuluk Seçimi

K: Kesin; S: Sezgisel; TÇTM: Tek Çözüm Temelli Metasezgisel; PTM: Popülasyon Temelli Metasezgisel

Tablo 2.2’de özetlendiđi gibi, tek çözüm tabanlı sezgi üstü algoritma popülasyon tabanlı sezgi üstü çözüm yaklaşımları olarak tercih edilmektedir. Diğer algoritmalar ardışık olarak uygulanırken paralel konfigürasyonun avantajını değerlendirilen tek bir strateji vardır. Bir kaç hariç neredeyse her çalışmada rotalar içi ve rotalar arası komşuluk yapıları ele alınmaktadır. Diğer sezgi üstü algoritmalar arasında en çok araştırılan çözüm yaklaşımı tabu arama algoritması olmakla birlikte, son yıllarda deđişken komşuluk araştırması, büyük komşuluk araştırması gibi yoğun lokal araştırma stratejileri ve ardışık lokal araştırma çözüm yaklaşımları kalite ve zaman performans çözümünde artan bir popülarite kazanmıştır.

**Tablo 2.2:** ETDARP Çözmek İçin Geliştirilen Metasezgisel Stratejilere Nicel Bakış

#	YAZARLAR	Meta-sezgisel Kategori		Süreç Uygulama		Uygulanan Komşuluk Yapıları		Ana Çözüm Yaklaşımı								
		TÇTM	PTM	Sequential	Parallel	Intra-route	Inter-route	TA	DKA	BKA	KKS	PSO	YYA	GA	VNS	AYA
1	Crispim ve Brandao (2005)	X		X		X	X	X	X							
2	Chen ve Wu (2005)	X		X		X	X	X								
3	Alfredo Tang Montané ve Galvão (2006)	X		X		X	X	X								
4	Ropke ve Pisinger (2006)	X		X		X	X			X						
5	Bianchessi ve Righini (2007)	X		X		X	X	X								
6	Wassan ve diğ. (2008)	X		X		X	X	X								
7	Gajpal ve Abad (2009)		X	X		X	X				X					
8	Ai ve Kachitvichyanukul (2009)		X	X								X				
9	Zachariadis, ve diğ. (2009)	X		X		X	X	X								
10	Çatay (2010)		X	X		X	X				X					
11	Zachariadis ve diğ. (2010)	X		X		X	X	X								
12	A. Subramanian ve diğ. (2010)	X			X	X	X					X				
13	Zachariadis ve Kiranoudis (2011)	X		X		X	X	X								
14	Jun ve Kim (2012)	X		X		X	X					X				
15	Tasan ve Gen (2012)		X	X									X			
16	Goksal ve diğ. (2013)		X	X		X	X				X					
17	Polat ve diğ. (2015 <sup>a</sup> )	X		X		X	X								X	
18	Avcı ve Topaloglu (2015)	X		X		X	X									X
19	Li ve diğ (2015)	X		X		X	X					X				
	$\Sigma$	14	5	18	1	17	17	8	1	1	2	2	3	1	1	1

TÇTM: Tek Çözüm Temelli Metasezgisel ; PTM: Populasyon Temelli Metasezgisel TS: Tabu Arama; DKA: Değişken Komşuluk Azaltma; BKA: Büyük Komşuluk Arama; KKS: Karınca Kolonisi Sistemi; PSO:Parçacık Sürü Optimizasyonu; YYA: Yineleyen Yerel Arama; GA: Genetik Algoritma; DKA: Değişken Komşuluk Arama; AYA: Adaptive Yerel Arama

Tablo 2.3' de, ETDARP çözümü için sunulan üst sezgisel algoritmaların kilit stratejilerini ve algoritmik özelliklerini sunulmaktadır. Birincil çözüm konstrüksiyonu, çözüm yaklaşımı için daha iyi bir başlangıç noktası sağlayabilir. Süpürme ve kazanç tabanlı algoritmalar sezgi üstü algoritmaların başlatılmasında oldukça tercih edilmektedir. Yinelemeli çözüm yaklaşımları gibi sezgi üstü algoritmalar geniş çözüm boşluğunda jenerasyonlardan daha iyi bir çözüm arar. Üst sezgisel algoritmanın gücü yoğunlaştırma ve çeşitlendirme stratejilerinin ne kadar etkin kullanıldığına bağlıdır. Ümit vaat eden alanda küresel araştırma takviyesi ile yakınsaklık araştırması arasındaki karar, yoğunlaştırma ve çeşitlendirme arasında düzgün bir denge kurulmak istendiği için etkili algoritmanın kilit özelliğidir. Böylece, ETDARP için sezgi üstü algoritmalar, yoğunlaştırma ve çeşitlendirme odağı altında benzerlik ve farklılıklarına göre detaylı bir şekilde analiz edilir. Değişken komşu inişin, pek çok algoritmanın yoğunlaştırılmasında popüler bir süreç olduğu anlaşılmıştır. Bununla birlikte iyi bilinen rota arası ve rota için komşuluk yapılarının avantajını kullanan tek çözüm tabanlı sezgi üstü algoritmalar, pek çok çözümün aynı anda araştırılmasını sağladığı için çeşitlendirmede genellikle daha iyidir. Son zamanlarda yapılan çalışmalarda, benzer yoğunlaştırma stratejileri gözlenmekle birlikte, farklı çeşitlendirme stratejilerine ağırlık verilmiştir. Bu nedenle, özellikle tek çözüm tabanlı sezgi üstü algoritmalar için etkili çeşitlendirme mekanizma arayışı düşüncesinin son yıllara öne çıkmasının mantıklı bir sebebi vardır. Bu çalışma herhangi bir koloni sisteminin global araştırma kapasitesi ile varyantlı komşuluk araştırma algoritma içim yoğunlaştırma stratejisini harmanlayan hibrit algoritmayı tanımlamaktadır.

**Tablo 2.3:** EDTARP Çözümleri İçin Önerilen Metasezgisel Algoritmaların Anahtar Stratejileri Ve Algoritmik Özellikleri

YAZARLAR	Başlangıç Çözüm Oluşturma Stratejisi	Çeşitlendirme Stratejisi (Küresel Araştırma Takviyesi)	Güçlendirme Stratejisi (Umut Verici Alanda Yakınsayan Arama Takviyesi)
Crispim ve Brandao (2005)	Süpürme Tabanlı Algoritma	Küresel Tabu Listesi	Dinamik DKA
Chen ve Wu (2005)	Yerleştirme Tabanlı Sezgisel	Tabu Listesi	Rota iç ve Rotalar Arası Yapısı İle Yerel Arama
Alfredo Tang Montané ve Galvão (2006)	Rota Bölümlemeli Sezgisel Ve Tarama Tabanlı Algoritma	Yoğunlaşma ve çeşitlendirme arasında uygun bir denge için frekans tabanlı hafıza prosedürü tarafından kontrol edilen tabu süre değerleri	
Ropke ve Pisinger (2006)	Yerleştirme Sezgisel	Uygulanan sezgisel yol ile komşuluk seçimi, yoğunlaşma ve çeşitlendirme arasında uygun dengeyi korur	
Bianchessi and Righini (2007)	Rassal Hamiltonian Rota	Tabu listesinin adaptif ayarlaması	Rota iç ve Rotalar Arası İle TA
Wassan ve diğ. (2008)	Süpürme Tabanlı Algoritma	Tabu Liste Boyutunu Dinamik Olarak Kontrol Etme	Rota iç ve Rotalar Arası İle TA
Gajpal ve Abad (2009)	En Yakın Komşuluk Sezgiseli	KKS'nin olasılıksal seçim stratejisi	Feromon Salınımı ve Yerel Arama Komşuluk Yapıları
Ai ve Kachitvichyanukul (2009)	Rassal Üretim	Sürü Sosyal Deneyimi	Parçacığın Bilişsel Deneyimi
Zachariadis ve diğ. (2009)	Ağırlıklı Kazanç Tabanlı Algoritma	Ceza Fonksiyonlu RYA	Rota iç ve Rotalar Arası İle TA
Çatay (2010)	En Yakın Komşuluk Sezgiseli	KKS'nin olasılıksal seçim stratejisi	Feromon Salınımı ve Yerel Arama Komşuluk Yapıları
Zachariadis ve diğ. (2010)	Ağırlıklı Kazanç Tabanlı Algoritma	Olasılıkla Kısmi Çözümler Üreten Adaptif Hafıza Yöntemi	TA
A. Subramanian ve diğ. (2010)	Açgözlü Yerleştirme Stratejisini Kullanarak Fizibilite Sağlayan Rassal Nesil	Rotalar Arası Komşuluk Yapıları Dağıtım Mekanizması	Rassal DKA
Zachariadis ve Kiranoudis (2011)	Kazanç Tabanlı Algoritma	Tabu Arama İstem Kriteri	Rota İçi ve Rotalar Arası Yapıları Kullanarak Mekaniği Vaad Eder
Jun ve Kim (2012)	Süpürme Enyakın Algoritma	Yok Etme ve Onarım İle Dağıtım	Rotalar Arası Yapıları Rassal Uygulayın
Tasan ve Gen (2012)	Rassal Üretim	Mutasyon	Genetik Değişim
Goksal ve diğ. (2013)	En Yakın Komşuluk Sezgiseli Rassal Üretim	Soğutma Isını Kullanarak Tavlama İşlemi	Sıralı DKA
Polat ve diğ. (2015 <sup>a</sup> )	Kazanç Tabanlı Algoritma	Rotalar Arası Komşuluk Yapıları Dağıtım Mekanizması	Sıralı DKA
Avci ve Topaloglu (2015)	Rassal Nesil Fizibilitesi Sağlamak	Rotalar Arası Komşuluk Yapıları Dağıtım Mekanizması	Sıralı DKA
Li ve diğ. (2015)	Kazanç Tabanlı Algoritma	BKA ile Dağıtım Mekanizması	Adaptif Komşuluk Seçim Mekanizması

DKA: Değişken Komşuluk Azaltma; BKA: Büyük Komşuluk Arama; KKS: KARınca Kolonisi Sistemi; RYA: Rehberli Yerel Arama



