

Uygun dağıtım rotası belirleme probleminde hibrit sezgisel bir yöntem önerisi: Bir kargo firması örneği

Merve Özalp¹, Selçuk Alp^{2,*}

¹ Yıldız Teknik Üniversitesi Makine Fakültesi Endüstri Mühendisliği Bölümü, Beşiktaş, İstanbul, Türkiye

² Yıldız Teknik Üniversitesi Makine Fakültesi Endüstri Mühendisliği Bölümü, Beşiktaş, İstanbul, Türkiye

*Correspondence: alp@yildiz.edu.tr

Özet: Lojistik, bir ürünün bir tedarik noktasından talep noktasına ulaştırılması faaliyetidir. Gezgin Satıcı Problemi, bir noktadan başlayan satıcının rotasındaki tüm noktaları tekrarsız ve en kısa yol uzunluğuyla tamamlaması problemi olarak tanımlanmaktadır. Müşteri taleplerini tam olarak cevap vermek ve maliyetleri minimize edecek şekilde araçların dağıtım rotalarının belirlenmesini amaçlayan Araç Rotalama Problemi, Gezgin Satıcı Probleminin özel bir türüdür. Bu problemler büyük boyutlu problemler olduğu için çözümünde genelde sezgisel yöntemler kullanılır. Sezgisel Yöntemler çözüm uzayını küçülterek optimal çözümü garanti etmeden iyi ve uygulanabilir çözümü bulan yöntemlerdir. Araç Rotalama Problemlerinin çözümünde farklı yöntemler kullanılmaktadır. Sezgisel yöntemler Araç Rotalama Problemi için kullanılabilir. Bu çalışmada iki sezgisel yöntemlerde Karınca Kolonisi Optimizasyonu ve Genetik Algoritma birlikte kullanılmıştır. Karınca Kolonisi Optimizasyonu, karıncaların yol bulma yeteneklerinden yola çıkarak yapay karınca kümesi kurularak oluşturulan sezgisel bir yöntemdir. Genetik Algoritma ise genetik özelliklerin nesilden nesile aktarılmasını taklit eden, doğal seleksiyonu örnek alan bir sezgisel arama algoritmasıdır. Çalışmada, kargo firmaları için uygun dağıtım rotalarının bulunması amaçlanmıştır. Bunun için Karınca Kolonisi Optimizasyonu ve Genetik Algoritma'nın çaprazlama operatörünü kullanan hibrit bir sezgisel yöntem önerilmiş ve bir kargo firma için 5 araç kullanılarak bir günlük uygun dağıtım rotası belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Araç rotalama problemi, Karınca kolonisi optimizasyonu, Genetik algoritma

A hybrid heuristic method proposal in the applicable distribution route detection problem: A case of cargo company

Abstract: Logistics is the activity of delivering a product from a supply point to a demand point. Traveling Salesman Problem is that the seller starting from a point completes all the points on his route without repetition and with the shortest path length. The Vehicle Routing Problem, which aims to determine the distribution routes of the vehicles in order to fully respond to the customer demands and minimize the costs, is a special type of the Traveller Dealer Problem. Heuristic methods are using to solve this type of problems. Different methods are used to solve vehicle routing problems. Heuristic methods can be used for Vehicle Routing Problem. In this study, two heuristic methods which Ant Colony Optimization and Genetic Algorithm were used together. Ant Colony Optimization is a well-known heuristic method that is based on the ability of ants to find ways. Genetic Algorithm is intuitive search algorithm that imitates genetic traits that can be passed down from generation to generation. In the study, it aimed to find suitable distribution route for Cargo Company. For finding route, it recommended a hybrid heuristic method that used Ant Colony Optimization and crossover operator of Genetic Algorithm and determined suitable distributing route using 5 vehicles for Cargo Company.

Key words: Vehicle routing problem, Ant colony optimization, Genetic algorithm

* Corresponding author. Tel.: +0-212-383-3195

E-mail address: alp@yildiz.edu.tr

ORCID: 0000-0002-6545-4287 (Selçuk Alp)

Received 6 Apr 2020; accepted 21 Apr 2020

Peer review under responsibility of Bandirma Onyedi Eylül University.

1. Giriş

Lojistik, bir ürünün bir tedarik noktasından talep edildiği noktaya ulaştırılmasıdır. Taşıma maliyetleri, lojistik faaliyetlerin önemli bir kalemını oluşturmaktadır. Taşıma maliyetlerinin azaltılması konusunda birçok akademik çalışma yapılmıştır. Bu çalışmaların önemli bir kısmı Araç Rotalama Problemi (ARP) alanında olduğu gözlenmiştir (Güngör ve Ergülen, 2006).

