



AÇIK UÇLU ÇOKLU GEZGİN SATICI PROBLEMİ VE BİR ÇÖZÜM ÖNERİSİ

Zühal KARTAL^{1*}

¹Eskişehir Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Eskişehir, Türkiye

Anahtar Kelimeler

Açık Uçlu Gezgin Satıcı
Problemi,
Makine Öğrenmesi,
K-Medoids Algoritması,
En Yakın Komşuluk Araması
Algoritması.

Öz

Çoklu gezgin satıcı problemi, bir tura tek bir depodan başlayan ve turu depoda bitiren m adet satıcı için her bir şehrin yalnızca bir kez ziyaret edilmesi kısıtı altında, oluşan m adet turun toplam maliyetini minimize etmeyi amaçlar. Açık uçlu çoklu gezgin satıcı probleminde ise, m adet satıcı depoya geri dönme zorunluluğu olmadan, turu en son ziyaret ettikleri şehirde tamamlarlar. Problemin amacı, m adet satıcının oluşturduğu rotaların toplam mesafesinin en küçüklenmesini sağlamaktır. Bu probleme lojistik sektöründe özellikle kargo taşımacılığında rastlanmaktadır. Bu çalışma ile, açık uçlu çoklu gezgin satıcı problemine açık kaynak kodlu yazılımlar kullanılarak bir çözüm önerisinde bulunulmuştur. İlk olarak m adet satıcının gezeceği şehirler denetimsiz makine öğrenmesi algoritmalarından K-Medoids Kümeleme Algoritmasıyla belirlenmiş, ardından En Yakın Komşuluk Algoritması ile rotalar oluşturulmuştur. Önerilen yöntemin başarısı literatürden kümelennmiş, rassal ve hibrid rassal-kümelennmiş olarak sunulmuş özellikler gösteren veri setleri üzerindeki denenerek, performansı Gurobi ticari çözücüsünden alınan optimal çözümlerle karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, önerilen yöntemin kabul edilebilir seviyede başarılı olduğunu ancak, farklı özellikler taşıyan veri setlerinde farklı davranışlar sergilediğini göstermektedir.

OPEN MULTIPLE TRAVELLING SALESMAN PROBLEM AND A SOLUTION PROPOSAL

Keywords

Open Multiple Travelling
Salesman Problem,
Machine Learning,
K-Medoids Algorithm,
Nearest Neighborhood
Algorithm.

Abstract

The multiple traveling salesman problem aims to minimize the total cost of m tours while visiting each city only once from sellers who start a tour from a single depot and finish the tour at the same depot. In the open multiple traveling salesman problem, m sellers complete the tour in the city they last visited without returning to the depot. The aim of the problem is to minimize the total travelled distance formed by m sellers. This problem is encountered in the logistics sector, especially in cargo transportation. In this study, a solution is proposed to solve by using open source softwares. First, the cities to be visited by m sellers are determined by the K-Medoids Clustering Algorithm which is an unsupervised machine learning algorithm, and then the routes are formed with the Nearest Neighborhood Algorithm. The performance of the proposed method was tested on datasets with different clustering characteristics such as clustered, random and a hybrid random-clustered dataset from the literature. Its performance was compared with the optimal solutions taken from the Gurobi commercial solver. The results indicate that the proposed method is reasonably successful; however, it exhibits different behaviors on datasets with distinct characteristics.

Alıntı / Cite

Kartal, Z., (2023). Açık Uçlu Çoklu Gezgin Satıcı Problemi ve Bir Çözüm Önerisi, Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi, 11(4), 1517-1528.

Yazar Kimliği / Author ID (ORCID Number)

Zühal Kartal, 0000-0002-0076-7418

Makale Süreci / Article Process

Başvuru Tarihi / Submission Date	03.08.2023
Revizyon Tarihi / Revision Date	29.10.2023
Kabul Tarihi / Accepted Date	10.11.2023
Yayın Tarihi / Published Date	30.12.2023

* İlgili yazar / Corresponding author: zkartal@eskisehir.edu.tr, +90-222-213-8244

OPEN MULTIPLE TRAVELLING SALESMAN PROBLEM AND A SOLUTION PROPOSAL

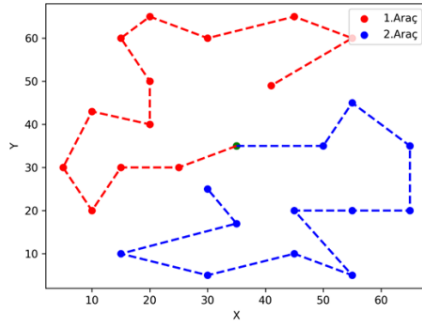
Zühal Kartal[†]

Eskişehir Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Eskişehir, Türkiye

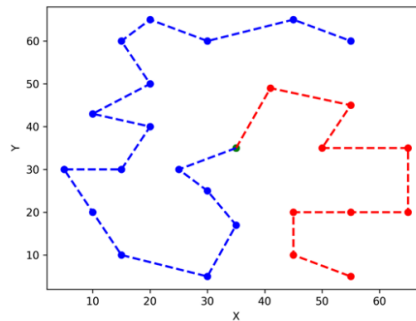
Highlights

- An open multiple travelling salesman problem is studied.
- A mathematical formulation from the literature is modified.
- A hybrid algorithm is proposed which combines a machine learning based clustering algorithm and nearest neighborhood algorithm for the solution.

Graphical Abstract



Şekil a. (Figure.a.) Önerilen Algoritma Sonuçları
(Results of the Proposed Algorithm)



Şekil b. (Figure b.) Gurobi Sonuçları (Results of Gurobi Solver)

Şekil./Figure. R101_25_2 örneğinde Önerilen Algoritma ve Gurobi Çözümlerinin Gösterimi (Results of the Proposed Algorithm and Gurobi Solver on R101_25_2)

Purpose and Scope

The purpose of this paper is to develop a solution algorithm to the Open Multiple Travelling Salesman Problem and to investigate the effect of the algorithm on different data sets from the literature.

Design/methodology/approach

In this study, for the solution of the Open Multiple Travelling Salesman Problem, a hybrid algorithm is proposed which combines K-Medoids algorithm for clustering and Nearest Neighborhood Algorithm for routing.

Findings

The proposed algorithm is able to solve the problems on average of %14.7 gap on clustered datasets, on average of %10.5 gap on random datasets and on average of %8.1 gap on clustered-random data sets in microseconds.

Research limitations/implications

The algorithm can be applied to different multiple travelling salesman or any vehicle routing problem with either single depo tor multiple depot settings.

Practical implications

This study is motivated by a real life cargo company's operations; therefore, we proposed a solution methodology in which we use open source programs; therefore, this approach could be easily adapted by a decision maker in logistics sector.

Social Implications

Applying this proposed algorithm in the real life logistics problems on cargo sector could cause a reduction in CO₂ emissions.

Originality

The proposed algorithm has been applied to an open multiple travelling salesman problem for the first time. Decision makers in logistics sector as well as researchers on logistics problems can get valuable benefits on this study.

[†] Corresponding author: zkartal@eskisehir.edu.tr, +90-222-213-8244

1. Giriş (Introduction)

Teknoloji ve rekabetin gelişmesiyle birlikte lojistik uygulama alanları git gide hayatımızda önemli bir yer teşkil etmektedir. Bir ürünü üretirken maliyetini düşürmenin yollarından biri, nakliye maliyetini en aza indirerek bir yerden bir yere en az maliyetle taşınabilmesidir. Bu nedenle günümüzde araç rotalama probleminin (ARP) günlük hayattaki gerçek uygulamaları, araştırmacıları her geçen gün daha fazla önem vermeye ve farklı açılardan incelemeye yöneltmiştir. Ayrıca, özellikle pandemiden sonra global anlamda artan e-ticaret alışverişlerinin müşteri memnuniyetini sağlayacak şekilde ulaştırılması zorunluluğu lojistik problemlerine çok daha fazla önem verilmesini gerektirmektedir.