Uzman ve akıllı sistemler, karar destek sisteminde kural tabanlı uzman enformasyonun güç optimizasyonunu zenginleştiren etkili optimizasyon araçlarını kapsayarak önemli başarılar elde edebilir. Bu çalışmada amacımız, etkili bir şekilde ve zaman sınırlaması kısıtlaması olmadan ETDARP için hızlı bir çözüm yaklaşımı sunmaktır. Çözüm yaklaşımı literatürde çok iyi bilinen karınca kolonisi sistemi (KKS) ve değişken komşuluk arama (DKA) yöntemlerinin melezidir. Literatürde ilk uygulamadan bu yana (Dorigo ve Gambardella 1997), lokal arama metotları KKS'nin bir alt prosedürü olarak birlikte uygulanmıştır. Bunun aksine bu çalışmada KKS, yoğunlaştırma stratejisi olarak DKA'nın bir alt prosedürü olarak çalışmaktadır. Önerilen algoritmada, karıncalar yerine, karıncalar arama alanını daha da genişletmek için feromon bilgilerini kullanarak entegre algoritması için DKA arklarında feromonlar bırakır. Bildiğimiz kadarıyla, bu melez yaklaşım ETDARP ve ZKETDARP problemleri için ilk defa uygulamıştır. Karınca Koloni Sistemi ile Güçlendirilmiş Değişken Komşuluk Arama (KKSGDKA) algoritması literatürdeki mevcut ETDARP ve ZKETDARP için geliştirilen algoritmalar ile karşılaştırılmıştır. Sayısal sonuçlar göstermektedir ki, KKSGDKA literatürdeki basit sarsım mekanizmalı DKA yaklaşımları ve KKS yaklaşımları ile rekabet edebilmekte ve karşılaştırmalı problem çalışmalarındaki bazı en iyi çözümleri geliştirmiştir.

### 3. NOTASYON

Bu tez çalışmasında kullanılan notasyon aşağıda verilmiştir

- a Komşuluk yapıları indisleri ( $a=1, \dots, a\_max$ )
- b Komşuluk yapıları indisleri ( $b=1, \dots, b\_max$ )
- k Karınca indisleri
- r Düğüm indisleri (müşteri ya da şehir)
- s Düğüm indisleri (müşteri ya da şehir)
- u Düğüm indisleri (müşteri ya da şehir)
- q  $[0,1]$  aralığında düzgün dağılımlı rassal bir sayı
- q\_0 Karınca kolonisi kuralı uygulaması parametresi  $[0,1]$  aralığında seçilir
- $\tau(r,s)$  Arzu edilebilirlik ölçüsü, iki düğüm arasındaki feromon miktarını belirtir  
(r,s)
- $J_k(r)$  Karınca k tarafında ziyaret edilen istemci r kümesi, çözümleri uygun yapmak
- $\beta$  Feromon bilgisinin mi yoksa sezgisel bilgisinin mi daha önemli olduğuna karar veren parametre ( $\beta > 0$ )
- $\rho$  Feromon çürüme parametresi
- $f_{gb}$  En iyi çözümün uygunluk değeri
- $N_a$  Değişken komşuluk aramada kullanılan komşuluk kümesi ( $a=1, \dots, a\_max$ )
- $x^0$  DKA için başlangıç çözümü
- x DKA için çözüm aşamasındaki çözüm

ilimit KKS algoritmasını çağırarak için iterasyon limiti

n Veri setindeki müşteri sayısı

$\Delta\tau(r,s)$  r ve s noktaları arasındaki toplam biriken feromon miktarı

#### 4. MATEMATİKSEL MODEL

Tezde ele alınan problem, hizmet araçlarının şebekesinin tasarımıdır. Örneğin Bir merkez istasyon istasyonundan kamyonlar vasıtasıyla, bölgesel istasyon istasyonlara buraya gelen kargo parsellerini eş zamanlı toplanması ve dağıtılması veya konteyner gemileri aracılığıyla bir hub limanından besleyici limanlara konteynerlerin sevkiyatı , konteynerlerini eşzamanlı toplanarak dağıtılması. Bu bağlamda, ETDARP aşağıdaki şekilde ifade edilebiliriz. Toplama ve dağıtma servis ihtiyacı bulunan bir grup müşteri dağıtım hattında bulunmaktadır. Her bir müşteriye, eşit kapasiteye sahip araçlardan oluşan belirli bir filo ile her iki operasyon için aynı anda servis vermektedir. Her araç, teslim etmesi gereken toplam mal miktarını taşıyan araç merkezi depodan ayrılır ve toplaması gereken toplam mal miktarını alan araç depoya döner. ZKEDTARP ise ETDARP ye ek olarak her müşteride, müşterinin aracın yükleme ve boşaltma işlemi süresi olarak belirten belirli bir servis süresi bulunmaktadır. Bu nedenle, bir aracın yolculuk süresi, rota toplam seyahat süresi ve müşterilerin toplam hizmet süresi toplamıdır. Araç tarifelerini ve personel bilançosunu belirlemek için, her araç izin verilen azami süreye ulaşmadan yolculuğunu bitirmek zorundadır.

Matematiksel formül için, Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup> ) çalışmasından faydalanılmıştır. Tablo 4.4 formül incelenebilir.

**Tablo 4.4:** ETDARP için Matematiksel Model

İndisler	
$i, j \in N$	düğüm seti (müşteri ve depo (0))
$k \in K$	araç seti
Parametreler	
$R$	araçların maksimum izin verilen seyahat süresi
$Q$	araç maksimum yükleme kapasitesi
$v$	aracın ortalama hızı
$n$	düğüm sayısı , i.e., $n =  N $
$c_{ij}$	düğümler arası mesafe $i$ ve $j$
$s_i$	müşteri $i$ servis süresi
$d_i$	$i$ müşterisinin teslim edilecek ürün talebi
$p_i$	$i$ müşterisinin toplanacak ürün talebi
Karar Değişkenler	
$x_{ij}^k$	ark (i, j) taşıt $k$ tarafından sunulan rotaya aitse; 0, aksi takdirde 1.
$y_{ij}$	ark(i, j) üzerinde taşınarak toplanacak ürün
$z_{ij}$	ark(i, j) üzerinde taşınarak teslim edilecek ürün
$\pi_i$	müşteri $i$ için kullanılan alt döngü eleme değişkeni
Model formülasyonu aşağıdaki şekilde verilir	
$\min \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} x_{ij}^k$	(1)
s.t.	
$\sum_{i \in N} \sum_{k \in K} x_{ij}^k = 1 \quad \forall j \in N / \{0\}$	(2)
$\sum_{i \in N} x_{ij}^k - \sum_{i \in N} x_{ji}^k = 0 \quad \forall j \in N, k \in K$	(3)
$\sum_{j \in N / \{0\}} x_{0j}^k \leq 1 \quad \forall k \in K$	(4)
$\sum_{i \in N / \{0\}} x_{i0}^k \leq 1 \quad \forall k \in K$	(5)
$\sum_{i \in N} y_{ji} - \sum_{i \in N} y_{ij} = p_j \quad \forall j \in N / \{0\}$	(6)
$\sum_{i \in N} z_{ij} - \sum_{i \in N} z_{ji} = d_j \quad \forall j \in N / \{0\}$	(7)
$y_{ij} + z_{ij} \leq Q \sum_{k \in K} x_{ij}^k \quad \forall i, j \in N$	(8)
$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \frac{c_{ij}}{v} x_{ij}^k + \sum_{i \in N / \{0\}} \sum_{j \in N} s_i x_{ij}^k \leq R \quad \forall k \in K$	(9)
$\pi_i \geq \pi_j + 1 - n \left( 1 - \sum_{k \in K} x_{ij}^k \right) \quad \forall i, j \in N, i \neq j$	(10)
$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, y_{ij} \geq 0, z_{ij} \geq 0, \pi_i \geq 0 \quad \forall i, j \in N, k \in K$	(11)

Amaç fonksiyonu (1), toplam kat edilen mesafeyi en aza indirmeyi hedeflemektedir. Kısıt (2), her müşteriye bir araç gitmesini sağlarken, denklem (3), aynı aracın her müşteriye geldiğini ve bu müşteriden ayrıldığını garanti eder. Kısıt (4) ve (5) en fazla K aracın kullanılmasını sağlar. Denklem (6) ve (7) sırasıyla müşterilerin toplanacak ve teslim edilecek taleplerini karşılar. Kısıt (8) araç kapasite kısıtlamalarını kısıt (9) ise problemde eğer zaman limitini varsa eklenebilir .Kısıt (10) istenmeyen alt döngüleri engeller . Son olarak, kısıt (11) değişken alanları tanımlar. Kısacası, bu kısıtlamalar, her bir aracın, toplam teslimat ürününe eşdeğer bir yük ile merkez depodan ayrılmasını ve her bir aracın, hizmet verdiği rota üzerindeki müşterilerin toplanacak toplam ürünlerine eşdeğer bir yük ile merkez deposuna ulaşmasını sağlar .

## 5. KARINCA KOLONİ SİSTEMİ VE DEĞİŞKEN KOMŞULUK ARAMA

Bu bölümde, önerilen KKS optimizasyonu ve DKA bütünleşmiş metasezgiselinin eş zamanlı dağıt topla zaman limitli ve ya limitsiz zaman probleminin çözümündeki iki ana katkıya değinilmiştir. Daha sonra, iki yöntem melezleştirme fikirleri sunulmuştur.

### 5.1 Karınca Koloni Sistemi (KKS)

KKS ilk defa gezgin satıcı problemini (GSP) çözmek için Dorigo ve Gambardella (1997) tarafından ortaya atılmıştır. Karıncalar bir noktadan başka bir noktaya giderken arkalarında feromon kokusu bırakırlar böylece karınca kolonisi arasında bir iletişim sistemi kurulur. Karıncalar bir çözüm oluştururken bir müşteriden (şehirden) başka birine hareket etmek için denklem (5.1) de verilen formüllerden olasılıklı seçim yapar ve biriken feromon miktarı denklem (5.2) de verilen formül ile hesaplanır.