ARP problemi, kısaca depolardan çıkan araçların belli noktalardaki müşteri taleplerinin karşılanması problemi olarak tanımlanabilir. Bu işlemi en kısa zamanda, en kısa yolla ve en az maliyetli şekilde gerçekleştirmek ARP'nin temel amacıdır. Rotalama yapılırken bütün müşterilerin taleplerinin tam karşılanması, her varış noktasının bir kere ziyaret edilmesi, rotadaki toplam talep miktarının araç kapasitelerini aşmaması, her aracın tek bir rotada faaliyet göstermesi ve toplam rotanın minimize edilmesi dikkat edilmesi gereken kriterlerdir (Çalışkan, 2011).

Değişen çevre koşulları, rekabet şartları ve müşteri beklentileri nedeniyle ARP'ye varış zamanı, servis zamanı, bekleme zamanı gibi zaman aralıkları, araçların farklı noktalarda farklı hıza sahip olmaları, farklı taşıma kapasiteleri gibi yeni kısıtlar eklenmektedir. Bu tür kısıtların eklenmesi ARP'ni daha karmaşık bir hale getirmektedir (Erel, 1995).

ARP, çeşitli kriterlere göre sınıflandırılabilir. Sınıflandırma işlemi genellikle araçların, müşterilerin, rotaların ve kısıtların özelliklerine göre gerçekleştirilmektedir. Taleplerin statik ve dinamik olması, rotanın açık ya da kapalı uçlu olması ve kapasite, mesafe ve zaman kısıtlarının bulunması en yaygın karşılaşılan ARP türleridir.

ARP'nde optimal çözüme ulaşabilmek için olası bütün rota kombinasyonlarının denenmesi gerekmektedir. Boyut büyüdükçe bu problemlerin çözümü zorlaşacağı için sezgisel yöntemlere gereksinim duyulmaktadır. Sezgisel yöntemler kolay, anlaşılır ve uyarlanabilir olduğundan ARP problemlerinde sıklıkla kullanılan çözüm yöntemleri arasındadır.

Gezgin Satıcı Problemi (GSP), bir başlangıç noktasından başlayarak hedeflenen noktaları ziyaret eden ve tekrar başlangıç noktasına ulaşarak rotayı tamamlayan bir satıcının bu rotayı en kısa sürede tamamlamasını

amaçlamaktadır. Rota tamamlanırken tur içindeki bütün noktaların bir kez ziyaret edilmesi zorunluluğu vardır. Problemlerde uğranılması gereken noktalar arası uzaklık veya zaman parametresi olarak alınabilir.

N adet noktadan oluşan problemde mümkün olan farklı tur sayısı $(N-1)!/2$ ifadesi ile hesaplanabilir. Nokta sayısı arttıkça problemin karmaşıklığı da artacağı için GSP'nin çözümünde genelde sezgisel yöntemler kullanılır. Bu yöntemlerde kesin çözüm yerine bulunabilecek en iyi çözümü bulmayı hedefler (Laporte, 2010).

Problemleri çözerken bütün çözümler tek tek değerlendirilip en uygun çözüm bulunabilir. Fakat çok büyük boyutlu problemlerde bütün çözüm uzayının tek tek değerlendirilmesi çok uzun süreler alabilmektedir. Sezgisel yöntemler söz konusu çözüm uzayını küçültür, değerlendirilebilecek çözümlerin sayısını azaltarak daha kısa sürede uygulanabilir bir çözüme ulaşabilir.

Uluslararası literatürde heuristic olarak kullanılan kavram, Türkçe literatürde sezgisel şeklinde kullanılmaktadır. Keşfetmek ve bulmak anlamlarındaki bu fiil, latince heuristicus fiilinden türemiştir. Bu terim uygun çözümü bulmanın bir tekniğini ifade etmektedir.

Bir sezgisel teknik, kabul edilebilir hesaplama maliyetleriyle optimal çözümü garanti etmeksizin iyi ve uygulanabilir bir çözümü arayan bir tekniktir. Bu teknikler çoğu zaman optimal çözümü garanti etmez hatta optimal çözüme ne kadar yakın olduğunu dahi belirleyemez (Reeves, 1995).