Klasik Araç Rotalama probleminde, depodaki bir araç filosu, her bir araca tahsis edilen müşterilerin toplam talebinin sabit kapasiteyi aşmaması ve her müşteriye yalnızca bir müşterinin hizmet vermesi koşuluyla, araçların katettikleri toplam mesafenin en küçüklenmesi hedeflenmektedir. Bu problemde, tüm araçların özellik olarak aynı olduğu varsayımının yanı sıra, araçların müşterilere yalnızca tek bir tür ürün teslim etmesi gerekmektedir. Dağıtım, depolama ve taşıma sistemlerinin önemi arttıkça lojistik sistemlerin tasarım ve optimizasyonu kapsamındaki akademik çalışmalar da çeşitlenerek artmaktadır. Bu nedenle son 50 yılda literatürde çeşitli tipteki ARP'ler ile karşılaşmıştır. Açık uçlu ARP'de (AUARP), araçlar müşteri taleplerini karşıladıktan sonra depoya geri dönmeden turlarını tamamlarlar (Sariklis and Powell, 2000). Literatürde; ziyaret edilen müşterilere hem kargo bırakma hem de alma işlemi Eş Zamanlı Topla/Dağıt ARP (Ropke ve Pisinger, 2006); müşterilere belli bir zaman aralığında dağıtım yapılması gerekliliğinde Zaman Pencereci ARP (Solomon, 1987); eldeki filodaki araçların kapasite olarak birbirinden farklı olması durumunda Heterojen ARP (Gendreau vd., 1999); bir aracın katedeceği mesafe/sürenin bir limiti olması durumunda Mesafe/Süre Kısıtlı ARP (Oropeza vd., 2012) gibi ARP çeşitleri ile karşılaşmıştır. İlgili okuyucular için bir araştırma ve sınıflandırma makalesi olan Mor ve Speranza (2020) yayını inceleyebilirler.

ARP'de bir depodan çıkan araçların kapasite kısıtı olmaması durumunda ise bu problem Çoklu Gezgin Satıcı Problemi'ne (ÇGSP) indirgenmektedir. Bu çalışmada, ÇGSP'nin bir çeşidi olan Açık Uçlu ÇGSP (AUÇGSP) üzerinde çalışılmıştır. Açık uçlu çoklu gezgin satıcı problemi, lojistik uygulamalarında sıklıkla karşılaşılan bir problemdir. Bu çalışmanın motivasyonu, kargo şirketlerinin günlük dağıtım operasyonlarına dayanmaktadır. Kargo şirketlerinin günlük dağıtımlarında, genellikle kuryelerin dağıtım yapacağı bölgeler bellidir. Ayrıca, Türkiye'de hacimleri büyük gönderilerin kargo şirketleri tarafından yapılmadığı bilindiği için, araçların kapasite kısıtını aşma durumu genellikle söz konusu olmamaktadır. Kuryelerin, özellikle akşam dağıtımlarından sonra kargolarını son noktada bırakıp şubeye geri dönmelerinden dolayı, problem AUÇGSP olarak karşımıza çıkmaktadır. Ayrıca bu problem ile, büyük lojistik firmalarının filo kiralama durumu da karşılaşılmaktadır. Kiralanan filolardaki araç sürücüleri, son müşteri ziyaretinin ardından, depoya geri dönmek zorunluluğunda olmadıklarından, yine AUÇGSP söz konusu olmaktadır. AUÇGSP'nin bir diğer uygulamasına ise, hastanelerin evde bakım servisi verme hizmetlerinde rastlanmaktadır. Bir araçta sadece doktor, hemşire ve şoförün olduğu durumda, hastalar ziyaret edildikten sonra aracın hastaneye geri dönme zorunluluğu bulunmaktadır.

AUÇGSP ve AUARP'nin çözümü için ise literatür incelendiğinde, genellikle sezgisel ve metasezgisel algoritmaların geliştirildiği görülmektedir. Yerel arama algoritması, yasaklı arama ve genetik algoritmalar, bu problemin çözümü için kullanılan algoritmalarından bazılarıdır (Brandão, 2004; Shao vd., 2019; Purusotham ve Thenepalle, 2021). Son yıllarda ise literatürde, sadece metasezgisel algoritmaları kullanmak yerine, araştırmacıların matematiksel programlama teknikleri ve sezgisel çözüm yöntemlerinin/metasezgisellerin hibridleştirilmesi sonucu geliştirdikleri matsezgisel yöntemler de mevcuttur (Cai vd., 2018; Lysgaard vd., 2020).

Problemin çözümü için ele alınacak bir diğer yaklaşım ise makine öğrenmesi tekniklerinden faydalanmak şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Bilindiği üzere makine öğrenmesi algoritmaları, denetimli ve denetimsiz olmak üzere iki kategoriye ayrılmaktadır. Denetimli öğrenmede, bilgisayar daha önce doğru sınıflandırılmış bir veri kaynağı ile eğitilir. Bu eğitimden çıkarılan anlamlı sonuçlar daha önce bilinmeyen verilerde kullanılır. Sıklıkla kullanılan gözetimli öğrenme algoritmaları Destek Vektör Makineleri, Lojistik Regresyon (LR), Karar Ağaçları ve K-En Yakın Komşuluk Algoritması (K-NN) olarak karşımıza çıkmaktadır. Denetimsiz öğrenmede, bilgisayar ortaya konulan modelde gizli kalıpları kendisi belirlemeye çalışarak, anlamlı bir sonuç çıkarmaya çalışır. Denetimsiz öğrenme algoritmalarından başlıcaları ise K-Medoids, K-Means ve DBSCAN olarak sıralanabilir (Sanlı ve Kartal, 2023).

Son yıllarda makine öğrenmesi tekniklerini uygulayan topluluğun kombinatoriyal eniyileme problemlerini sadece makine öğrenmesi teknikleri ile çözmeye çalıştığı bazı yayınlar mevcuttur (Sun vd., 2021; Nazari vd., 2018). Hem yönelem araştırması hem de makine öğrenmesi tekniklerine aşına olan araştırmacıların bir kısmı da bu iki tekniği birleştirme yönünde araştırmalar yapmışlardır (Günesen ve Kapanoğlu, 2020; Sanlı ve Kartal, 2023). Denetimsiz makine öğrenmesi tekniklerinin AUÇGSP'yi çözmesi için AUARP için öne sürülen, Önce Rotala sonra Kümele veya Önce Kümele sonra Rotala yöntemleriyle hibridleştirildiği yöntemler kullanılması mümkündür. Önce Rotala Sonra

Kümele algoritmalarında önce depodan başlayıp tüm müşterileri ziyaret edecek şekilde bir gezgin satıcı problemi çözülür, ardından bu çözüm araçların kapasitelerini dikkate alarak kaç adet araç varsa kapasite aşmayacak şekilde araç sayısına bölünerek çözüme gidilir. Önce Kümele sonra Rotala algoritmalarında ise önce düğümler kümelenecek araçlara atanır, kapasite kontrolünün ardından bir gezgin satıcı problemi algoritmasıyla son çözüme ulaşılır.

Bu çalışmada ise, Önce Kümele sonra Rotala algoritması sınıflandırmasına girecek şekilde AUÇGSP için bir çözüm aranmıştır. Probleme öncelikle denetimsiz makine öğrenmesi algoritmalarından K-Medoids kümeleme algoritmasıyla düğümlerin araçlara atanması ile başlanmıştır. Araçlara atanan düğümler belirlendikten sonra ise, her bir kümedeki rotaları oluşturmak için açık uçlu bir rota oluşturmak için en yakın komşuluk arama algoritması kullanılmıştır. Literatürde bilindiği kadarıyla kümeleme algoritmalarından K-Medoids algoritmasını kullanarak araçlara atama yapıp, ardından en yakın komşuluk algoritmasını kullanarak rotaları oluşturup AUÇGSP'yi çözen bir yaklaşıma rastlanmamıştır.

Bu çalışmada, ayrıca önerilen algoritmanın başarısı GUROBI ticari çözücüsü ile karşılaştırılmıştır. Çalışmanın literatüre iki katkısı olduğu düşünülmektedir. AUÇGSP gerçek hayattaki lojistik problemlerinde oldukça sık karşılaşılmamasına rağmen, çözüm için özellikle açık kaynaklı kodların kullanılmasının başarısı ölçülmüştür. İkinci olarak da bu çalışma, K-Medoids ve En Yakın Komşuluk Araması Algoritmalarının birlikte kullanılmasının vereceği öngörüye barındırmaktadır.

Çalışmanın ikinci bölümünde literatür taramasına yer verilmiştir. Üçüncü bölümde AUÇGSP matematiksel modeli verilmiştir. Dördüncü bölümde ise, önerilen algoritma açıklanmıştır. Beşinci bölümde Sayısal Sonuçlara yer verilmiştir. Son bölümde ise Sonuç ve Tartışmalar yer almaktadır.