$p_k(r, s) = \frac{[\tau(r, s)] \cdot [\eta(r, s)]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau(r, u)] \cdot [\eta(r, u)]^\beta}$	$eğer q \leq q_0$	$(sömürme)$	(5.1)
$0$	$değilse eğer s \in J_k(r)$	$(eğilimli arama)$	
$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) + \rho \cdot \Delta\tau(r, s)$			(5.2)
$burada \Delta\tau(r, s) = \begin{cases} (f_{gb})^{-1} & \text{if } (r, s) \in \text{global en iyi tur} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$			

GSP uygulamasında başarılı olduğundan beri, karınca koloni sistemi çeşitli kombinasyon optimizasyon problemlerine de uygulanmıştır. Bütün bu problemler arasında ARP çeşitli özellikleri ile GSP ile en çok ortak özelliğe sahip olan problemidir. ARP literatüründe birkaç karınca kolonisi uygulaması mevcuttur. Çatay (2010) ve Gajpal ve Abad (2009), ETDARP'ni çözmek için karınca algoritması kullanmış ve iyi sonuçlar elde etmişlerdir.

## 5.2 Değişken Komşuluk Arama

Mladenović ve Hansen (1997) tarafından önerilen DKA, keşif için sistematik şekilde komşuları değiştirerek bir çözümden diğerine sıçramalar yaparak çözümü iyileştiren bir yerel arama algoritmasıdır. Böylelikle çözümün iyi karakteristik özellikleri korunur. Son yıllarda bu algoritma DKA ve ARP literatüründe büyük ilgi görmektedir. ARP problemi için başarılı DKA uygulamalarını şöyle sıralayabiliriz: Teslimat ve seçici alım ile ARP (Coelho ve diğ. 2015), araç ağı tasarım problemi (Polat ve diğ. 2014), iki boyutlu yükleme kısıtlı kapasiteli araç rotalama problemi (Wei ve diğ. 2015) ve ETDARP (Polat ve diğ. 2015<sup>a</sup>). Polat ve diğ. (2015<sup>b</sup>) DKA algoritması için dağıtım mekanizmasının gerekliliğine dikkat çekmiştir. NP-Zor problemler için DKA'nın bazı diğer uygulamaları ve uzantıları Hansen ve diğ. (2010), Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup>) ve Kalayci, ve diğ. (2016) tarafından sunulmuştur.

Hansen ve Mladenović (2001) tarafından ilham alınarak geliştirilen DKA algoritmasının adımları Şekil 5.1 de verilmiştir. İlk olarak arama da kullanılan komşuluk yapısı ( $N_a, a = 1, \dots, a_{max}$ ) seçilir. Daha sonra bir başlangıç çözümü ( $x^0$ ) bulunur ve sonlandırma kriteri seçilir. Dağıtım adımında,  $a^{\text{th}}$  komşuluğundan  $x(x' \in N_a(x))$ ,  $a$  noktası ( $x'$ ) rasgele oluşturulur ve yerel arama adımında ( $x^1$ )'den ( $x^2$ )'yi elde etmek için bazı yerel arama yöntemleri uygulanır. Hareket et yada kal adımında, eğer yerel optimum o ankinden daha iyi ise, hareket et ( $x \leftarrow x''$ ) ve  $N_1(a \leftarrow 1)$ , ile aramaya devam et, aksi halde  $a \leftarrow a+1$  olarak ayarla. Bu adımlar sonlandırma kriterine ulaşıncaya kadar tekrarlanır.



1:	seç $N_a, a = 1, \dots, a_{max}$
2:	yarat $x^0$
3:	Bir sonlandırma kriteri seç
4:	$x \leftarrow x^0$
5:	Tekrar et
6:	$a \leftarrow 1$
7:	Tekrar et
8:	$x' \leftarrow shake(N_a(x))$
9:	$x'' \leftarrow local\ search(x')$
10:	Eğer <i>move Or Not</i> ( $x, x''$ ) ise
11:	$x \leftarrow x''$
12:	$a \leftarrow 1$
13:	Eğer $f(x) < f(x^0)$ ise
14:	$x^0 \leftarrow x$
15:	Bitir
16:	Aksi halde
17:	$a \leftarrow a + 1$
18:	Bitir
19:	$a < a_{max}$ olduğu sürece
20:	Sonlandırma kriterine kadar

Şekil 5.1: DKA Algoritmasının Adımları

### 5.3 KKS Ve DKA' nın Melezleştirilmesi

KKS dağıtılmış uzun süreli hafıza yapısı ile yerel arama metotlarının etkin çözüm elde etmek için umutsuz olduğu problemler için etkili bir optimizasyon tekniğidir (Dorigo ve Gambardella 1997). Gajpal ve Abad (2009) VRPSPD'yi çözmek için karınca koloni sisteminin alt prosedürleri olarak lokal arama stratejilerini kullanmış ve etkili sonuçlar elde etmiştir. Öte yandan DKA, bir bellek yapısı olmamasına rağmen uygun komşuluk operatörleri ile yoğun lokal arama yapan başka bir güçlü tekniktir. Son zamanlarda, Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup>), basit bir sarsım mekanizması kullanarak ETDARP problemine DKA uygulamış ve başarılı sonuçlar elde etmiştir. Tablo 5.5'de bu iki algoritmanın avantajları ve dezavantajları vurgulanmıştır. Bu çalışmada, bu iki algoritmanın birbirleriyle melezleştirilerek daha

güçlü bir algoritma geliştirme fikrine odaklanılmıştır. Literatürde genellikle lokal arama teknikleri KKS'nin alt prosedürü olarak kullanılmıştır. Fakat bu çalışmada tam tersi uygulanmış, KKS bellek mekanizması sağlamak için DKA'nın bir alt prosedürü olarak kullanılmıştır.

**Tablo 5.5:** KKS Ve DKA'nın Avantajları Ve Dezavantajları

<b>KKS</b>		<b>DKA</b>	
<b>Avantaj:</b>	<b>Dezavantaj:</b>	<b>Avantaj:</b>	<b>Dezavantaj:</b>
Dağıtılmış uzun dönemli bellek yapısına sahiptir	Lokal arama yapamamaktadır	Lokal arama sağlayabilmektedir	Bellek yapısı yoktur

## 6. ÖNERİLEN ALGORİTMA

### 6.1 Çözüm Gösterimi

Metasezgisel algoritmalarda bütün adımlar çözüm gösterimine göre inşa edileceği için, çözüm gösterimi tasarımı kritik bir önem taşır. Genel çözüm gösterimi olan dağıtım temelli gösterim, bizim yaklaşımımızdaki rota-arası komşuluk yapılarının uygulanmasında zorluk çıkardığı için bizim algoritmamız için çok kullanışlı değildir. Bu nedenle basit ama çok kullanışlı matris gösterimi kullanılmıştır. Bir çözüm gösterimi örneği Şekil 6.2’de sunulmuştur, burada 1 ve 50 arasındaki sayılar müşterileri 0 ise depoyu temsil eder.

Rota 1:	0	→	27	→	48	→	8	→	26	→	7	→	43	→	24	→	23	→	6	→	0	→	0
Rota 2	0	→	14	→	25	→	13	→	41	→	40	→	19	→	42	→	17	→	0	→	0	→	0
Rota 3:	0	→	12	→	37	→	44	→	15	→	45	→	33	→	39	→	10	→	49	→	5	→	0
Rota 4:	0	→	46	→	47	→	4	→	18	→	0	→	0	→	0	→	0	→	0	→	0	→	0
Rota 5:	0	→	2	→	20	→	35	→	36	→	3	→	28	→	31	→	22	→	1	→	0	→	0
Rota 6:	0	→	32	→	11	→	16	→	29	→	21	→	50	→	34	→	30	→	9	→	38	→	0

Şekil 6.2: Bir Temsili ARP Çözümü

### 6.2 Başlangıç Çözümü Oluşturma

Başlangıç çözümü (Altinel ve Oncan 2005) tarafından sunulan Clarke ve Wright kazanç algoritmasının (Clarke ve Wright 1964) gelişmiş bir formülasyonuna göre oluşturulmuştur. Detaylar için Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup>)’nin çalışması incelenebilir.

### 6.3 DKA İle Yinelemeli Yerel Arama

Başlangıç çözümünün ardından, sistematik şekilde komşuluk yapıları değiştirilerek çözümü geliştirmek için DKA yaklaşımı uygulanır. DKA iki ana safha içerir, sarsım ve yerel arama. Sarsım safhası adından da anlaşılacağı üzere yeni bir çözüm elde etmek için güncel çözümü sallar fakat yerel arama safhası ise oluşan bu yeni çözümün komşuluklarını tarayarak sömürme yapıyor. DKA prosedürünün gösterimi Şekil 6.3'te verilmiştir.

1:	Sarsım safhasının rota-arası operatörlerini seç $N_a, a = 1, \dots, a_{max}$
2:	Yerel arama safhasının rota içi operatörlerini seç $N_b, b = 1, \dots, b_{max}$
3:	Kazanç algoritması temelli başlangıç çözümünü bul $x^0$
4:	DKA algoritmasının bitirme kriterini belirle
5:	$x \leftarrow x^0$
6:	Tekrar et
7:	$a \leftarrow 1$
8:	Tekrar et
9:	$x' \leftarrow$ rota-içi yapıları ile sars( $N_a(x)$ )
10:	Tekrar et
11:	$x'' \leftarrow$ rota-arası ve rota-içi yapıları ile en iyi yerel çözüm ( $N_b(x')$ )
12:	$x \leftarrow x''$
13:	$a \leftarrow 1$
14:	Eğer $f(x) < f(x^0)$ ise
15:	$x^0 \leftarrow x$
16:	$a \leftarrow 1$
17:	$b \leftarrow 1$
19:	Bırak
20:	Aksi halde
21:	$b \leftarrow b + 1$
22:	Bitir
23:	$b < b_{max}$ olduğu sürece
24:	$a \leftarrow a + 1$
25:	$a < a_{max}$ olduğu sürece
26:	Bitirme kriteri sağlanana kadar

Şekil 6.3: DKA Prosedürü

#### 6.4 Komşuluk Yapıları

DKA algoritmasında sarsım ve yerel arama safhalarında çalışan rota-içi ve rota-arası komşuluk yapıları Gajpal ve Abad (2009), Goksal ve diğ. (2013) ve Polat ve diğ. (2015<sup>b</sup>)'nin çalışmalarından ilham alınmıştır. Şunu belirtmeliyiz ki, bu yapıların benzerleri Bölüm 2 de belirtilen literatürdeki çalışmalarda genellikle kullanılmıştır. DKA algoritmasının sarsım adımında çalışan rota-içi komşuluklar Tablo 6.6'de, yerel arama safhasında çalışan rota içi ve rota-arası yapılar ise Tablo 6.7'da özetlenmiştir. Rota-içi yapılar iki rota arasında rasgele bir hareket yapmaktadır. Yerel arama safhasında çalışan rota-arası ve rota-içi yapılar, rotalar arasında ya da rota içinde olabilecek en iyi transferi sağlamaktadır.