Yukarıdaki açıklamalardan da anlaşılacağı gibi sezgisel yöntemler en iyi çözüme ulaşmayı hedeflemez, mümkün olan en hızlı sürede, karar vericiler için tatmin edici bir çözüm üretmeyi hedeflemektedirler. Sezgisel yöntemlerin kullanılmasındaki temel amaç matematiksel modeli oluşturulamayan ya da oluşturulmasa bile çözümün zorluğu nedeniyle çözümü çok uzun süre alan problemlere karar vericiler için uygun çözümler sunmaktır.

Sezgisel yöntemlerin kullanımı bilinen yöntemlerle çözülmesi hem zor hem de zaman alan problemlerin çözüm uzaylarını küçülterek problemlerin çözülmesine olanak sağlamaktadır. Bütün çözüm uzayının tek tek değerlendirilmesi çok uzun süreler alacağı için

daha kabul edilebilir bir sürede değerlendirilebilecek çözümlerin seçilmesi gerekir. Bu çözümlerin nasıl seçileceği sezgisel tekniğe göre farklılıklar göstermektedir (Ayan, 1999).

Bu çalışmada, bir kargo firmasının ortalama büyüklükteki bir şubesinin herhangi bir günündeki teslim etmesi gereken kargolar ile ilgili teslim noktalarının koordinatları veri olarak kullanılmıştır. 630 adet kargo, 5 taşıma aracı ile tüm adreslere ulaştırılmakta ve araçlar şubeye dönmektedir. Bu durumda çözülmesi gereken uygun dağıtım rotası belirleme probleminin, GSP'nin özel bir türü olan ARP olduğunu göstermektedir. Çalışmanın uygulama bölümünde sonucunda Karıca Kolonisi Optimizasyonu (KKO) ve Genetik Algoritmalar (GA) yöntemlerinin birlikte kullanılması ile firma için ilgili günde en kısa toplam yol belirlenmeye çalışılmıştır.

2. Literatür

ARP ile ilgili çalışmalar literatürde çeşitlilik göstermektedir. Yapılan çalışmalarda çeşitli sezgisel yöntemler tek başlarına ya da birlikte kullanılmıştır. Bu konuda yapılan çalışmalardan bazıları aşağıdaki gibidir.

Huang vd. (2019) çalışmasında şebeke hatlı kamyon ve motosiklet için ARP'nde rota oluşturmak için toplam maliyeti minimize ederken müşteri memnuniyetini maksimize etmeyi amaçlamışlardır. Depodan çıkan araçlar müşterileri ziyaret ederken her noktaya bir kez uğrayarak dağıtım yapılması sağlanmıştır. Bazı müşterilere hem motosiklet hem de kamyon dağıtım yapabilmektedir, fakat aynı noktaya aynı türden araçların dağıtım yapamayacağı kısıtı dikkate alınarak KKO ile söz konusu probleme çözüm önermişlerdir.

Li vd. (2019) gerçekleştirdikleri çalışmada, çok depolu ARP'de geliri artırırken maliyeti, zamanı ve emisyonu azaltmayı hedeflemektedir. Çalışmanın konusu olan emisyonu azaltmayı hedefleyen çözüm modelleri, literatürde yeşil ARP olarak tanımlanmaktadır. Modelin çözümünde her aşamada feromonun küçük miktarlarda artırıldığı geliştirilmiş KKO kullanılmıştır.

Luan vd. (2019) çalışmalarında, KKO ve GA yöntemlerini tedarikçi seçme problemine uygulamışlardır. Ürün kalitesi fiyat, sipariş kapasitesi ve inovasyon olanağı kriterleri

ağırlıklandırıp oluşturulan lineer model hibrit bir algoritma ile çözülmüştür.

Zhang vd. (2019) yaptıkları çalışmada en erken ve en geç teslim zamanları belirleyerek esnek zaman pencereli ARP için kapasite kısıtlı çok amaçlı bir model oluşturmuşlardır. Problemin çözümünde KKO kullanılmış ve çözüm mutasyonla genişletilerek çözümün yerel optimumda kalmasının önüne geçilmeye çalışılmıştır.

Wang vd. (2019) yolculuk maliyetlerini minimize ederken aynı zamanda servis zamanını da minimize etmeyi hedefleyen zaman pencereli ARP problemi üzerine çalışmışlardır. Çok amaçlı problemlerde çoklu karınca sistemi kullanarak her amaç için bir karınca sistemi ile tek tek çözümü bulunup çözümlerden global en iyi çözümleri bulup her adımda feromon bilgisini güncelleyerek en iyi sonuca ulaşmayı hedeflemişlerdir.