2. Literatür Araştırması (Literature Survey)

Literatür incelendiğinde, AUÇGSP ile ilgili oldukça az sayıda çalışmaya rastlanmıştır. Karşılaşılan çalışmalarda problem sektörün ihtiyaçlarına göre şekillendirilmiş olup, öne çıkan yayınlardan bazıları şöyledir: Purusotham ve Thenepalle (2021) çalışmalarında yük dengeleme kısıtlarını dikkate alarak, açık uçlu gezgin satıcı problemini çözmek için bir genetik algoritma önermişlerdir. Thenepalle ve Purusotham (2019) çalışmalarında, gerçek hayattaki bir lojistik probleminden esinlenerek açık-kapalı uçlu çoklu gezgin satıcı problemi üzerinde çalışmışlardır. Bu problemde, kiralanan filodaki araçların depoya dönme zorunluluğu yokken, firmanın kendi filosunun araçları depoya dönmek zorundadır.

AUÇGSP, serim ağının tasarımı bakımından ÇGSP ile oldukça yakından ilgilidir. Literatürde ÇGSP ile oldukça fazla yayın bulunmaktadır. ÇSGP'nin çeşitli matematiksel modelleme formülasyonları Kara ve Bektaş (2006); Bektaş (2006) çalışmalarında incelenebilir. Ayrıca, ilgili okuyucular ÇGSP ile güncel bir araştırma makalesini Cheikhrouhou ve Khoufi (2021) çalışmasında inceleyebilirler.

AUÇGSP, literatür incelendiğinde Açık Uçlu Araç Rotalama Problemiyle (AUARP) yakından ilintilidir. AUARP bilindiği kadarıyla literatürde ilk defa bir araç filosuna araç kiralama kararlarının dahil olduğu bir çalışmada öne sürülmüştür (Sarıkli ve Powell, 2000). AUARP'nin uygulama alanlarından birisi olan Okul Servisi Rotalama Problemi (OSRP) üzerinde de çeşitli çalışmalar yapılmıştır (Effendy vd., 2021; Effendy ve Yap, 2022; Guo ve Samaranayake, 2022). OSRP okul-işyeri servis hizmetlerinin, toplu taşıma hizmetlerinin planlanması ve özellikle teknolojik gelişmeler ile günümüzde kullanımı yaygınlaşan paylaşımlı araba-bisiklet-scooter gibi araçların kullanımını sağlayan girişimlerin şehir içi hizmet ağı tasarımıyla ele alınan bir problem türü olarak karşımıza çıkmaktadır. Literatürde AUARP'nin gereksinim duyulduğu farklı versiyonları mevcuttur. Bu uygulamalardan çok depolu AUARP'ye Azadeh ve Farrokhi-Asl (2019); Tavakkoli-Moghaddam vd. (2019); Fan vd. (2021); Fernando vd. (2022); Wang vd. (2022) çalışmalarında rastlanabilir. Farklı bir uygulamada ise en uzun rota süresinin enküçüklenmesi amaçlanmıştır (Lysgaard vd., 2020). Zaman penceresi kısıtının dahil olduğu çalışmalara ise Hussain Ahmed ve Yousefikhoshbakht, (2022) ve Cai vd. (2018) çalışmalarında rastlanabilir.

AUÇGSP ve AUARP'ye ilişkin çözümler incelendiğinde ise önerilen farklı yapıdaki matematiksel modeller yanında, düğüm sayısı gerçek hayat büyüklüğündeki örnekler için sezgisel ve metasezgisel çözüm yöntemlerinin geliştirildiği görülmektedir. Metasezgisel yöntemlerin kullanıldığı çalışmalara yerel arama algoritması (Local Search) (Atefi vd., 2018; Cai vd., 2018; Effendy ve Yap, 2022; Fernando vd., 2022; Hosseinabadi vd., 2018), yasaklı arama (Tabu Search) (Brandão, 2004; Shao vd., 2019) ve genetik algoritma (Genetic Algorithm) (Ruiz vd., 2019; Xie vd., 2021; Purusotham ve Thenepalle, 2021) çalışmalarına rastlanmıştır. Problemin çözümü için ayrıca, Cai vd. (2018) ve Lysgaard vd. (2020) çalışmalarında matsezgisel çözüm yöntemleri geliştirilmiştir. İlgili okuyuculara, ARP için geliştirilmiş matsezgisel yaklaşımlarla ilgili bir araştırma çalışması olarak, Archetti ve Spanze (2014) makalesi referans olarak gösterilebilir.

Son yıllarda ise, Gezgin Satıcı Problemi (GSP) ve ARP'nin çözümü için makine öğrenmesi algoritmalarının da sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. ARP'yi ilk olarak makine öğrenmesi algoritmalarıyla çözme girişimine Hopfield ve Tank (1985) çalışmasında rastlanabilir. ARP'nin çözümünde ise Önce Rotala Sonra Kümele algoritmaları Beasley (1983); Montoya (2014); veya Önce Kümele Sonra Rotala algoritmalarının kullanıldığı bilinmektedir (Donda ve Cerda, 2007; Asis vd., 2021; Rautela vd., 2018; Geetha vd., 2009, Alesiani vd., 2022; Mostafa ve Eltawir, 2017; Sanli ve Kartal, 2023).

Bu çalışmada ise Önce Kümele Sonra Rotala Algoritmaları grubunda sayılabilecek bir yöntem geliştirilmiştir. Literatür incelendiğinde çalışmaya en yakın yöntemlerin kullanıldığı çalışmalar ise izleyen şekildedir. Günesen ve Kapanoğlu (2021) çalışmalarında ÇGSP'yi hem toplam katedilen mesafeyi en küçükleyecek hem de Enk(Enb) tipindeki amaç fonksiyonunu çözmek için, öncelikle K-Means algoritmasını kullanmışlar, ardından En Yakın Komşuluk Araması Algoritması ile rotaları oluşturmuşlardır. Rautela vd. (2018), ARP'nin çözümünde K-Means algoritmasıyla araç kapasitelerinin aşılmadığı bir çözüm kümesinin bulunmasının ardından, en ucuz link algoritmasıyla rotaları oluşturmuştur. Mostafa ve Eltawir (2017), K-Means yöntemiyle araçlara düğümlerin atanmasının ardından, matematiksel modelleme yardımıyla rotaları oluşturmuştur. Sanli ve Kartal (2023) çalışmalarında, K-NN, Lojistik Regresyon ve K-Means algoritmalarıyla düğümleri araçlara atadıktan sonra, GSP formülasyonu ile literatürden aldıkları bazı veri setleri üzerinde çözüm aramışlardır. Elde ettikleri çözümleri Gurobi çözücüsünden aldıkları alt sınırlarla karşılaştırmışlardır.

Literatür taramasından anlaşılacağı üzere, AUÇGSP problemini çözmek üzere düğümleri araçlara atamak için denetimsiz makine öğrenmesi algoritmalarından K-Medoids ve rotaları oluşturmak için En Yakın Komşuluk Araması Algoritmalarının birleşimi olarak bir çalışmaya rastlanmamıştır.

3. Materyal ve Yöntem (Material and Method)

Bu bölümde öncelikle problemin matematiksel modeli (3.1.) ve ardından önerilen yöntem (3.2.) tanıtılacaktır.

3.1. Açık Uçlu Çoklu Gezgin Satıcı Problemi Matematiksel Modeli (Open Multiple Travelling Salesman Problem Mathematical Model)

Bu çalışmada, AUÇGSP'nin matematiksel modeli Lysgaard vd. (2020) tarafından geliştirilen (Enk-Enb)-AUARP matematiksel modeli uyarlanarak elde edilmiştir. Lysgaard vd. (2020) tarafından önerilen matematiksel modelin amacı, herhangi bir araç tarafından katedilen en uzun mesafenin en küçüklenmesidir. Amaç fonksiyonundaki en uzun mesafe/sürenin en küçüklenmesini amaçlayan problemler, literatürde merkez tipi problemler olarak da adlandırılmaktadır. Daha genel anlamda bu problemlerin amacı, rotadaki her bir aracın katettiği toplam mesafenin birbirine yakın değerlerle oluşmasını sağlamaktır. Çalışmanın bundan sonraki bölümlerinde, problem tipinin belirtilmesinde merkez terimi de kullanılmıştır.