**Tablo 6.6:** Dağıtım Adımında Çalışan Rota-İçi Yapılar

<b><i>Exchange(m, n)</i></b>	<b><i>m</i></b> rasgele seçilen bir rotadan (rota 1 olsun) rasgele seçilen başka bir rotaya (rota 2 olsun) transfer edilen ardışık müşteriler, <b><i>n</i></b> ise rota 2'den rota 1'e transfer edilen ardışık müşterilerdir.
<b><i>Cross</i></b>	Rasgele seçilen iki rota, birinci bölüm ve ikinci bölüm olmak üzere ikiye ayrılır. Daha sonra rota 1'in birinci bölümü rota 2'nin ikinci bölümü ile bağlanır, rota 2'nin birinci bölümü ise rota 1'in ikinci bölümü ile bağlanır.
<b><i>Shift(m, 0)</i></b>	<b><i>m</i></b> rasgele seçilen bir rotadan, rasgele seçilen başka bir rotaya transfer edilen ardışık müşteriler

**Tablo 6.7:** Yerel Arama Safhasında Çalışan Rota-İçi Ve Rota-Arası Yapılar

<u>Rota-arası yapılar:</u>	
<b><i>best Exchange(m, n)</i></b>	<b><i>m</i></b> rasgele seçilen bir rotadan (rota 1 olsun) rasgele seçilen başka bir rotanın (rota 2 olsun) mümkün olan en iyi yerine transfer edilen ardışık müşteriler, <b><i>n</i></b> ise rota 2'den rota 1'in mümkün olan en iyi yerine transfer edilen ardışık müşterilerdir. ( <b><i>m, n</i></b> $\in$ <b>[0, 3]</b> ).
<b><i>best Cross</i></b>	Rasgele seçilen iki rota, birinci bölüm ve ikinci bölüm olmak üzere ikiye ayrılır. Daha sonra rota 1'in birinci bölümü rota 2'nin ikinci bölümü ile bağlanır, rota 2'nin birinci bölümü ise rota 1'in ikinci bölümü ile bağlanır.
<b><i>best Shift(m, 0)</i></b>	<b><i>m</i></b> rasgele seçilen bir rotadan, rasgele seçilen başka bir rotanın mümkün olan en iyi pozisyonuna transfer edilen ardışık müşteriler ( <b><i>m</i></b> $\in$ <b>[1, 3]</b> ).
<u>Rota-içi yapılar:</u>	
<b><i>best swap</i></b>	Sarsım safhasındaki sarsımdan önceki rotalar arasında aynı rotadaki iki müşteri arasında yapılan en iyi permutasyon hareketidir. Diğer bir deyişle, rotalar içindeki mümkün olan en iyi takastır.
<b><i>best insert</i></b>	Sarsım safhasındaki sarsımdan önceki rotalar arasında aynı rotadaki müşteriler arasında uzaklaştırılan bir müşteriyi rotada başka bir pozisyona en iyi şekilde eklemektir.
<b><i>best edge insert</i></b>	Sarsım safhasındaki sarsımdan önceki rotalar arasında aynı rotadaki müşteriler arasında uzaklaştırılan iki müşteri arasındaki köşeyi aynı rotadaki başka bir pozisyona en iyi şekilde eklemektir.
<b><i>best two opt</i></b>	Sarsım safhasındaki sarsımdan önceki rotalar arasında aynı rotadaki bağlantı çiftlerinin en iyi 2-opt takas hareketidir.

## 6.5 Feromon Güncelleme Kuralı ve Dağıtım Mekanizması

Tezde, önerilen algoritmada, en iyi global DKA çözümü, feromon birikimine imkan tanır. Bu kural DKA çözümü iyileştirdikten sonra uygulanır. Feromon miktarı,

bölüm 5.1 de verilen Denklem 5.2 ye göre güncellenir. Bu tezde basit prosedür yerine KKS'nin sağladığı dağıtım mekanizması bölüm 5.1 de verilen Denklem 5.1 deki algoritma ile entegre edilmiştir.

### **6.6 Önerilen Karınca Koloni Sistemi İle Güçlendirilmiş Değişken Komşuluk Arama Algoritması (KKSGDKA)**

KKSGDKA algoritması gösterimi Şekil 6.4'te verilmiştir.

1:	Problem örnekleri için veriyi oku
2:	Algoritma parametrelerini belirle
3:	Sarsım safhasındaki rota-arası operatörlerini seç $N_a, a = 1, \dots, a_{max}$
4:	Yerel arama safhasındaki rota-arası ve rota içi operatörlerini seç $N_b, b = 1, \dots, b_{max}$
5:	Kazanç algoritması temelli başlangıç çözümü oluştur $x^0$
6:	KKSGDKA için sonlandırma kriterini belirle
7:	$x \leftarrow x^0$
8:	Tekrar et
9:	$a \leftarrow 1$
10:	Tekrar et
11:	$x' \leftarrow$ rota-arası yapıları ile sars ( $N_a(x)$ )
12:	Tekrar et
13:	$x'' \leftarrow$ rota-arası ve rota-içi yapıları ile en iyi yerel çözüm ( $N_b(x')$ )
14:	$x \leftarrow x''$
15:	$a \leftarrow 1$
16:	Eğer $f(x) < f(x^0)$ ise
17:	$x^0 \leftarrow x$
18:	$a \leftarrow 1$
19:	$b \leftarrow 1$
20:	Arklardaki feromon miktarını güncelle
21:	Bırak
22:	Aksi halde
23:	$b \leftarrow b + 1$
24:	Bitir
25:	$b < b_{max}$ oluncaya kadar
26:	$a \leftarrow a + 1$
27:	$a < a_{max}$ oluncaya kadar
28:	Eğer DKA için yineleme limiti aşılmış ise
29:	$x \leftarrow$ dağıtım mekanizması için denklem (1)' i kullanarak bir karınca kolonisi çözümü oluştur
30:	Bitir
31:	Sonlandırma kriterine kadar

Şekil 6.4: Karınca Kolonisi Sistemi İle Güçlendirilmiş Değişken Komşuluk Arama Algoritması

Geliştirilen bu algoritmanın başlangıç çözümlerinde olumlu sonuçlar alınmış olup, deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiştir.



## 7. YÖNTEM

### 7.1 Uygulama

Önerilen yaklaşım MATLAB R2015b kullanılarak modellenmiş ve test edilmiştir, sonrasında Microsoft Visual C++ 2015 ortamında hız amacıyla tekrar kodlanmıştır. Bütün sayısal deneyler Intel Xeon E5-2650 2.0 Ghz, 32 GB RAM işlemcide yapılmıştır. Önerilen algoritmanın etkinliğini değerlendirmek için ETDARP veri setleri, literatürde mevcut olan problem büyüklük ve karakter varyantları ile birlikte kullanılmıştır. Aşağıdaki alt kısımlarda her test problemi için algoritmanın parametre ölçütleri ve bilgisayar sonuçları sunulmaktadır.

### 7.2 Test Problemleri

Algoritma, literatürde genellikle karşılaştırma amacıyla kullanılan iki farklı ETDARP değerlendirme veri seti üzerinde test edilmiştir. İlk grupta, Dethloff (2011) tarafından oluşturulup sunulan SCA ve CON setleri olarak adlandırılan, 50 müşteri ve bir merkez depoyu içeren 40 adet test probleminden oluşmaktadır. İkinci grup ise Salhi ve Nagi (1999) tarafından oluşturulup sunulan CMT seti olarak adlandırılan 50 ila 200 müşteri ile bir merkez depo içeren 28 test probleminden oluşmaktadır. CMT setlerinden 15 problemde zaman limit kısıtlaması yoktur. CMT set çözümleri göz önüne alındığında bazı yazarların yuvarlatılmış talep konfigürasyonu kullanırken diğerlerinin yuvarlatılmamış talep konfigürasyonu (Zachariadis ve diğ., 2010) kullanması nedeniyle sonuçların karşılaştırılmasında karmaşa olduğuna inanmaktayız. Bazı yazarların Ai ve Kachitvichyanukul (2009); Zachariadis ve diğ. (2009); Çatay, (2010); Subramanian ve diğ. (2010); Zachariadis ve diğ. (2010); Subramanian ve diğ. (2011); Zachariadis ve Kiranoudis (2011); Tasan ve Gen (2012); Goksal ve diğ. (2013); Avcı ve Topaloglu (2015); Wang ve diğ. (2015); Li, ve diğ. (2015); Polat ve diğ. (2015<sup>a</sup>) her müşteri için toplama ve dağıtma değerlerinde swap şeması kullanırken diğer yazarların Alfredo Tang Montané ve

Galvão (2006); Chen ve Wu (2005); Nagy ve Salhi (2005), her diğer müşteri için toplama ve dağıtma değerlerinde *exchange* şeması kullanması nedeniyle CMT setlerinde Y serilerinin genişletme, şemalarında da karmaşa söz konudur. Bu nedenle bu tür konfigürasyonlara uygulanan algoritmaların performans kıyaslaması, bu konfigürasyon değişimlerinin tamamen yeni veri yaratması ve müşteri taleplerinin kesinliği çözümlerin amaç değerini derinden etkilediği için, mümkün olamamaktadır. Bu doğrultuda daha çok kabul gören yaklaşımlar olmaları nedeniyle yuvarlatılmamış talep konfigürasyonları ve swap şemalarına ağırlık verilmektedir.

### 7.3 Parametre Düzenlemeleri

Dayanıklı parametre düzenlemesi algoritma performansının farklı veri setlerinde etkin olması için gereklidir. En iyi parametre düzenlemesini seçmek için testler dört parametrede gerçekleştirildi:

$q_0$  (karınca koloni kural uygulama parametresi),  $\beta$  (feromon ve sezgisel bilginin göreceli değerini belirleyen parametre),  $\rho$  (feromon azalış parametresi) ve ilimit (Dağıtım Mekanizması için KKS prosedürü toplanıncaya kadar DKA bekletme için yineleme sayısı). Bu parametrelerin optimal düzenlenmesinde belirgin bir korelasyon gözlenmediği için her biri standart parametre düzenlemesine karar vermek için bireysel olarak test edilmiştir. Tablo 7.8’de önerilen algoritma için parametre düzenlemeleri özetlenmektedir.