Kaya (2018) çalışmasında toplama ve dağıtım operasyonların eş zamanlı kullanıldığı ARP'de karınca kolonisi sistemini kullanmıştır. Çözüm yöntemini noktaları değiştirerek bir çözümden diğerine sıçrama yaparak çözümü iyileştiren dağınık komşu arama algoritması ile birleştirmiştir.

Goel ve Maini (2018) çalışmalarında kapasite ve zaman kısıtlı ARP çözümünde KKO algoritması ile evrimsel tabanlı bir algoritma olan Ateşböceği Algoritmasını çözüm uzayını genişletmek için birlikte kullanmışlardır. Araçların aldığı toplam yolu minimize etmeyi amaçlamışlardır.

Yazgan ve Büyükyılmaz (2018) yaptıkları çalışmada bir süt fabrikası için eş zamanlı toplama dağıtım ARP'yi çözümlerken klasik sezgisel algoritmalarından olan en kısa yol yöntemini kullanarak maliyetleri minimize etmeyi hedeflemişlerdir.

Pala (2018) çalışmasında servis araçları için tur süresinin ve müşterinin yolda geçirdiği zamanın birlikte minimize edildiği kapasite kısıtlı ARP çözümünde KKO kullanarak tur sürelerinden tasarruf ederek günlük taşıma kapasitesini arttırmayı hedeflemiştir.

Kızıloğlu (2017) çalışmasında büyük boyutlu stokistik süreçli çok depolu Araç Rotalama Problemine sezgisel yaklaşımlar geliştirerek literatürdeki eksiklikleri gidermeyi amaçlamıştır.

Yakıcı (2017) çalışmasında denizlerdeki mayın temizliği için oluşturulan karma filonun zengin min-max ARP'nin çözülmesi üzerinde çalışma yapmıştır. Düşman mayınlarının yerlerinin bilindiği ve savaş filosunun denizde operasyona başlamadan önce kısıtlı zamanda filonun alanı temizlenmesi gerektiği problem KKO ile çözümlenmiştir.

Kuo vd. (2016) müşteri noktalarının dinamik olduğu dinamik problemler için ARP üzerine çalışmışlardır. Çalışmalarında servis zamanlarının da sabit olmadığını kabul etmişlerdir. Bulanık KKO kullanarak servis yapılan müşteri sayısını maksimize ederken servis zamanlarını minimize etmeyi hedeflemişlerdir.

Literatür taramasında da görüldüğü gibi ARP'nin çözümü için farklı birçok sezgisel yöntem önerilmiştir. Bu çalışmada KKO ve GA sezgisel yöntemlerinin birlikte kullanıldığı bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntemde önce KKO ile uygun bir dağıtım rotaları belirlenmektedir. Belirlenen bu dağıtım rotaları arasında GA'nın çaprazlama operatörü kullanılarak rotalar elde edilmektedir. Elde edilen yeni rotalar için KKO ile yeniden en uygun çözüm belirlenmektedir. Belirlenen yeni çözüm eski çözümden daha iyi ise uygun çözüm olarak kabul edilmektedir. Yöntemin adımları, üst üste 5 adım sonunda daha iyi bir çözüm bulanmayana kadar tekrar edilmektedir.

3. Yöntem

Bu çalışma ile Karınca Kolonisi Optimizasyonu ve Genetik Algoritma sezgisel yöntemlerinin birlikte kullanıldığı bir yöntem kullanılarak kargo firmaları için uygun dağıtım rotalarının bulunması amaçlanmıştır.

3.1. Araç rotalama problemi

Araç rotalama problemi (Vehicle Routing Problem) ilk olarak 1959 yılında Dantzing ve Ramser tarafından literatüre kazandırılmıştır. Daha sonra 1964 yılında Clarke ve Wright problemin çözümü için farklı sezgisel yöntemler önermişlerdir.

Temelde, Gezgin Satıcı Problemi (Travelling Salesman Problem) ele alınarak geliştirilen ARP çok sayıda değişkene sahip olabilen NP-zor sınıfına dahil olan bir problemdir. Çok sayıda değişkene sahip olduğu için çözüme ulaşmak çok zordur. Bu yüzden amaç mümkün

olan en uygun çözüme ulaşmaktır (Toth ve Vigo, 2002).