Çalışmamızda, Lysgaard vd. (2020) tarafından sunulmuş matematiksel modelin amaç fonksiyonu, araçların toplam kat ettiği mesafenin minimize edecek şekilde değiştirilmesi ile oluşturulmuştur. Ayrıca, AUÇGSP çalışıldığı için, matematiksel modelden kapasite ile ilgili kısıtlar çıkartılmıştır. Lysgaard vd. (2020) problemi klasik araç rotalama problemlerinde olduğu gibi, araçların turlarına depodan başlayıp, aynı depoya geri döndüğü varsayımı altında modellemiştir. Dolayısıyla yazarlar, amaç fonksiyonunda doğru bir hesaplama yapılabilmesi için son düğümden depoya dönüş olmadığını varsaymaktadır. Bu durum; mesafe matrisinin tüm düğümlerden depoya dönüş mesafesinin '0' alınarak oluşturulması sayesinde başarılmıştır. Bu çalışmada da benzer olarak, araç rotalarında ziyaret edilen son müşterilerin depoya geri dönmedikleri varsayıldığı için, Lysgaard vd. (2020) çalışmasına benzer şekilde, tüm düğümlerden depoya dönüş mesafesinin '0' olduğu şeklinde düzenlenmiş bir mesafe matrisi kullanılmıştır.

Matematiksel modele ait parametreler, karar değişkenleri ve kısıtlar aşağıda verilmiştir:

Parametreler

c_{ij}	i. müşteri ile j. müşteri arasındaki mesafe
M	Büyük bir sayı
N	Bütün düğümlerin sayısı
k	Araçlar = 1,...,K
I	Müşteri kümesi = 1, 2, 3, ..., N
V	Depo ve müşterileri içeren düğüm kümesi = 0, 1, 2, ..., N

Karar Değişkenleri

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{i. düğümden j. düğümüne gidilirse,} \\ 0 & \text{diğer durumlar da,} \end{cases}$$

f_{ij} =Araç i düğümünü ziyaretinin ardından j düğümüne ulaştığında rotada katedilen toplam (birikimli) mesafe

$$Enk Z = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0; j \neq i}^N c_{ij} * x_{ij} \quad (1)$$

Kısıtları Altında:

$$\sum_{j \in I; j=1}^N x_{0j} = K, \quad (2)$$

$$\sum_{i \in I; i=1}^N x_{i0} = K, \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ij} = 1, \quad \forall j \neq i, j \in I \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ji} = 1, \quad \forall j \neq i, j \in I \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^N f_{ij} = \sum_{j=1}^N f_{ji} + \sum_{j=1}^N c_{ij} x_{ij}, \quad \forall i \neq j \in V \quad (6)$$

$$0 \leq f_{ij} \leq M x_{ij}, \quad \forall i \neq j, j \in V \quad (7)$$

$$f_{0j} \geq c_{0j} x_{0j}, \quad \forall j \neq i, j \in I \quad (8)$$

$$f_{ij} \geq c_{0j} + c_{ij} x_{ij}, \quad \forall i \neq j, j \in I \quad (9)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad f_{ij} \geq 0 \quad (10)$$

Amaç fonksiyonu (1), toplam katedilen mesafeyi en küçüklemektedir. Kısıt (2) ve (3), tüm araçların depodan çıkış yapmasını ve depoya geri dönmesini sağlar. Kısıt (4) ve (5) ise her müşteriye tek bir varış ve her müşteriden tek bir çıkış olmasını garanti eder. Kısıt (6)'da, bir araç bir müşteriye hizmet verdiğinde rotada katedilen toplam mesafenin artışını modellemektedir. Bir başka deyişle, bir araç bir i-j düğümünü sırasıyla ziyaret ettiğinde, bu yolun birikimli olarak hesaplanmış mesafesi f_{ij} değişkeni tarafından güncellenmektedir. Kısıt (7) ile, i müşterisinden j müşterisine araç gittiğinde ($x_{ij} = 1$ olduğunda), f_{ij} değişkeninin 0'dan büyük ve eşit pozitif değer alması sağlanır; aksi durumda f_{ij} değişkeninin 0 değerini alması garantilenir. M büyük bir sayıdır, modelde uzaklık matrisindeki en büyük sayının düğüm sayısı ile çarpımı olarak alınmıştır. Kısıt (8), araçlardan herhangi birinin depodan j müşterisine gitmesi halinde f_{0j} değişkeninin, depo ile j müşterisi arasındaki mesafe değerini almasını sağlar. Benzer şekilde, Kısıt (9) ise toplam rota mesafesinin i. müşteriden j. müşteriye gidilmesi durumunda, i. müşteri ile j. müşteri arasındaki mesafenin eklenerek güncellenmesini sağlar. Matematiksel model $O(n^2)$ kısıt ve değişken içermektedir.

Burada belirtilmek istenen, klasik iki indisli veya üç indisli araç akış formülasyonuna dayalı olarak oluşturulan ÇGSP (veya ARP) matematiksel modeli, tüm düğümlerden depoya dönüş mesafesinin '0' olması şeklinde oluşturulan bir mesafe matrisi ile çözümlerse, bu çalışmada yukarıda verilen matematiksel modelin çözümü ile aynı sonucu verecektir (Toth and Vigo, 2014). Ayrıca, belirtilmek istenen diğer bir nokta ise, klasik formülasyonlarda yer alan alt-tur engelleme kısıtlarının, bu modelde yer almamasıdır. İlgili okuyucular literatürde sıklıkla kullanılan alt-tur engelleme kısıtları için, Miller vd. (1960) ve Dantzig vd. (1959) makalelerini inceleyebilirler.

Bu çalışmada, Lysgaard vd. (2020) tarafından önerilen matematiksel modelin tercih edilmesinin iki nedeni vardır. Tercihin ilk nedeni; yapılan ön denemelerde, üç indisli araç akış formülasyonuna dayalı olarak oluşturulan klasik ARP matematiksel modelinin güncellenmiş mesafe matrisi ile çözüm süresinin, bu çalışmada kullanılan matematiksel modelin performansına yetişememiş olmasıdır. Bir diğer neden ise, bu modelin aynı zamanda, en fazla mesafe kateden rotasının uzunluğunun en küçüklenmesine izin verecek şekilde formüle edilebilmesine olanak sağlayan esnek bir yapıda olmasıdır. Klasik çoklu gezgin satıcı problemi ya da araç rotalama problemi formülasyonları tek bir rota uzunluğunu hesaplayan kısıtları içermemektedir. Dolayısıyla, bu çalışma boyunca,

AUÇGSP'ni çözmek için uyarlanan matematiksel model ile literatürdeki farklı bir modelleme yaklaşımının da tanıtılması hedeflenmiştir. Bir sonraki bölümde, problemin çözümü için önerilen yöntem tanıtılacaktır.

3.2. Önerilen Yöntem (Proposed Method)

K-Medoids algoritması, n adet düğümün veri setini k kümeye bölen, k küme sayısının önceden bilindiği varsayılan denetimsiz makine öğrenmesi algoritmaları grubundan bir kümeleme tekniğidir. Algoritmanın çalışma mantığına göre, bir kümenin ortası, kümedeki tüm nesnelere ortalama farklılığı minimum olan, bir başka deyişle kümedeki en merkezi konumdaki nokta olan nesne olarak tanımlanır. Algoritma n adet veri noktasından k tanesini medoid olarak seçimle başlamaktadır. Ardından veri setindeki her bir düğümü en yakın medoid noktasıyla ilişkilendirerek devam eder. Her bir medoid ve medoid olmayan veri noktalarının değişimi ile maliyet değişikliği hesaplanır. Maliyet değişimi mevcut çözümden daha iyi ise, bu çözüm kombinasyonu kabul edilir (Kaufman ve Rousseeuw, 1990; Jin ve Han, 2011).

K-Medoids algoritmasıyla düğümlerin araçlara atanmasının ardından, depoya geri dönme mesafesini dikkate almayan bir algoritma olan en yakın komşuluk algoritması kullanılmıştır. En yakın komşuluk algoritmasında ise, depodan başlanarak bir araca atanan düğümler içerisinden sürekli bulunan yerden en yakına gidilerek tüm şehirler ziyaret edildiğinde algoritma sonlandırılmıştır.