$q_0$  değerinin 0.9 olarak alınması en iyi sonuçları ortaya çıkarmıştır. Aynı değerin 1’e sabitlenmesi sapmalı araştırmanın çok küçük bir oranının faydalı olmasına rağmen KKS’nin kullanılmasını zorunlu kılar.  $\beta$  parametresinde 5 değerinin alınması algoritmanın nispeten daha hızlı sonuç üretmesini sağlamakla birlikte çözümlerin kalitesinde önemli bir değişiklik yaratmamıştır.  $\rho$  parametresinin çok küçük alınması feromon seviyelerinin algoritma jenerasyonlarında yavaşça azalmasına ve daha iyi sonuç çıkarmasına izin vermektedir. KKS’nin alınma zamanına karar veren ilimit parametresi  $\{n/2, n, 2n\}$  seviyelerinde test edilmiştir. İlki daha hızlı fakat daha az etkili olurken, son seviye daha iyi ancak daha yavaş sonuçlanmıştır. Bu nedenle, ilimit orta seviyesi CPU zaman ve etkinlik dengesi ile genelde daha iyi performans göstermiştir.

**Tablo 7.8:** Önerilen Algoritma İle Parametre Düzenlemeleri Özeti

Parametre	Test Seviyesi	Seçilen Değer
$q_0$	{0.5, 0.7, 0.9}	0.9
$\beta$	{0.5, 2, 5}	5
$\rho$	{0.05, 0.1, 0.4}	0.05
<i>ilimit</i>	{ $n/2$ , $n$ , $2n$ }	$n$

## 7.4 Hesaplama Sonuçları

Aşağıdaki alt kısımlar ETDARP için önerilen algoritmanın bilgisayar sonuçlarını sunmaktadır.

### 7.4.1 Dethloff (2011) Veri Seti İçin KKSGDKA Sonuçları

Bilgimiz kapsamında Dethloff (2011) veri seti için bilinen en iyi üst sınırlar aşağıdaki algoritmalar tarafından bulunmuştur.

KKS: Karınca Koloni Sistemi (Gajpal ve Abad, 2009)

PYYA: Paralel Yinelemeli Yerel Arama (Subramanian ve diğ. 2010)

DUKA: Değişken Uzunluklu Kemik Algoritması (Zachariadis ve diğ. 2010)

MPSO: Melez Parçacık Sürü Optimizasyonu (Goksal ve diğ. 2013)

Tezde, literatürde bulunan bu algoritmalara karşı önerilen yaklaşımın performansı karşılaştırılmıştır. Tablo 7.9’de algoritmalar ile KKS (Gajpal ve Abad, 2009) ve KKSGDKA, 40’ın üzerinde örnek ile karşılaştırılmasının bilgisayar sonuçları sunulmaktadır. Tablo 7.9’de Bilinen En İyi Çözüm (EİÇ) ortalama aralığı yüzdesel, EİÇ sayısı, ortalama bilgisayar zamanı son sıralardaki 40 örnek ile raporlanmıştır. EİÇ’lerden KKSGDKA, çözümlerinin ortalama yüzde ağırlığı 0.00% olmaktadır. Tablo 7.9’de sunulduğu gibi, Dethloff (2011) kıyaslama problemi örnekleri için KKSGDKA yaklaşımının ortalama bilgisayar süresi 6 saniyedir. Tablo

7.9'da yer alan sonuçların Subramanian ve diđ. (2011) tarafından optimal olmasının kanıtlanması belirtmeye deđerdir. Bu nedenle, çözüm kalitesinin geliştirilmesi mümkün deđildir.

**Tablo 7.9:** Dethloff's (2001) Data Seti İçin Hesaplama Sonuçları

Örnek	Literatürde Bilinen En İyi Çözüm Sonuçları		KKS (Gajpal ve Abad, 2009)				KKSGDKA			
	Ref.	BEİÇ	En İyi	Tek Çalıştırma	s	gap%	En iyi	ORT	s	gap%
SCA3-0	PYYA,DUKA,MPSO	635.62	635.62	635.62	6.00	0.00	635.62	635.62	4.77	0.00
SCA3-1	PYYA,DUKA,MPSO	697.84	697.84	697.84	6.00	0.00	697.84	697.84	5.24	0.00
SCA3-2	PYYA,DUKA,MPSO	659.34	659.34	659.34	6.00	0.00	659.34	659.34	7.47	0.00
SCA3-3	PYYA,DUKA,MPSO	680.04	680.04	680.04	6.10	0.00	680.04	680.34	5.20	0.00
SCA3-4	PYYA,DUKA,MPSO	690.50	690.50	690.50	5.70	0.00	690.50	690.50	4.96	0.00
SCA3-5	PYYA,DUKA,MPSO	659.91	659.91	659.91	5.10	0.00	659.91	659.91	5.18	0.00
SCA3-6	PYYA,DUKA,MPSO	651.09	651.09	651.09	6.10	0.00	651.09	651.11	4.68	0.00
SCA3-7	PYYA,DUKA,MPSO	659.17	659.17	659.17	6.80	0.00	659.17	659.17	6.06	0.00
SCA3-8	PYYA,DUKA,MPSO	719.48	719.47	719.47	5.40	0.00	719.48	719.56	4.51	0.00
SCA3-9	PYYA,DUKA,MPSO	681.00	681.00	681.00	6.00	0.00	681.00	681.00	7.08	0.00
SCA8-0	PYYA,DUKA,MPSO	961.50	961.50	961.50	11.00	0.00	961.50	961.50	5.33	0.00
SCA8-1	PYYA,DUKA,MPSO	1049.65	1049.65	1050.38	11.50	0.00	1049.65	1049.65	5.62	0.00
SCA8-2	PYYA,DUKA,MPSO	1039.64	1042.69	1044.48	11.90	0.00	1039.64	1041.62	6.05	0.00
SCA8-3	PYYA,DUKA,MPSO	983.34	983.34	983.34	11.30	0.00	983.34	983.34	8.39	0.00
SCA8-4	PYYA,DUKA,MPSO	1065.49	1065.49	1065.49	11.10	0.00	1065.49	1065.49	6.07	0.00
SCA8-5	PYYA,DUKA,MPSO	1027.08	1027.08	1027.08	11.30	0.00	1027.08	1027.14	6.96	0.00
SCA8-6	PYYA,DUKA,MPSO	971.82	971.82	971.82	12.00	0.00	971.82	971.82	7.76	0.00
SCA8-7	PYYA,DUKA,MPSO	1051.28	1052.17	1063.15	12.50	0.00	1051.28	1051.28	8.14	0.00
SCA8-8	PYYA,DUKA,MPSO	1071.18	1071.18	1071.18	11.00	0.00	1071.18	1071.22	7.06	0.00
SCA8-9	PYYA,DUKA,MPSO	1060.50	1060.50	1061.23	11.50	0.00	1060.50	1060.50	5.29	0.00
CON3-0	PYYA,DUKA,MPSO	616.52	616.52	616.52	8.30	0.00	616.52	616.52	6.80	0.00
CON3-1	PYYA,DUKA,MPSO	554.47	554.47	554.47	7.10	0.00	554.47	554.47	5.01	0.00
CON3-2	PYYA,DUKA,MPSO	518.00	518.00	519.11	6.90	0.00	518.00	518.00	7.55	0.00
CON3-3	PYYA,DUKA,MPSO	591.19	591.19	591.19	7.20	0.00	591.19	591.19	5.75	0.00
CON3-4	PYYA,DUKA,MPSO	588.79	588.79	588.79	6.00	0.00	588.79	588.79	3.90	0.00
CON3-5	PYYA,DUKA,MPSO	563.70	563.70	563.70	6.90	0.00	563.70	563.70	6.86	0.00
CON3-6	PYYA,DUKA,MPSO	499.05	499.05	499.05	7.30	0.00	499.05	499.05	8.54	0.00
CON3-7	PYYA,DUKA,MPSO	576.48	576.48	576.48	7.00	0.00	576.48	576.48	4.26	0.00
CON3-8	PYYA,DUKA,MPSO	523.05	523.05	523.05	7.40	0.00	523.05	523.05	3.89	0.00
CON3-9	PYYA,DUKA,MPSO	578.25	578.25	578.25	6.80	0.00	578.25	578.25	6.33	0.00
CON8-0	PYYA,DUKA,MPSO	857.17	857.17	857.17	12.30	0.00	857.17	857.17	5.40	0.00
CON8-1	PYYA,DUKA,MPSO	740.85	740.85	740.85	12.00	0.00	740.85	740.85	8.46	0.00
CON8-2	PYYA,DUKA,MPSO	712.89	712.89	712.89	13.00	0.00	712.89	712.89	4.79	0.00
CON8-3	PYYA,DUKA,MPSO	811.07	811.07	811.07	13.90	0.00	811.07	811.07	7.21	0.00
CON8-4	PYYA,DUKA,MPSO	772.25	772.25	772.25	11.90	0.00	772.25	772.25	6.70	0.00
CON8-5	PYYA,DUKA,MPSO	754.88	754.88	754.88	12.40	0.00	754.88	754.88	5.74	0.00
CON8-6	PYYA,DUKA,MPSO	678.92	678.92	678.92	12.40	0.00	678.92	678.92	4.36	0.00
CON8-7	PYYA,DUKA,MPSO	811.96	811.96	811.96	13.00	0.00	811.96	813.46	8.38	0.00
CON8-8	PYYA,DUKA,MPSO	767.53	767.53	767.53	12.50	0.00	767.53	767.53	6.16	0.00
CON8-9	PYYA,DUKA,MPSO	809.00	809.00	809	12.90	0.00	809.00	809.00	7.19	0.00
G. ORT.					9.29	0.00			6.13	0.00
BEİÇ Bulunan		40	40				40			

Her bir problem örneğinin en iyi çözümü koyu olarak vurgulanmıştır

**BEİÇ:** Bilinen En İyi Çözüm ; **Ref.:** En İyi Çözüm Referansı; **en iyi:** 10 tekrarlama en iyi çözüm; **ORT.:** 10 tekrar üzerinde ortalama çözüm; **Tek Çalıştırma:** Tek Çalıştırma KKS Çözümü; **s:** Ortalam hesaplama Süresi; **gap%:** En iyi bilinen ve en iyi bulunan çözüm arasındaki yüzdelik fark; **G.ORT.:** 40 Örneğin Ortalaması; **BEİÇ Bulunan:** Bulunan En İyi Çözüm Sayısı

#### 7.4.2 Salhi ve Nagy(1999) Veri Seti İçin KKSGDKA Sonuçları

Bu alt başlıkta ilk olarak KKSGDKA algoritmasının performansı, önerilen algoritma bu iki algoritma üzerine kurulduğu için, KKS (Gajpal ve Abad, 2009) ve DTDKA (Polat ve diğ. 2015<sup>a</sup>) Salhi ve Nagy (1999) data seti kullanılarak karşılaştırılmıştır.