Rotalama yapılırken bütün müşterilerin taleplerinin tam karşılanması, her varış noktasını tek bir aracın tek bir sefer ziyaret etmesi, rotanın bir noktadan başlaması ve bitiş noktasının yine aynı nokta olması, rotadaki toplam talep miktarının araç kapasitesini aşmaması, her bir aracın tek bir rotada faaliyet göstermesi ve toplam rotanın minimize edilmesi dikkat edilmesi gereken unsurlardır.

Aşağıda GSP'in tamsayı doğrusal programlama modeli verilmiştir.

Amaç Fonksiyonu:

$$\min Z = \sum_{i=0}^n \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n D_{ij} * X_{ij}$$

Kısıtlar:

$$0 \leq X_{ij} \leq 1 \quad i, j = 0, 1, \dots, n$$

ve X_{ij} tam sayı

$$\sum_{i=0, i \neq j}^n X_{ij} = 1 \quad j = 0, 1, \dots, n$$

$$\sum_{j=0, i \neq j}^n X_{ij} = 1 \quad i = 0, 1, \dots, n$$

$$u_i - u_j + n * X_{ij} \leq n - 1 \quad 1 \leq i \neq j \leq n$$

Parametreler:

D_{ij} : i . şehirden j . şehire olan uzaklık (mesafe),

$$X_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{çözümde } i.\text{şehirden } j.\text{şehire gidildi ise,} \\ 0, & \text{diğer durumlarda,} \end{cases}$$

n : şehir sayısı,

u : eksiksiz tam bir tur yapılması için koşulları sağlamak üzere modele eklenen yapay bir değişkendir.

3.2. Karınca kolonisi optimizasyonu

Doğadan esinlenerek oluşturulan sistemlerin kullanılması giderek karmaşıklaşan problemlerin çözümünde yetersiz kalan geleneksel yöntemlere göre problemlerin çözümüne olanak sağlamıştır. Doğadaki bazı sosyal sistemler sınırlı yetenekli basit bireyler tarafından oluşturulmalarına rağmen kolektif zekâ davranışları sergileyebildikleri görülmektedir. Probleme uyarlanan çözümler bireylerin kendi içindeki organizasyonları ve

dolaylı iletişimlerinden ortaya çıkmaktadır (Nabiye, 2013).

Doğada topluluk (koloni) halinde yaşayan, aralarında belirli bir iş paylaşımının olduğu ve karşılaştıkları problemleri yardımlaşarak birlikte çözen hayvanlar sosyal hayvanlar olarak adlandırılmaktadır.

Bir karınca kolonisinin karşılaştığı günlük problemler yemek aramak, işçilik görevlerinin dağıtılması, yuvanın yapılması ve genişletilmesi, yavruların beslenmesi, alarm verilmesi, harici olaylara tepki verilmesi ve koloninin savunulması biçiminde sayılabilir. Bu problemlerin karşılıkları pek çok mühendislik, ekonomi ve bilgisayar bilimlerinde bulunabilir.

KKO, karıncaların yol bulma kabiliyetinden yola çıkarak daha karmaşık problemlerin çözümünü amaçlayan sezgisel bir algoritmadır. KKO, gerçek karıncaların beslenme davranışından ilham alan bir yöntemdir. Karınca kolonileri, yuvaları ve yemek kaynakları arasındaki en kısa yolu bulma yeteneğine sahiptirler. Karıncalar arasında bu iletişimi sağlayan feromon adı verilen kimyasal bir maddedir. Koloninin bu karmaşık davranışı karıncaların yemek kaynağına seçtikleri herhangi bir yoldan giderken feromon bırakması, başka bir ifadeyle birbirleriyle dolaylı bir şekilde haberleşmesi ile mümkün olmaktadır. Karıncalar yiyecek ararken öncelikle kendi yuvalarına yakın yerleri rastgele bir şekilde araştırırlar. Karıncalardan biri yiyecek bulduğunda bu kaynağı kalite ve miktar açısından değerlendirir. Geri dönüş yolunda yol güzergahına feromon izleri bırakır. Bırakılan feromon miktarı besin kaynağının miktarı ve kalitesiyle doğrudan ilişkilidir. Bu feromon izleri diğer karıncaların besin kaynağına ulaşmalarına yardımcı olmaktadır. Takip eden karıncalar en güçlü feromon içeren yolu tercih etme eğiliminde olurlar. Zamanla yollardaki mevcut feromon tazelendirir ya da azalır. Kısa bir yol üzerinde karıncalar daha sık gidip geleceğinden, daha fazla feromon bırakacaklardır. Öte yandan uzun yollar üzerindeki feromon kaybolacağından koloninin diğer karıncaları tarafından da takip edilmeyecektir. Böyle bir güdülenme doğal olarak arama sürecinin kısa olan yollara doğru kaymasına neden olacaktır.