4. Deneysel Sonuçlar (Experimental Results)

Sayısal sonuçların elde edilmesi için literatürden zaman pencereli araç rotalama problemleri için türetilmiş olan Solomon (1987) veri seti seçilmiştir. Bu veri setinin seçilmesinin nedeni, düğümlerin rassal olarak, kümelenmiş olarak ve rassal ve kümelenmiş verilerin hibridleştirilmesine dayalı olarak türetilmiş olmasıdır. K-Medoids algoritması Python ve Python kütüphaneleri; Ski-learn, Pandas ve Numpy kullanılarak çalıştırılmıştır. Test problemleri, Gurobi 10.0.2 ticari çözücüsü ile çözülmüştür ve sonuçlar Google Colab üzerinden alınmıştır. Ayrıca en yakın komşuluk algoritmasının sonuçlarına Google OR-Tools üzerinden erişilmiştir (Google OR-Tools, 2023).

Kullanılan K-medoids algoritmasında K değeri araç sayısı olarak alınmıştır. Düğümlerin birbiri arasındaki mesafeler öklit uzaklıkları hesaplanarak oluşturulmuştur. Çalışmada kümelenmiş veri setlerinden C101 ve C201, rassal olarak türetilmiş veri seti R101 ve rassal ve kümelenmiş hibrid veri setlerinden ise RC101 üzerinden problem örnekleri çalıştırılmıştır (Solomon, 1987). Problem örneklerinde 25, 50 ve 100 düğümlük verilere yer verilmiştir. Ayrıca araç sayıları da 2, 3, 4 ve 5 araç olarak alınmıştır. Burada belirtmek istenen, Solomon (1987) zaman pencereli araç rotalama problemleri için öne sürüldüğünden, sadece kümelenmiş veri setlerinde X ve Y koordinatları farklı veri setleri mevcuttur. Ancak rassal olarak türetilmiş R veri setlerinde ve hibrid rassal-kümelenmiş veri setlerinde düğümlerin X ve Y koordinatları aynıdır. Bu veri setlerindeki çeşitlilik zaman pencereleri ile sağlanmıştır.

Önerilen algoritma ve Gurobi ticari çözücüsüne ait sonuçlar kümelenmiş veri setleri olan **Tablo 1.**'de verilmiştir. Tablo'nun ilk sütununda problemin özelliklerine yer verilmiştir. Buna göre ilk sırada veri seti, ikinci sırada toplam düğüm sayısı n ve son olarak da kullanılan araç sayısı v olarak belirtilmiştir. Önerilen algoritmanın ve Gurobi çözücüsünün her bir araç rotasının maliyetlerine ek olarak toplam rota maliyetleri de sonuç (Top.) sütununda sunulmuştur. Gurobi çözücüsünden elde edilen tüm sonuçlar optimal sonuçlardır. Dolayısıyla bir alt sınır rapor edilmemiştir. Önerilen algoritmanın çalışma süresi mikrosaniye civarında olduğu için raporlanmamıştır. Ancak, Gurobi çözücüsünün her bir problemi çözmek için harcadığı süreler, Gurobi tarafından hesaplanan amaç fonksiyonlarının bulunduğu sütundan bir sonraki sütunda raporlanmıştır. Son olarak **Tablo 1.**'in son sütununda önerilen yöntemin Gurobi çözücüsünden alınan optimal çözümlere olan yakınlığı verilmiştir.

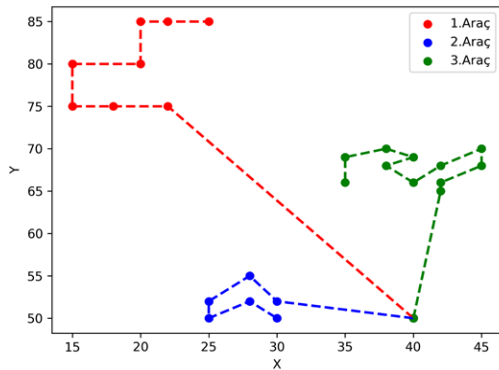
Tablo 1. incelendiğinde Gurobi tarafından bulunan optimal çözümler için ortalama 9,02 saniye gerekmiştir. Gurobi çözücüsünün en çok süreye ihtiyaç duyduğu örnek 100.3 örneğidir. Tablo incelendiğinde 50 düğümlük örneklerde de 3 araçlı problemlerin en çok süreye ihtiyaç duyduğu görülmektedir. Bunun nedeni düğüm sayısı arttıkça ve araç sayısı azaldıkça, her bir rotada ortalama ziyaret edilmesi gereken düğümün artması olarak yorumlanabilir. Ancak yine de, Gurobi çözücüsü tarafından bulunan değerlerin optimal olduğu göz önüne alındığında, gerçek hayat büyüklüğündeki problem örnekleri için bu süreler makuldür. Önerilen algoritmanın performansı incelenmek istendiğinde ise, algoritmanın Gurobi çözümüne en uzak değeri %28,9 iken; en yakın çözümde %7,6 olarak gerçekleştiği görülmektedir. Ele alınan farklı örnekler için optimal çözümlere ortalama %14,7 uzaklıkta sonuçlara erişilmiştir. Önerilen algoritmanın kümelenmiş veri setlerinde nasıl bir davranış gösterdiğini incelemek için C101.25.3 örneği, optimal çözüme en yakın örnek olduğundan seçilmiş ve amaç fonksiyonları arasındaki bu küçük farklılığın nereden kaynaklandığı incelenmek istenmiştir. Bu amaçla Önerilen Algoritma'ya ait sonuçlar Şekil 1.a.'da, Gurobi çözücüsüne ait sonuçlar ise Şekil 1.b.'de verilmiştir (Şekil 1.).

Tablo 1. AUÇGSP için Önerilen Algoritma ve Gurobi Çözücüsü Sonuçlarının Kümelenmiş Veri Setleri Üzerinde Karşılaştırılması (The Comparison of the Proposed Algorithm and Gurobi Solver for OMTSP on Clustered Data Sets)

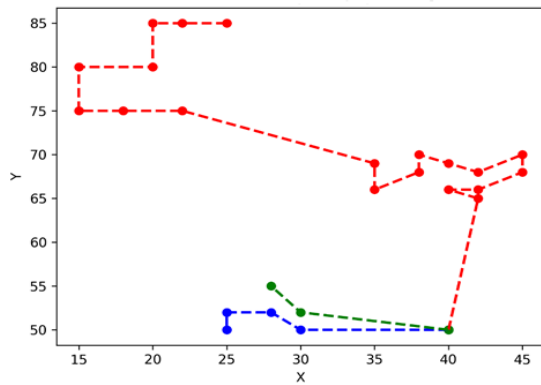
n_v	ÖNERİLEN YÖNTEM						GUROBI						Süre (sn)	Fark (%)
	Rota 1	Rota 2	Rota 3	Rota 4	Rota 5	Top.	Rota 1	Rota 2	Rota 3	Rota 4	Rota 5	Top.		
C101.25.2	57	58				115	80	23				103	0,82	0,104
C101.25.3	57	24	38			119	80	17	13			110	1,71	0,076
C101.25.4	57	24	26	26		133	80	10	17	13		120	0,63	0,098
C101.50.3	70	107	60			237	80	82	38			200	3,03	0,156
C101.50.4	38	96	38	63		235	80	67	21	38		206	1,36	0,123
C101.50.5	38	57	38	63	38	234	80	10	21	67	38	216	1,31	0,077
C101.100.3	107	188	239			534	67	248	120			435	33,3	0,185
C101.100.4	157	75	136	156		524	73	82	120	157		432	29,5	0,176
C101.100.5	138	107	101	128	138	612	73	82	82	41	157	435	20,6	0,289
C201.25.2	103	71				174	128	27				155	0,68	0,109
C201.25.3	79	72	42			193	42	27	85			154	0,40	0,202
C201.25.4	57	68	42	41		208	42	80	27	11		160	0,43	0,231
C201.50.3	134	106	65			305	146	60	60			266	2,55	0,128
C201.50.4	91	92	65	87		335	55	146	11	60		272	1,89	0,188
C201.50.5	40	60	63	78	91	332	42	61	105	11	60	279	1,17	0,160
C201.100.3	177	194	191			562	153	218	131			502	25,3	0,107
C201.100.4	154	103	177	111		545	105	66	218	113		502	18,9	0,079
C201.100.5	105	110	174	111	103	603	61	105	11	218	113	508	18,9	0,158
	Ortalama												9,02	0,147

K-Medoids algoritmasının kümeleme konusunda görüleceği üzere çok başarılı bir şekilde ayrışım yaptığı, ancak Gurobi çözücüsünün amacının toplam maliyeti en küçükleme olduğu için K-Medoids algoritmasının tek bir araç kümesine atadığı düğümleri (2.arac Şekil 1.a.); Gurobi çözücüsünün iki araca atadığı görülmektedir. Tablo 1.'den izleneceği üzere; Gurobi çözücüsünün 1. aracının toplam katettiği uzaklık 80 birim iken, K-Medoids sonucu oluşturulan kümenin rotalanması sonucu toplam uzaklık 57 birim olmuştur. Gurobi çözücüsünden alınan diğer rotaların uzunlukları 17 ve 13 birim şeklinde oluşmuş, ancak önerilen algoritmada bu değerler 54 ve 38 birim olarak gerçekleşmiştir. Dolayısıyla Gurobi çözücüsü toplam maliyeti düşürdüğü için, araçların toplam katettikleri mesafelerin ve ziyaret edilen düğüm sayılarının birbirlerinden oldukça farklı çıkması şaşırtıcı değildir.