CPU sürelerini karşılaştırmak, farklı algoritmalar farklı bilgisayarlarda test edildiği için doğru olmayacaktır. Kullanılan her makinenin CPU performansı konusunda fikir sunmak için Tablo 7.10'da yüksek skorların daha iyi performansı işaret ettiği Passmark kıyaslama yazılımı CPU skorlarına yer verilmiştir. Bununla birlikte program dillerinin farklı algoritmalarda farklı performans gösterdiği bilinmektedir. Buna ek olarak, programlama becerileri bir algoritmanın optimal çözümlere yaklaşma hızında belirgin etkiye sahiptir. Bu nedenle çözüm süresi metasezgisel algoritma için kabul edilebilir aralıkta olduğu sürece CPU süresinden ziyade çözüm kalitesine önem verilmektedir.

**Tablo 7.10:** CPU Performans Karşılaştırması

Algoritma	CPU used to implement	Programlama Dili	Skore <sup>a</sup>	Oran <sup>b</sup>
PVNS (Polat ve Diğ. 2015 <sup>a</sup> )	Intel Core 2 Duo 2.0 GHz	C#	1091	4.68
KKS (Gajpal ve Abad, 2009)	Intel Xeon 2.4 GHz	C	276	1.18
KKSGDKA	Intel Xeon 2.0 GHz	C++	233	1

a CPU Mark Rating score as of 29th of December 2015 - Higher results represent better performance  
b scaled CPU performance

Tablo 7.11'da belirtildiği gibi, KKSGDKA yaklaşımı için ortalama bilgisayar süresi, Salhi ve Nagy (1999) kıyaslama problem örneği için yaklaşık olarak 178 saniyedir. Tablo 7.11, KKSGDKA algoritmasının Salhi ve Nagy (1999) kıyaslama problemleri için makul sürede etkili sonuçlar ürettiğini teyit etmektedir. Tablo 6.10'da ortaya çıkan bir diğer sonuç ise KKS ve DKA algoritmalarının kombinasyonun, KKSGDKA'nın KKS ve DTDKA daha iyi performans sergilemesi nedeniyle uygulanabilir olmasıdır.

Bilgimiz dahilinde, Salhi ve Nagy (1999) veri seti üst sınırlarının yuvarlatılmış talep konfigürasyonunun aşağıdaki algoritmalar ile bulunmaktadır.

BKA: Büyük Komşuluk Arama (Ropke ve Pisinger, 2006)

PSO: Parçacık Sürü Optimizasyonu (Ai ve Kachitvichyanukul, 2009)

TARYA: Tabu Arama Ve Rehberli Yerel Arama (Zachariadis ve diğ. 2009)

KKS: Karınca Kolonisi Sistemi (Gajpal ve Abad, 2009)

SBAA: Kazanç Temelli Karınca Kolonis (Çatay, 2010)

DUKR: Değişken Uzunluklu Kemik Rutu (Zachariadis ve diğ. 2010)

PYYA: Paralel Yineleyen Yerel Arama (Subramanian ve diğ. 2010)

YYA: Yineleyen Yerel Arama (Jun ve Kim, 2012)

MPSO: Melez Parçacık Sürü Optimizasyonu (Goksal ve diğ. 2013)

DTDKA: Dağıtım Tabanlı Değişken Komşuluk Arama (Polat ve diğ. 2015<sup>a</sup>)

YYAAKS: Yineleyen Yerel Arama ile Güçlendirilmiş Adaptif Komşuluk Seçimi (Li ve diğ. 2015)

Bu nedenle Salhi ve Nagy (1999) veri setinin bilinene en iyi çözümlerinin bilgisayarlı sonuçlar ile karşılaştırması Tablo 7.11’da sunulmuştur. Burada bulunan çözümler literatürdeki ilgili referanslar ile örtüşmektedir.

**Tablo 7.11:** Salhi ve Nagy'nin(1999) Data Setinde KKSDKA, KKS ve DTDKA Karşılaştırması

Örnek			KKSGDKA			KKS (Gajpal ve Abad, 2009)				DTDKA (Polat ve diğ. 2015)			
CMT	#M	#Y	EİÇ	ORT.	M	EİÇ	Single run.	S	gap%	EİÇ	ORT.	S	gap%
1X	50	3	<b>466.77</b>	466.77	8.50	<b>466.77</b>	466.77	5.00	0.00	<b>466.77</b>	466.77	16.52	0.00
1Y	50	3	<b>466.77</b>	466.77	8.50	<b>466.77</b>	466.77	5.00	0.00	<b>466.77</b>	466.77	8.26	0.00
2X	75	6	<b>684.21</b>	684.21	32.50	<b>684.21</b>	688.05	20.75	0.00	<b>684.21</b>	684.29	44.92	0.00
2Y	75	6	<b>684.21</b>	684.21	36.50	684.94	688.26	22.25	0.11	<b>684.21</b>	684.21	46.73	0.00
3X	100	4	<b>721.27</b>	721.27	45.20	721.40	721.4	41.25	0.02	<b>721.27</b>	721.30	52.18	0.00
3Y	100	4	<b>721.27</b>	721.27	40.30	721.40	724.54	43.75	0.02	<b>721.27</b>	721.27	46.09	0.00
4X	150	7	<b>852.46</b>	852.46	142.10	854.12	857.19	131.75	0.19	<b>852.46</b>	852.48	118.97	0.00
4Y	150	7	<b>852.46</b>	852.46	136.35	855.76	860.85	140.25	0.39	<b>852.46</b>	852.48	136.37	0.00
5X	199	10	<b>1030.55</b>	1030.57	420.15	1034.87	1035.03	377.50	0.42	<b>1030.55</b>	1030.62	554.39	0.00
5Y	199	10	<b>1030.55</b>	1030.62	410.50	1037.34	1039.99	393.50	0.66	<b>1030.55</b>	1030.66	287.05	0.00
6X	50	6	<b>555.43</b>	555.43	32.50	<b>555.43</b>	555.43	14.00	0.00	<b>555.43</b>	555.43	47.00	0.00
6Y	50	6	<b>555.43</b>	555.43	32.30	<b>555.43</b>	555.43	13.75	0.00	<b>555.43</b>	555.43	47.30	0.00
7X	75	11	<b>900.12</b>	900.12	52.55	<b>900.12</b>	901.11	47.75	0.00	901.22	901.22	70.30	0.12
7Y	75	11	<b>900.12</b>	900.12	56.30	900.54	901.22	46.25	0.05	901.22	901.22	69.80	0.12
8X	100	9	<b>865.50</b>	865.50	120.25	<b>865.50</b>	865.5	80.75	0.00	<b>865.50</b>	865.50	224.60	0.00
8Y	100	9	<b>865.50</b>	865.50	127.50	<b>865.50</b>	865.5	77.75	0.00	<b>865.50</b>	865.50	162.70	0.00
9X	150	14	<b>1160.68</b>	1160.96	360.20	1161.54	1161.97	300.00	0.07	1161.24	1161.72	483.40	0.05
9Y	150	14	<b>1160.68</b>	1160.92	350.80	1161.54	1161.97	291.75	0.07	1161.24	1161.66	477.10	0.05
10X	200	18	<b>1373.40</b>	1375.77	880.50	1386.29	1401.13	773.50	0.93	1388.25	1388.72	1168.80	1.07
10Y	200	18	<b>1373.40</b>	1375.77	860.25	1395.04	1400.68	757.50	1.56	1388.25	1388.77	1112.10	1.07
11X	120	4	<b>833.92</b>	833.92	42.45	839.66	844.52	57.25	0.69	<b>833.92</b>	834.05	33.91	0.00
11Y	120	4	<b>833.92</b>	833.92	40.50	840.19	859.57	52.75	0.75	<b>833.92</b>	834.00	49.64	0.00
12X	100	5	<b>662.22</b>	662.22	38.25	663.01	663.09	36.25	0.12	<b>662.22</b>	662.22	33.91	0.00
12Y	100	5	<b>662.22</b>	662.22	41.50	663.50	663.5	39.25	0.19	<b>662.22</b>	662.26	33.34	0.00
13X	120	11	<b>1542.86</b>	1542.86	260.25	<b>1542.86</b>	1542.86	160.25	0.00	<b>1542.86</b>	1543.17	332.70	0.00
13Y	120	11	<b>1542.86</b>	1542.86	250.30	<b>1542.86</b>	1542.86	160.25	0.00	<b>1542.86</b>	1542.86	375.30	0.00
14X	100	10	<b>821.75</b>	821.75	85.50	<b>821.75</b>	821.75	78.50	0.00	<b>821.75</b>	821.75	228.50	0.00
14Y	100	10	<b>821.75</b>	821.75	83.70	<b>821.75</b>	821.75	74.75	0.00	<b>821.75</b>	821.75	204.60	0.00
G. ORT.					178.44			151.54	<b>0.22</b>			230.95	<b>0.09</b>

Her bir problem örneğinin en iyi çözümü koyu olarak vurgulanmıştır

**#M:** Müşteri Sayısı; **#Y:** En İyi Bilinen Çözümün Yol Sayısı; **BEİÇ:** Bilinen En İyi Çözüm; **Ref.:** En İyi Çözüm Referansı; **EİÇ:** 10 örnekte en iyi çözümler; **ORT.:** 10 tekrar üzerinde ortalama çözüm; **S:** Ortalama hesaplama Süresi; **gap%:** En iyi bilinen ve en iyi bulunan çözüm arasındaki yüzdelik fark; **G.ORT.:** 28 Örneğin Ortalaması

Tablo 7.12, CMT5X ve CMT5Y haricinde, literatürde bilinen en iyi sonuçların neredeyse tamamını yakalayabilmesi nedeniyle algoritmanın etkinliğini doğrular. Buna ek olarak, CMT7Y, CMT9X, CMT9Y, CMT10X ve CMT10Y problem örneklerinde gelişmeler elde edilmiştir.