Bir karıncanın sınırlı bir kapasitesi varken bir karınca kolonisi yüksek yapılandırılmış sosyal

organizasyona sahip sistem oluşturmaktadır. Hayvanların davranışlarını inceleyen bilim insanları karınca gibi neredeyse kör hayvanların kendi kolonileri ve besin kaynakları arasında en kısa yolu belirleyip geri döndüklerini anlamışlardır. Bu sistem karıncaların koordineli davranışlarının sonucu gözlemlenmiştir (Dorigo vd., 1991).

Karıncaların bu biyolojik modelinden faydalanarak oluşturulan KKO'da yapay bir karınca kümesinin davranışlarından yola çıkarak incelenen problem için uygun çözüm arar. Kolonideki her bir karınca feromon bilgisine bağlı olarak çözümler oluşturur. Bir grup karınca çözüm oluşturduktan sonra, bu çözümler arasındaki en iyi çözüme sahip olan karıncanın takip ettiği yol üzerindeki feromon değeri artırılır, diğer yollardaki feromon bilgisi ise belirli bir oranda azaltılır. Önceden belirlenmiş bir durma koşulu sağlanana kadar işlem devam ettirilerek belirlenen uzayda en iyi çözüm bulunması amaçlanır (Cura, 2008).

KKO algoritmasının işleyişi şu şekilde özetlenebilir: Aynı hesaplama amacını taşıyan bir etkenler kümesi (karınca kolonisi) çözülecek problemin kısmi çözümlerine karşılık gelen alanlarda hareket eder. İz ve tercih edilebilirlik olarak isimlendirilebilecek iki parametreye bağlı olan stokastik yerel karar verme politikasına göre hareket ederler. Her karınca hareket ederek probleme çözüm oluşturur. Bir karınca bir çözümü tamamladığında ya da oluşum aşamasında, mevcut çözümü kıymetlendirerek, iz değerini günceller. Böylece bu feromon (iz) bilgisi karıncaların aramalarını yönlendirecektir.

KKO yaklaşımı, Dorigo vd. (1991) tarafından ortaya atılmıştır. KKO' da yapay karınca kümesi, incelenmekte olan optimizasyon problemine uygun çözüm arar. Her bir karınca feromon bilgisine bağlı kararlar verecek çözüm oluşturur. Bir grup karınca çözüm oluşturduktan sonra, içlerinde en iyi çözüme sahip olan karıncanın takip ettiği yol üzerindeki feromonun artırılması sağlanır. Diğer karıncaların yolları üzerindeki feromon belirli bir oranda azaltılır. Önceden belirlenmiş durma koşulu sağlanana kadar işlem döngüsel olarak tekrarlanır.

Literatürde birbirinden farklı KKO algoritmaları ortaya konulmuştur. Aşağıda 1991 yılında Dorigo vd. tarafından ortaya konulan orijinal KKO algoritması

açıklanmıştır. Ortaya konulan karınca sisteminde k karıncası i noktasından j noktasına hareket etme olasılığı P_{ij}^k , mümkün olmayan çözüme taşıyan tüm hareketleri engellemek için 0'a eşitlenmiştir. Bu engelleme, k 'nın i noktasından diğer noktalara tüm uygunsuz hareketlerini içinde bulunduran bir *yasak hareket listesi* tutularak gerçekleştirilmektedir. Böylece k 'nın i 'den j 'ye hareket etme olasılığı, $\alpha \in [0,1]$ ve $\beta \in [0,1]$ kullanıcının belirlediği parametreler olmak kaydıyla, aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha + \eta_{ij}^\beta}{\sum_{(il) \in \text{yasak hareketler listesi}_k} \tau_{il}^\alpha + \eta_{il}^\beta} & (ij) \notin \text{yasak hareketler listesi}_k \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

Yukarıdaki denklemde kullanılan η_{ij} değişkeni, i ile j noktaları arasındaki hareketin çekiciliğini temsil etmektedir ve çözülmekte olan probleme göre hesaplanma yöntemi değişmektedir. Bir optimizasyon probleminde daha cazip hareketlerin η_{ij} değerinin daha büyük olmasını sağlayacak şekilde formülize edilmelidir. Diğer bir değişken τ_{ij} ise i noktası ile j noktası arasında feromon (iz) değerini temsil etmektedir. Bu değişken her döngü sonunda güncellenir. Buna göre t . döngü sonunda $\rho \in [0,1]$ kullanıcının belirlediği buharlaşma parametresi olmak kaydıyla, aşağıdaki gibi hesaplanacaktır.