K-Medoids algoritması kümeleme konusunda başarılı olduğu için, amaç fonksiyonu merkez (Enk-Enb) şeklinde en uzun rota mesafesinin en küçükleme tarzı problemlerin çözümünde kullanılırsa da iyi bir sonuca ulaşılacağı yorumu yapılabilir. Bilindiği üzere bu problemlerin amacı, her bir rotanın toplam katettiği mesafeyi birbirine yakın olarak hesaplamaktır. Ancak yine de, K-Medoids algoritması gibi kümeleme algoritmaları veri tipine ve ele alınan problemin amaç fonksiyonuna bağlı olarak performans başarıları anlamında birçok faktöre bağlıdır.



Şekil 1.a. (Figure 1.a.) Önerilen Algoritma Sonuçları (Results of the Proposed Algorithm)



Şekil 1.b. (Figure 1.b.) Gurobi Sonuçları (Gurobi Results)

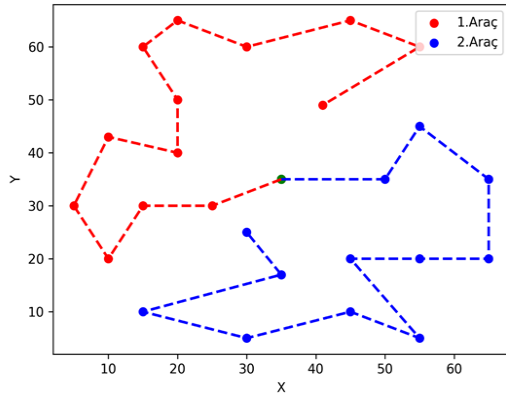
Şekil 1. C101.25.3 örneğinde Önerilen Algoritma ve Gurobi Çözümlerinin Grafik Üzerinde Gösterimi (Results of the Proposed Algorithm and Gurobi Solver on C101.25.3)

Tablo 2.'de ise rassal veri setlerine ait Önerilen Yöntem ve Gurobi çözücüsünden alınan sonuçlar verilmiştir. Tablo 1.'de olduğu gibi, Tablo 2.'de verilen Gurobi çözümlerinin hepsi optimal çözümlerdir.

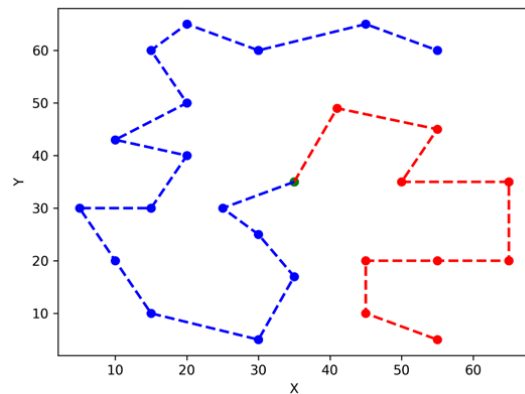
Tablo 2. AUÇGSP için Önerilen Algoritma ve Gurobi Çözücüsü Sonuçlarının Karşılaştırılması Rassel Veri Setleri Üzerinde Karşılaştırılması (The Comparison of the Proposed Algorithm and Gurobi Solver for OMTSP on Random Data Sets)

n_v	ÖNERİLEN YÖNTEM						GUROBI						Süre (sn)	Fark (%)
	Rota 1	Rota 2	Rota 3	Rota 4	Rota 5	Top.	Rota 1	Rota 2	Rota 3	Rota 4	Rota 5	Top.		
R101.25.2	148	164				312	111	175				286	0,4	0,083
R101.25.3	112	111	93			316	15	175	96			286	0,6	0,095
R101.25.4	86	74	66	95		321	111	53	33	92		289	0,5	0,100
R101.50.3	154	172	166			492	210	51	168			429	4,0	0,128
R101.50.4	109	155	112	116		492	27	196	51	156		430	4,1	0,126
R101.50.5	62	111	97	99	107	476	79	20	115	63	156	433	1,4	0,090
R101.100.3	171	248	232			651	203	253	131			587	26,5	0,098
R101.100.4	140	174	177	165		656	304	74	72	134		584	22,2	0,110
R101.100.5	136	172	133	85	132	658	113	74	192	72	134	585	19,4	0,111
Ortalama												8,8	0,105	

Tablo 2. incelendiğinde, Tablo 1.'de olduğu gibi, Gurobi çözücüsü tarafından en uzun süreye ihtiyaç duyulan örnek R101.100.3 örneğidir. Bu örnek yine, problemler arasında bir rotaya ortalama en fazla düğüm sayısının düştüğü örnektir. K-Medoids algoritması ile düğümlerin kümelere atanıp, ardından araç rotalarının En Yakın Komşuluk Algoritması ile oluşturulduğu yöntem, Gurobi tarafından alınan optimal çözümlere ortalama %10,5 uzaklıkta gerçekleşmiştir. Rassel olarak dağılmış veri setlerindeki en yakın fark %8,3 olarak gerçekleşmişken, %12,8 ile en uzak çözüm oluşmuştur. Önerilen Yöntem ve Gurobi çözücülerinin farklılıklarını daha ayrıntılı inceleyebilmek için, R101_25.2 örneğine ait sonuçlar Şekil 2.'de verilmiştir (Şekil 2.a. Önerilen Yöntem; Şekil 2.b. Gurobi Çözücüsü Sonuçları). Bu örneğin seçilmesinin nedeni, optimal çözüme en yakın örnek olması nedeniyle.



Şekil 2.a. (Figure 2.a.) Önerilen Algoritma Sonuçları (Results of the Proposed Algorithm)



Şekil 2.b. (Figure 2.b.) Gurobi Sonuçları (Gurobi Results)

Şekil 2. R101.25.2 örneğinde Önerilen Algoritma ve Gurobi Çözümlerinin Grafik Üzerinde Gösterimi (Results of the Proposed Algorithm and Gurobi Solver on R101.25.2)

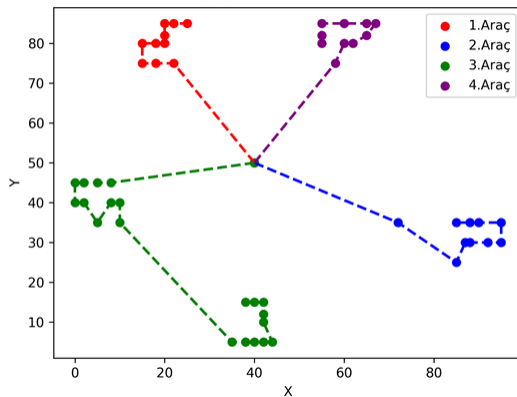
K-Medoids algoritmasından elde edilen sonuçlara göre grafiğin üst bölgesi ilk araca, alt bölgesi ise ikinci araca atanmıştır (Şekil 2.a.). Bu rotaların uzunlukları ise 148 birim ve 164 birim olarak hesaplanmıştır. Ancak Gurobi çözümünde ise 1. Aracın toplam uzunluğu 111 birim iken, ikinci aracın toplam maliyeti 175 birim olarak gerçekleşmiştir. Lojistik ve taşımalarla ilgili gerçek hayat uygulamalarında, her iki çözümünde uygulanabilir olduğu aşikardır. Karar vericiler ve yöneticiler, önerilen algoritmayı özellikle rassel dağılmış veri setlerinde sürücülerin benzer sayıda düğüme uğramalarının tercih edilebilir olduğu durumlarda kullanabilir. Şekil 2.'deki gibi rassel dağılmış 25 düğüm üzerinde Önerilen Yöntem sonucunda, birinci araç 13 düğümü ziyaret ederken, ikinci araç 12 düğümü ziyaret etmektedir.