**Tablo 7.12:** Salhi ve Nagy'nin (1999) Veri Seti İçin Hesaplama Sonuçları

Instance	Literatürde Şimdiye Kadar Yapılmış En İyi Çözüm				KKS GDKA			
	#M	#Y	BEİÇ	Ref.	#Y	EİÇ	ORT.	gap%
1X	50	3	<b>466.77</b>	BKA,PSO,MPSO,KKS,PYYA,YYA,DDTLA,YYA AAKS	3	<b>466.77</b>	466.77	0.00
1Y	50	3	<b>466.77</b>	BKA,PSO,MPSO,KKS,PYYA,DDTLA,YYA AAKS	3	<b>466.77</b>	466.77	0.00
2X	75	6	<b>684.21</b>	KKS, TARYA, DUKA, PYYA, MPSO, DTDKA	6	<b>684.21</b>	684.21	0.00
2Y	75	6	<b>684.21</b>	KKS, TARYA, DUKA, PYYA, MPSO, DTDKA	6	<b>684.21</b>	684.21	0.00
3X	100	4	<b>721.27</b>	TARYA, PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA	4	<b>721.27</b>	721.27	0.00
3Y	100	4	<b>721.27</b>	TARYA, PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA	4	<b>721.27</b>	721.27	0.00
4X	150	7	<b>852.46</b>	TARYA, PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA,YYA AAKS	7	<b>852.46</b>	852.46	0.00
4Y	150	7	<b>852.46</b>	TARYA, PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA	7	<b>852.46</b>	852.46	0.00
5X	199	9	<b>1029.25</b>	PYYA	10	1030.55	1030.57	0.10
5Y	199	9	<b>1029.25</b>	PYYA	10	1030.55	1030.62	0.10
6X	50	6	<b>555.43</b>	ACS, DTKA, YYA AAKS	6	<b>555.43</b>	555.43	0.00
6Y	50	6	<b>555.43</b>	ACS, DTKA, YYA AAKS	6	<b>555.43</b>	555.43	0.00
7X	75	11	<b>900.12</b>	KKS	11	<b>900.12</b>	900.12	0.00
7Y	75	11	900.54	KKS	11	<b>900.12</b>	900.12	<b>-0.05</b>
8X	100	9	<b>865.50</b>	BKA, YYA, KKS, SBAA, DTDKA, YYA AAKS	9	<b>865.50</b>	865.50	0.00
8Y	100	9	<b>865.50</b>	YYA, KKS, SBAA, DTDKA, YYA AAKS	9	<b>865.50</b>	865.50	0.00
9X	150	14	1161.24	DTDKA	14	<b>1160.68</b>	1160.96	<b>-0.05</b>
9Y	150	14	1161.24	DTDKA	14	<b>1160.68</b>	1160.92	<b>-0.05</b>
10X	200	18	1386.29	KKS	18	<b>1373.40</b>	1375.77	<b>-0.93</b>
10Y	200	18	1388.25	DTDKA	18	<b>1373.40</b>	1375.77	<b>-1.07</b>
11X	120	4	<b>833.92</b>	PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA	4	<b>833.92</b>	833.92	0.00
11Y	120	4	<b>833.92</b>	PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA	4	<b>833.92</b>	833.92	0.00
12X	100	5	<b>662.22</b>	TARYA, PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA	5	<b>662.22</b>	662.22	0.00
12Y	100	5	<b>662.22</b>	TARYA, PYYA, DUKA, MPSO, DTDKA	5	<b>662.22</b>	662.22	0.00
13X	120	11	<b>1542.86</b>	KKS,DTDKA	11	<b>1542.86</b>	1542.86	0.00
13Y	120	11	<b>1542.86</b>	KKS,DTDKA	11	<b>1542.86</b>	1542.86	0.00
14X	100	10	<b>821.75</b>	YYA, KKS, KTKA, DTDKA, YYA AAKS	10	<b>821.75</b>	821.75	0.00
14Y	100	10	<b>821.75</b>	YYA, KKS, DTDKA, YYA AAKS	10	<b>821.75</b>	821.75	0.00
G. Ort.								<b>-0.07</b>

Her bir problem örneğinin en iyi çözümü koyu olarak vurgulanmıştır

**#M:** Müşteri Sayısı; **#Y:** En iyi Bilinen Çözümün Yol Sayısı; **BEİÇ:** Bilinen En İyi Çözüm; **Ref.:** En İyi Çözüm Referansı; **EİÇ:** 10 örnekte en iyi çözümler; **ORT.:** 10 tekrar üzerinde ortalama çözüm; **S:** Ortalam hesaplama Süresi; **gap%:** En iyi bilinen ve en iyi bulunan çözüm arasındaki yüzdelik fark; **G.ORT.:** 28 Örneğin Ortalaması

## 8. SONUÇ VE ÖNERİLER

ETDARP'ni etkin bir şekilde çözen önerilen melez algoritma, insan ve mal taşımacılığında doğrudan uygulanabilir. Önerilen melez algoritma yalnızca eş zamanlı toplama ve dağıtma vakalarında test edilmekle birlikte, ufak modifikasyonlarla diğer pek çok ARP değişkenlerini çözecek şekilde genişletilebilir. Bu nedenle, çeşitli ARP türlerini çözme ihtiyacı olan pek çok kullanıcıya yönelik araç rota çözümleyici tasarlayan yazılım geliştiriciler için önem taşıyan yüksek esnekliğe sahiptir. Buna ek olarak, algoritma, yoğunlaştırma ve çeşitlendirme fazlarının iki yerleşik algoritma tarafından ayrı ele alınması sayesinde kolay anlaşılır ve uygulanır.

Böylelikle metasezgisel algoritma için istenen yalınlık özelliğine sahiptir. Önerilen algoritmanın pek çok kıyaslama problemi için istikrarlı bir şekilde iyi çözüm üretmedeki başarı sayesinde elde ettiği güç önceki kısımlarda sunulan detaylı test sonuçları incelendiğinde anlaşılabilir. Tek işlemcinin hızı son otuz yılda önemli bir şekilde geliştirilmekle birlikte, bilgisayar kapasitesi komplike ve daha büyük ölçekli problemleri yeteri kadar hızlı çözmeye yetersiz kalabilir. İşlemcilerin paralel işlem kapasitesi sağlayan pek çok çekirdek ile donanım sahibi olması nedeniyle gelecek nesil cihazlardan tam anlamıyla faydalanmak için algoritmaların paralelleştirilmesi önerilebilir. Bu çalışmada önerilen algoritma paralel çalışmamakla birlikte, farklı çekirdeklere farklı ilk çözümünden başlayarak ve birbirleri ile işbirliği yapan çeşitli kopyaların çalıştırılması ile yalın bir şekilde paralelleştirilebilir. Böylece, zamanın çok önemli olduğu durumlarda iyi çözümler daha hızlı elde edilebilir. Genellikle parametrelere daha az duyarlı ve daha az parametreye sahip metasezgiseller tercih edilmektedir. DKA daha az parametre gerektirmekle birlikte, KKS nispeten daha çok parametre gerektirmektedir. Sonuç olarak, birleşik algoritmanın parametre sayısı ve basamak kombinasyonlarına duyarlılık açısından zayıf olduğu düşünülebilir. Tablo 8.13'de yukarıda önerilen çözüm yaklaşımının güçlü ve zayıf yanları özetlenmiştir.

**Tablo 8.13:** Önerilen Çözümün Güçlü ve Zayıf Yönleri

Güçlü Yönleri	Zayıf Yönleri
- İnsan ve Ürün Taşınması sektöründe direk uygulamaların olması	- Nispeten daha fazla parametre gerektirir.
- Esnek	- Parametreler Duyarlı
- Basit	
- Sağlam	
- Paralleleştirilebilir	

Teoride KKS ve DKA kombinasyonlu önerilen çözüm yaklaşımı, literatürün tersine, KKS dağıtım mekanizması için ana DKA algoritmasının alt prosedürü olarak çalıştığı için ilginç bir fikirdir. Böylece, alternatif çeşitlendirme stratejisi KKS'nin global arama kapasitesi kullanılarak tanımlanmıştır.

Bulgular birkaç daha önemli çıkarım daha sağlamaktadır. Öncelikle, ETDARP literatüründe gelecekte yapılacak çalışmaların kıyaslama amacı için referans olacak en iyi ve yeni çözümleri sağlayan etkili bir çözüm yaklaşımı önererek araç rotalama literatürüne katkı sağlamaktadır. Ek olarak, yoğunlaştırma ve çeşitlendirme dengesi metasezgisel algoritmalarda her zaman istendiği için diğer ARP varyantlarına ek olarak NP-zor problemleri sınıfındaki diğer kombinasyonel optimizasyon problemlerine adapte edilebilir. Son olarak, bu özgün düşünce stratejilerin yoğunlaştırılma ve çeşitlendirilmesinin önemine ışık tuttuğu için yeni algoritma tasarımlarını ortaya çıkarabilir. Yakın gelecekte uzman ve akıllı sistemler için daha kısa zamanda daha iyi sonuç çıkaran daha iyi optimizasyonlar önemli olacağından, güçlülük, yalınlık, esneklik ve hız anlamında yapılacak algoritma performans iyileştirmeleri son derece değerlidir.