$$\tau_{ij}^t = \rho \tau_{ij}^{t-1} + \Delta \tau_{ij}$$

Tüm karıncaların i noktası ile j noktası arasına yaptığı toplam feromon katkısı $\Delta \tau_{ij}$ ile ifade edilmiştir. Daha önce ifade edildiği gibi GSP, bir şehirden yola çıkan satıcının N şehri dolaşarak başladığı noktaya geri dönmektedir. Yapacağı turda minimum mesafeyi kat etmesi istendiğinden uğrayacağı şehirlerin sıralaması önem taşımaktadır. Buna göre m karıncanın bulunduğu bir kolonide,

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{Eğer } k, (i, j) \text{ yolunu kullandıysa,} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

L_k değişkeni ile k 'nın mevcut çözüm turunda yola çıktığı şehre dönene kadar kat ettiği toplam mesafe temsil edilmektedir ve Q sabit bir sayıdır.

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k$$

Bir çözümün oluşumunda karıncalar bir sonraki uğranacak şehri stokastik bir mekanizmayla seçmektedir. Karınca k şehir i 'deyken o ana kadar kısmi bir s_p^k çözümü oluşturmuştur. Böylece bulunduğu noktadan j şehrine gitme olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha + \eta_{ij}^\beta}{\sum_{(il) \in s_p^k} \tau_{il}^\alpha + \eta_{il}^\beta} & \text{Eğer } (ij) \notin s_p^k \\ 0 & \text{değilse} \end{cases}$$

s_p^k kümesi daha önce değinilen yasak hareket listesi yerine kullanılmıştır. Doğal olarak herhangi bir satıcı GSP'ye göre her şehre yalnız bir kere uğrayabilir. Aksi halde çözüm uygunsuz (uygun olmayan çözüm) olacaktır. s_p^k kümesinde yer alan hiçbir şehre uğranmaması gerekmektedir.

3.3. Genetik algoritma

GA, uyarlanabilir genetik ve doğal seleksiyonu temel alan sezgisel arama algoritmalarının biridir. Diğer sezgisel algoritmalar gibi rastlantısal aramaya dayanmaktadır. GA, doğadaki canlıların geçirdiği süreci örnek alan evrimsel bir algoritma türüdür. Evrim doğal seleksiyon ve adaptasyonu sağlayabilen bireylerin hayatta kalmasını ifade etmektedir. Bu durum ise güçlü nesillerin kendi yaşamlarını korurken, kötü nesillerin yok edilmesi anlamına gelmektedir. Çünkü güçlü olan bireyler daha uzun süre hayatta kalacak ve kendine benzer özelliklere sahip yeni bireyler üreteceklerdir. Yeni bireyler, anne ve babasından gelen iyi genleri bünyelerinde koruyabilecekleri gibi kötü genleri de almış olabilirler. Böyle bir durumda kötü genleri almış olan bireyler varlıklarını devam ettiremeyeceklerdir. Matematiksel modellemenin yapılamadığı ya da kesin çözümün olmadığı problemlerde, anne ve baba bireyden (ebeveyn-bir önceki nesil) doğan yeni bireylerin koşullara uyum sağlayıp yaşamlarını devam ettirmesi ilkesine dayanan GA'dan yararlanılabilir (Seyrek, 2000; Cura, 2008).

3.3.1. Genel kavramlar

GA, canlılardaki kalıtsal özelliklerin nesiller arası aktarılması, bu süreçteki doğal seleksiyon ve mutasyonun taklit edilmesiyle oluşturulan sezgisel bir algoritmadır. Popülasyon temelli bir optimizasyon yöntemidir.

GA, literatüründe bir bireyi ifade eden terime kromozom adı verilmektedir. *Gen*, bir kromozom içindeki tek bir özelliği

göstermektedir. *Uygunluk*, kromozom ya da kromozom gruplarının amaç fonksiyonundaki performansıdır. *Çaprazlama* ise seçilmiş iki ebeveynden rastlantı olarak seçilme işlemini, mutasyon ise bir çocuğun rastlantı olarak genlerinin değerlerinin değiştirilmesi, bozulmasını ifade etmektedir.