Hibrid olarak kümelmiş-rassel bir şekilde türetilmiş olan Solomon (1987)'ye ait RC veri setine ait çözümler ise Tablo 3.'te verilmiştir. Tablo 3.'ün yapısı Tablo 1. ve Tablo 2. ile aynıdır. Tablo 1. ve Tablo 2.'dekine benzer şekilde Gurobi çözümleri tüm problem tipleri için optimaldir.

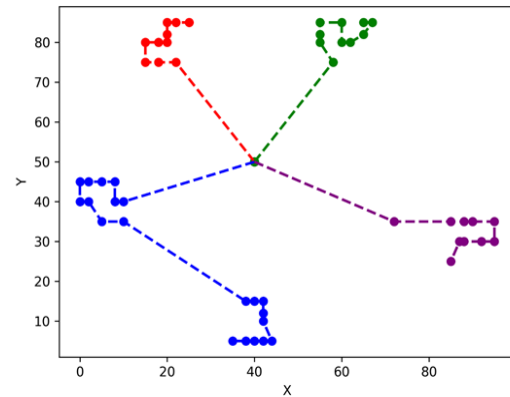
Tablo 3. AUÇGSP için Önerilen Algoritma ve Gurobi Çözücüsü Sonuçlarının Karşılaştırılması Hibrid Kümelmiş-Rassal Veri Setleri Üzerinde Karşılaştırılması (The Comparison of the Proposed Algorithm and Gurobi Solver for OMTSP on Hybrid Clustered-Random Data Sets)

n_v	ÖNERİLEN YÖNTEM						GUROBI						Süre (sn)	Fark (%)
	Rota 1	Rota 2	Rota 3	Rota 4	Rota 5	Top.	Rota 1	Rota 2	Rota 3	Rota 4	Rota 5	Top.		
RC101.25.2	66	124				190	57	120				177	0,4	0,068
RC101.25.3	66	63	57			186	57	63	58			178	0,5	0,043
RC101.25.4	52	57	44	66		219	57	43	47	58		205	0,3	0,064
RC101.50.3	155	57	126			338	117	120	76			313	1,8	0,074
RC101.50.4	57	79	126	60		322	57	120	60	76		313	2,3	0,028
RC101.50.5	57	79	66	60	63	325	57	63	58	60	76	314	2,0	0,034
RC101.100.3	218	188	267			673	104	86	395			585	32,8	0,131
RC101.100.4	113	163	157	244		677	104	303	86	86		579	19,7	0,145
RC101.100.5	163	108	146	113	143	673	117	198	86	91	86	578	12,9	0,141
	Ortalama											8,1	0,081	

Tablo 3.'ten inceleneceği üzere, Gurobi çözücüsü tarafından alınan optimum sonuçlara en yakın sonuçlar rassal-kümelmiş bir şekilde oluşturulan veri setinden elde edilmiştir. Önerilen algoritma ve Gurobi çözücüsünün birbirine en yakın sonuç verdiği örnek RC101_50_4 problemi de şekil üzerinde gösterilerek (Şekil 3.), bu küçük (yaklaşık %3) farklılığın nereden kaynaklandığının incelenmesine karar verilmiştir. Bu amaçla Şekil 3.a.'da önerilen algoritma ve Şekil 3.b.'de ise Gurobi çözümüne yer verilmiştir.



Şekil 3.a. (Figure 3.a.) Önerilen Algoritma Sonuçları (Results of the Proposed Algorithm)



Şekil 3.b. (Figure 3.b.) Gurobi Sonuçları (Results of Gurobi Solver)

Şekil 3. (Figure 3.) RC101.50.4 örneğinde Önerilen Algoritma ve Gurobi Çözümlerinin Grafik Üzerinde Gösterimi (Results of the Proposed Algorithm and Gurobi Solver on RC101.50.4)

Şekil 3.a. ve Şekil 3.b. incelendiğinde araçlara atanan düğümlerin K-Medoids algoritması ve Gurobi çözücüsü tarafından aynı olduğu görülmektedir. Ancak 1. araç haricinde rotalarda şehirlere uğrama sırasında küçük farklılıklar olduğu görülmektedir. Amaç fonksiyonlarındaki bu değişim en yakın komşuluk araması algoritmasının aç gözlü bir şekilde ilerlemesinden ötürü optimal çözüme erişemediği aşıkardır. Ancak yine de, Şekil 3.a.'daki gibi bir bölge dahilinde oluşacak rotalar, gerçek hayat örneklerinde kabul edilebilir düzeydedir.

5. Sonuç ve Tartışma (Result and Discussion)

Bu çalışmada, açık uçlu çoklu gezgin satıcı problemi üzerinde çalışılarak bir çözüm önerisinde bulunulmuştur. Açık uçlu çoklu gezgin satıcı problemi, lojistik uygulamalarında sıklıkla karşılaşılan bir problemdir. Özellikle kargo şirketlerinin uygulamalarında kuryelerin kargoları dağıtımda bu problemle karşılaşıldığı bilinmektedir.

Ele alınan problem lojistik sektörü için çok önemli bir problem olmasına karşın, sektör çalışanlarının yöneylem araştırması ve matematiksel modelleme konularında hem yetersiz olması, hem de gerçek hayat problemlerindeki düğüm sayısı artışında, kesin çözüm yöntemlerinin yetersiz olması nedeniyle, bu çalışmada pratik hayatta kullanılabilir bir çözüm yöntemi önerilmiştir. Önerilen çözüm yöntemi denetimsiz makine öğrenmesi algoritmalarından K-Medoids ile araçlara atanacak düğümlerin bulunmasının ardından, En Yakın Komşuluk

Araması Algoritması ile rotaların oluşturulmasını içermektedir. Bu yöntemin tamamen açık kaynak kodlu yazılımlar ile erişilebilir nitelikte olması nedeniyle, sektör çalışanlarına bir yol gösterici niteliği taşımaktadır. Ayrıca önerilen çözüm yöntemi, literatürden alınan farklı özellikler taşıyan veri setlerinde makul çözümler üretebilmiştir.

Bu çalışmadaki amaç, araçların kat ettikleri toplam mesafenin en küçüklenmesi olmasına karşın, özellikle şehir içi otobüslerin ve okul servislerinde hizmet alan şoförlerin seyahat süresini birbirine yakınlaştırmak için gelecek çalışmalarda AUÇGSP için amaç fonksiyonları merkez tipi (Enk-Enb) problemler üzerinde önerilen algoritmanın başarısı incelenebilir. Ayrıca denetimli makine öğrenmesi algoritmalarının kümelemedeki başarısı gelecek çalışmalar için araştırma konusu olabilir.

Çıkar Çatışması (Conflict of Interest)

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir. No conflict of interest was declared by the authors.

Kaynaklar (References)