Güçlü bilgisayarlar ile uzman ve akıllı yazılım sistemlerine entegre edilen yüksek performanslı algoritmaların kombinasyonu yakın gelecekte her hangi bir alanda zamana karşı yarışta önemli yere sahip olacaktır. Bu çalışmada, eş zamanlı toplama ve dağıtım ile zaman kısıtlı ve zaman kısıtsız araç rotalama problemini çözmek için karınca koloni sistemi ile değişken komşuluk arama yöntemi kombinasyonu yapan melez bir metasezgisel algoritma önerdik. KKS algoritmasının avantajı dağıtılmış bir uzun süreli hafıza yapısını kullanmasıdır. Dezavantajı ise etkili

sonular elde etmek iin lokal arama stratejilerini kullanması gerekliliėidir. DKA algoritması ise, hafıza yapısına sahip olmamakla birlikte yoėun bir lokal arama sunma avantajına sahiptir. KKS ve DKA dezavantajları literatürde geniř bir řekilde iřlenmiřtir. KKSGDKA sisteminde ama bir araya getirildiklerinde diėerinin eksikliklerini giderecek řekilde her iki algoritmanın performansını geliřtirmektir. Bu yaklařımda deėiřken komřuluk arama yaklařım kenarlardan feromon salarken, karıncalar bu feromon bilgisini kullanarak yol semekte ve bylece karınca koloni sistemi deėiřken komřuluk arama algoritmasının lokal optimum zmlerinden ileri gitmesine imkan saėlayacak bir daėıtım mekanizması sunmuřtur. Bu yolla, DKA algoritması KKS algoritması yardımı ile hafıza mekanizması kullanır. Kıyaslama problem rnekleri ile yapılan bilgisayar deneyleri, KKSGDKA sisteminin tek daėıtım mekanizması ile DKA'nin ve lokal arama stratejileri eki ile KKS'nin nne getiėini genel olarak gstermektedir. Ek olarak, literatürde ele alınan algoritmalara kıyasla nerilen algoritma zm kalitesi ve CPU sresi anlamında iyi performans gstermiřtir. Bu strateji ara rotalama problemi deėiřkenlerine uygulanarak daha fazla arařtırma yapılabilir. Ayrıca, KKSGDKA iin eřitli CPU iř paraları kullanan paralelleřtirme stratejileri denenmeye deėerdir.

## 9. KAYNAKLAR

Ai, T. J., Kachitvichyanukul, V., "A particle swarm optimization for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery", *Computers & Operations Research*, 36 (5), 1693-1702, (2009).

Alfredo Tang Montané, F., Galvão, R. D., "A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service", *Computers & Operations Research*, 33 (3), 595-619, (2006).

Altinel, I. K., Oncan, T., "A new enhancement of the Clarke and Wright savings heuristic for the capacitated vehicle routing problem", *Journal of the Operational Research Society*, 56 (8), 954-961, (2005).

Avci, M., Topaloglu, S., "An adaptive local search algorithm for vehicle routing problem with simultaneous and mixed pickups and deliveries", *Computers & Industrial Engineering*, 83, 15-29, (2015).

Berbeglia, G., Cordeau, J.-F., Gribkovskaia, I., Laporte, G., "Static pickup and delivery problems: a classification scheme and survey", *TOP*, 15 (1), 1-31, (2007).

Bianchessi, N., Righini, G., "Heuristic algorithms for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery", *Computers & Operations Research*, 34 (2), 578-594, (2007).

Çatay, B., "A new saving-based ant algorithm for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery", *Expert Systems with Applications*, 37 (10), 6809-6817, (2010).

Chen, J. F., Wu, T. H., "Vehicle routing problem with simultaneous deliveries and pickups", *J Oper Res Soc*, 57 (5), 579-587, (2005).

Clarke, G., Wright, J. W., "Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points", *Operations Research*, 12 (4), 568-581, (1964).

Coelho, I. M., Munhoz, P. L. A., Ochi, L. S., Souza, M. J. F., Bentes, C., Farias, R., "An integrated CPU-GPU heuristic inspired on variable neighbourhood search for the single vehicle routing problem with deliveries and selective pickups", *International Journal of Production Research*, 1-18, (2015).

Crispim, J., Brandao, J., "Metaheuristics applied to mixed and simultaneous extensions of vehicle routing problems with backhauls", *J Oper Res Soc*, 56 (11), 1296-1302, (2005).

Dantzig, G. B., Ramser, J. H., "The Truck Dispatching Problem", *Management Science*, 6 (1), 80-91, (1959).

Dell'Amico, M., Righini, G., Salani, M., "A branch-and-price approach to the vehicle routing problem with simultaneous distribution and collection", *Transportation Science*, 40 (2), 235-247, (2006).

Dethloff, J., "Vehicle routing and reverse logistics: The vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up", *OR Spektrum*, 23 (1), 79-96, (2001).

Dorigo, M., Gambardella, L. M., "Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem", *Evolutionary Computation*, IEEE Transactions on, 1 (1), 53-66, (1997).

Gajpal, Y., Abad, P., "An ant colony system (ACS) for vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup", *Computers & Operations Research*, 36 (12), 3215-3223, (2009).

Goksal, F. P., Karaoglan, I., Altiparmak, F., "A hybrid discrete particle swarm optimization for vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery", *Computers & Industrial Engineering*, 65 (1), 39-53, (2013).

Hansen, P., Mladenović, N., "Variable neighborhood search: Principles and applications", *European Journal of Operational Research*, 130 (3), 449-467, (2001).

Hansen, P., Mladenović, N., Moreno Pérez, J., "Variable neighbourhood search: methods and applications", *Ann Oper Res*, 175 (1), 367-407, (2010).

Jun, Y., Kim, B.-I., "New best solutions to VRPSPD benchmark problems by a perturbation based algorithm", *Expert Systems with Applications*, 39 (5), 5641-5648, (2012).

Kalayci, C. B., Polat, O., Gupta, S. M., "A hybrid genetic algorithm for sequence-dependent disassembly line balancing problem", *Ann Oper Res*, 242 (2), 321-354, (2016).

Li, J., Pardalos, P. M., Sun, H., Pei, J., Zhang, Y., "Iterated local search embedded adaptive neighborhood selection approach for the multi-depot vehicle routing problem with simultaneous deliveries and pickups", *Expert Systems with Applications*, 42 (7), 3551-3561, (2015).

Min, H., "The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points", *Transportation Research Part A: General*, 23 (5), 377-386, (1989).

Mladenović, N., Hansen, P., "Variable neighborhood search", *Computers & Operations Research*, 24 (11), 1097-1100, (1997).

Nagy, G., Salhi, S. d., "Heuristic algorithms for single and multiple depot vehicle routing problems with pickups and deliveries", *European Journal of Operational Research*, 162 (1), 126-141, (2005).

Polat, O., Gunther, H.-O., Kulak, O., "The feeder network design problem: Application to container services in the Black Sea region", *Maritime Econ Logistics*, 16 (3), 343-369, (2014).

Polat, O., Kalayci, C. B., Kulak, O., Günther, H.-O., "A perturbation based variable neighborhood search heuristic for solving the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery with Time Limit", *European Journal of Operational Research*, 242 (2), 369-382, (2015<sup>a</sup>).

Polat, O., Kalayci, C. B., Mutlu, Ö., Gupta, S. M., "A two-phase variable neighbourhood search algorithm for assembly line worker assignment and balancing problem type-II: an industrial case study", *International Journal of Production Research*, 54 (3), 722-741, (2015<sup>b</sup>).

Polat, O., Kulak, O., Günther, H.-O., "An adaptive neighborhood search approach for VRPSPDTL", *The 2th International Conference on Logistics and Maritime Systems*, Bremen, Germany, 429-437, (2012).

Ropke, S., Pisinger, D., "A unified heuristic for a large class of Vehicle Routing Problems with Backhauls", *European Journal of Operational Research*, 171 (3), 750-775, (2006).

Salhi, S., Nagy, G., "A Cluster Insertion Heuristic for Single and Multiple Depot Vehicle Routing Problems with Backhauling", *The Journal of the Operational Research Society*, 50 (10), 1034-1042, (1999).

Subramanian, A., Drummond, L. M. A., Bentes, C., Ochi, L. S., Farias, R., "A parallel heuristic for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery", *Computers & Operations Research*, 37 (11), 1899-1911, (2010).

Subramanian, A., Uchoa, E., Pessoa, A., Ochi, L., "Branch-cut-and-price for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery", *Optim Lett*, 7 (7), 1569-1581, (2013).

Subramanian, A., Uchoa, E., Pessoa, A. A., Ochi, L. S., "Branch-and-cut with lazy separation for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery", *Operations Research Letters*, 39 (5), 338-341, (2011).



Tasan, A. S., Gen, M., "A genetic algorithm based approach to vehicle routing problem with simultaneous pick-up and deliveries", *Computers & Industrial Engineering*, 62 (3), 755-761, (2012).

Tovey, C. A., "Tutorial on Computational Complexity", *Interfaces*, 32 (3), 30- 61, (2002).

Wang, C., Mu, D., Zhao, F., Sutherland, J. W., "A parallel simulated annealing method for the vehicle routing problem with simultaneous pickup-delivery and time windows", *Computers & Industrial Engineering*, 83, 111-122, (2015).

Wassan, N., Wassan, A. H., Nagy, G., "A reactive tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pickups and deliveries", *J Comb Optim*, 15 (4), 368-386, (2008).

Wei, L., Zhang, Z., Zhang, D., Lim, A., "A variable neighborhood search for the capacitated vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints", *European Journal of Operational Research*, 243 (3), 798-814, (2015).

Zachariadis, E. E., Kiranoudis, C. T., "A local search metaheuristic algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-ups and deliveries", *Expert Systems with Applications*, 38 (3), 2717-2726, (2011).

Zachariadis, E. E., Tarantilis, C. D., Kiranoudis, C. T., "A hybrid metaheuristic algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up service", *Expert Systems with Applications*, 36 (2, Part 1), 1070-1081, (2009).

Zachariadis, E. E., Tarantilis, C. D., Kiranoudis, C. T., "An adaptive memory methodology for the vehicle routing problem with simultaneous pick-ups and deliveries", *European Journal of Operational Research*, 202 (2), 401-411, (2010).

## 10. ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Can Kaya  
Doğum Yeri ve Tarihi : İzmir 30/05/1980  
Lisans Üniversitesi : Kocaeli Üniversitesi  
Elektronik posta :can.kaya@cci.com.tr  
İletişim Adresi :Başkarcı M. 1057 Sk No:16  
Merkezefendi/Denizli

### Yayın Listesi :

- Kalayci, C. B., Kaya, C., "An ant colony system empowered variable neighborhood search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery" , *Expert Systems with Applications*, 66, 163-175, (2016).