- Alesiani F., Ermiş G., Konstantinos G., 2022. Constrained Clustering for the Capacitated Vehicle Routing Problem. *Applied Artificial Intelligence* 36(1).
- Archetti, C., Speranza, M.G. 2014. A Survey on Heuristics for Routing Problems. *EURO Journal on Computational Optimization*, 2, 223–246.
- Asis L.S., Eduardo C., Grossmann E.I., 2021. A MILP-based Clustering Strategy for Integrating The Operational Management of Crude Oil Supply. *Computers & Chemical Engineering*, 145.
- Atefi, R., Salari, M., C. Coelho, L., Renaud, J., 2018. The Open Vehicle Routing Problem with Decoupling Points. *European Journal of Operational Research*, 265(1), 316–327.
- Azadeh, A., Farrokhi-Asl, H., 2019. The Close-Open Mixed Multi Depot Vehicle Routing Problem Considering Internal and External Fleet Of Vehicles. *Transportation Letters*, 11(2), 78–92.
- Beasley, J.E., 1983. Route First-Cluster Second Methods For Vehicle Routing. *Omega*, 11(4), 403-408.
- Bektas, T., 2006. The Multiple Traveling Salesman Problem: An Overview of Formulations and Solution Procedures. *Omega*, 34(3), 209-219.
- Brandão, J., 2004 . A Tabu Search Algorithm for The Open Vehicle Routing Problem. *European Journal of Operational Research*, 157(3), 552–564.
- Cai, Z., Zhang, Z., He, H., 2018. Solving the Last Mile Delivery Problem Using Iterated Local Search Approach. *ICNSC 2018 - 15th IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control*, 1–6.
- Cheikhrouhou, O., Khoufi, I., 2021. A Comprehensive Survey on the Multiple Traveling Salesman Problem: Applications, Approaches and Taxonomy. *Computer Science Review*, 40, 100369.
- Dantzig, G.B., Ramser, J.H. 1959. The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, 6 (1), 80–91.
- Dondo, R., Cerdá, J., 2007. A Cluster-Based Optimization Approach for the Multidepot Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem with Time Windows. *European Journal of Operational Research*, 176, 1478-1507.
- Effendy, S., Ngo, B. C., Yap, R. H. C., 2021. An Efficient Heuristic for Passenger Bus VRP with Preferences and Tradeoffs. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12931 LNCS, 121–127.
- Effendy, S., Yap, R. H. C., 2022. Real-Time Passenger Bus Routing Problems with Preferences and Tradeoffs. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 10472.
- Fan, H., Zhang, X., Ren, X., Liu, P., 2021. Optimization of Multi-Depot Open Split Delivery Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pick-Up. *Xitong Gongcheng Lilun yu Shijian/System Engineering Theory and Practice*, 41(6), 1521–1534.
- Fernando, M., Thibbotuwawa, A., Perera, H.N., Ratnayake, R.M.C., 2022. Close-Open Mixed Vehicle Routing Optimization Model with Multiple Collecting Centers to Collect Farmers' Perishable Produce. *International Conference for Advancement in Technology (ICONAT)*, Goa, India, 1-8.
- Geetha, S., Poonthalir, G., Vanathi, P.T., 2009. Improved K-Means Algorithm for Capacitated Clustering Problem. *INFOCOMP Journal of Computer Science*, 8(4), 52-59.
- Gendreau, M., Laporte, G., Musaraganyi, C., Taillard, E.D., 1999. A Tabu Search Heuristic for the Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem. *Computers & Operations Research*, 26, 1153-1173.
- Guo, X., Samaranyake, S., 2022. Shareability Network Based Decomposition Approach for Solving Large-Scale Single School Routing Problems. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 140, 103691.
- Günesen, B., Kapanoğlu, M., 2021. İki Amaçlı Çoklu Gezgin Satıcı Problemi için Üç Aşamalı Çözüm Yaklaşımı. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, Ejosat Özel Sayı 2021 (HORA)*, 325-331.
- Hopfield, J. J., Tank, D.W., 1985. Neural Computation of Decisions in Optimization Problems. *Biological Cybernetics* 52(3), 141–152.
- Hosseinabadi, A. A. R., Vahidi, J., Balas, V. E., Mirkamali, S. S., 2018. OVRP_GELS: Solving Open Vehicle Routing Problem Using the Gravitational Emulation Local Search Algorithm. *Neural Computing and Applications*, 29(10), 955–968.
- Hussain Ahmed, Z., Yousefikhoshbakht, M., 2022. An Improved Tabu Search Algorithm for Solving Heterogeneous Fixed Fleet Open Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Alexandria Engineering Journal*, 64, 349-363.

- Jin, X., Han, J., 2011. K-Medoids Clustering. Editörler: Sammut, C., Webb, G.I., Encyclopedia of Machine Learning, içinde (564-565). Springer, Boston, MA, USA.
- Kara, I., Bektas, T., 2006. Integer Linear Programming Formulations of Multiple Salesman Problems and Its Variations. *European Journal of Operational Research*, 174(3), 1449-1458.
- Kaufman, L., Rousseeuw, P., J., 1990. Partitioning Around Medoids (Program PAM). Wiley Series in Probability and Statistics, Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 68-125.
- Lysgaard, J., López-Sánchez, A. D., Hernández-Díaz, A. G., 2020. A Matheuristic for the Min-Max Capacitated Open Vehicle Routing Problem. *International Transactions in Operational Research*, 27(1), 394-417.
- Miller, C.E., Tucker, E.W., Zemlin, R.A. 1960. Integer Programming Formulations and Travelling Salesman Problems. *Journal of the ACM*, 7, 326-329.
- Montoya, J.A., Guéret, C., Mendoza, J.E., Villegas, J.G., 2014. A Route First Cluster-Second Heuristic for the Green Vehicle Routing Problem. ROADEF 2014, Bordeaux, France.
- Mor, A., Speranza, M.G., 2020. Vehicle Routing Problems Over Time: A Survey. *4OR-Quarter Journal of Operations Research*, 18, 129-149.
- Mostafa, N., Eltawir, A., 2017. Solving the Heterogeneous Capacitated Vehicle Routing Problem Using K-Means Clustering and Valid Inequalities. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Rabat, Morocco, April 11-13*.
- Nazari, M., Afshin, O., Snyder, L.V., Takac, M., 2018. Reinforcement Learning for Solving the Vehicle Routing Problem. 2018. Erişim adresi: <https://arxiv.org/abs/1802.04240>
- Oropeza, A., Cruz-Chávez, M., Cruz-Rosal Martín, H., Bernal, P., Abarca J.C., 2012. Unsupervised Clustering Method for the Capacitated Vehicle Routing Problem. Ninth Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, Mexico. DOI:10.1109/CERMA.2012.41
- Purushotham, S., Thenepalle, J.K., 2021. An Efficient Genetic Algorithm for Solving Open Multiple Travelling Salesman Problem with Load Balancing Constraint. *Decision Science Letters*, 10, 525-534.
- Rautela, A., Sharma, S.K., Bhardwaj, P., 2018. Distribution Planning Using Capacitated Clustering And Vehicle Routing Problem. *Journal of Advances in Management Research*, 16(5), 781-795.
- Ropke, S., Pisinger, D., 2006. An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 40,455-472, 2006.
- Ruiz, E., Soto-Mendoza, V., Ruiz Barbosa, A. E., Reyes, R., 2019. Solving the Open Vehicle Routing Problem with Capacity and Distance Constraints with a Biased Random Key Genetic Algorithm. *Computers and Industrial Engineering*, 133, 207-219.
- Sanlı, O. ve Kartal, Z., 2024. Kapasiteli Araç Rotalama Problemi için Makine Öğrenmesi ve Matematiksel Programlama Temelli Hibrid Bir Çözüm Önerisi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Dergisi*, 39(2), 741-755.
- Sariklis, D., Powell, S., 2000. A Heuristic Method for the Open Vehicle Routing Problem. *The Journal of the Operational Research Society*, 51(5), 564-573.
- Shao, S., Xu, G., Li, M., 2019. The Design of an Iot-Based Route Optimization System: A Smart Product-Service System (Spss) Approach. *Advanced Engineering Informatics*, 42, 101006.
- Solomon, M., 1987. Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints. *Operation Research*, 35, 254-265.
- Sun, Y., Ernst, A., Li, X., Jake, W., 2021. Generalization of Machine Learning for Problem Reduction: A Case Study on Travelling Salesman Problems. *OR Spectrum* 43, 607-633.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Meskini, M., Nasser, H., Tavakkoli-Moghaddam, H., 2019. A Multi-Depot Close and Open Vehicle Routing Problem with Heterogeneous Vehicles. *Proceedings of the 2019 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management, IESM 2019*, 1-6.
- Thenepalle, J.K., Purushotham, S., 2019. An Open Close Multiple Travelling Salesman Problem with Single Depot. *Decision Science Letters*, 8, 121-136.
- Toth, P., Vigo, D. 2014. *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*, MOS-SIAM Series on Optimization, SIAM, Philadelphia, USA.
- Wang, Y., Ran, L., Guan, X., Fan, J., Sun, Y., Wang, H., 2022. Collaborative Multicenter Vehicle Routing Problem with Time Windows and Mixed Deliveries and Pickups. *Expert Systems with Applications*, 197, 116690.
- Xie, Y., Guo, Y., Zhou, T., Mi, Z., Yang, Y., Sadoun, B., Obaidat, M. S., 2021. A Strategy to Alleviate Rush Hour Traffics in Urban Areas Based on School-Trip Commute Information. *IEEE Systems Journal*, 15(2), 2630-2641.
- Google OR-Tools (2023).
Erişim Adresi: https://developers.google.com/optimization/routing/routing_options?hl=tr