GA, kullanılan diğer önemli kavramlar ise allele, genotip ve fenotip kavramlarıdır. *Allele*, bir genin alabileceği değerlerdir. Genellikle nitel değişkenlerde kullanılmaktadır. Örneğin saç renginin gende temsil edildiği durumlarda bu genin allele'leri sarı, siyah, kırmızı ve kahverengi vb. olabilecektir. *Genotip*, bir kromozomun genetik yapısıdır. Genlerin temsil edilişi biçimi genotipin belirlenmesi sürecini yansıtmaktadır. Örneğin bir gen yalnız 0 ve 1 değerleriyle temsil edilebiliyorsa kromozomun genotipi "10100101" şeklinde olabilir. *Fenotip* ise genotipin fiziksel açıklamasını ifade etmektedir. Her genotip haritasının karşılık geldiği özellikler vardır. Örneğin uzun boy ve kırmızı saç fenotipken bunlara karşılık geldiği bir genotip olacaktır.

Ebeveyn seçimi uygunluk değeri yüksek olanın daha yüksek olasılıkla çocuk üretebileceği hesaba katılarak rastlantısal olarak yapılır. GA nesil sayısı kadar iterasyona tabi tutulmaktadır. Her iterasyonda çözüm kümesini oluşturan katsayılar yani genler çaprazlama ve mutasyon gibi çeşitli evrimsel işlemlere tabi tutularak uygunluk fonksiyonları hesaplanır. Bu işlemler belli bir nesil sayısına ya da istenen uygunluk değerine ulaşıncaya kadar devam ettirilir (Jang, 1997).

GA, yalnızca uygunluk fonksiyonuna gereksinim duymaktadır. Kromozomlar aracılığıyla bir önceki bireylerin kalıtsal olarak en iyi değerleri bir sonraki nesle aktarılır. Tüm olası çözümleri denemek zorunda olmadığı için tüm çözüm uzayını taramaz ve daha kısa sürede uygun çözüme ulaşılabilir. Bundan dolayı çok büyük boyutlu ya da çok değişkenli problemlerde kolayca uygulanabilmektedir (Seyrek, 2020).

GA, uygunluk işlevi, yeni çözümler üretmek için çaprazlama ve değiştirme gibi operatörleri kullanır. GA'nın önemli özelliklerinden biri de bir grup üzerinde çözüm araması ve bu sayede çok sayıda çözümün içinde en iyiyi seçmesidir. Uygunluk Fonksiyonu, uygunluk değerinin mevcut fenotip değerine göre hesaplandığı fonksiyondur. Eğer x ile fenotip değer temsil

ediliyorsa $f(x)$ ile uygunluk fonksiyonu temsil edilebilir.

3.3.2. Genetik algoritma operatörleri

GA operatörleri temel olarak çaprazlama ve mutasyon operatörleri olmak üzere iki gruba ayrılırlar. Bu operatörlerin her ikisi de bir popülasyondan yeni bir popülasyon oluştururken kullanılmaktadır. Bu operatörler kullanılmadan önce operatörlerde kullanılacak bireylerin seçimi yani ebeveyn seçimi de oldukça önemli olmaktadır.

Ebeveyn Seçimi:

Genellikle uygunluk değeri daha yüksek olanın daha yüksek olasılıkla çocuk üretimi için seçilmesi işlemidir. Bazen tamamen rastlantısal olarak seçildiği de olmaktadır.

Çaprazlama:

Seçilmiş iki ebeveynden rastlantı olarak farklı genlerin çocuğa aktarılması işlemidir (Umbarkar ve Sheth, 2015). Çaprazlama operatörleri dört temel başlık altında incelenebilir.

1. *Tek-Nokta Çaprazlama:* Kromozom uzunluğundan küçük bir çaprazlama noktası belirlenir. Ebeveyn kromozomların çaprazlama noktasının sağındaki veya solundaki genleri aynen çocuk kromozoma aktarılır. Böylece *çocuk1* ve *çocuk2* biçiminde aşağıdaki gibi iki çocuk oluşur.

Ebeveyn1: 1110|10101

Ebeveyn2: 1011|01101

Çocuk1: 1110|01101

Çocuk2: 1011|10101

Yukarıdaki örnekte 4. ve 5. gen arasındaki nokta, çaprazlama noktası olarak seçilmiştir.

2. *K-Nokta Çaprazlama:* K-nokta çaprazlama, tek-nokta çaprazlama tekniğine oldukça benzer bir tekniktir. Tek fark adından da anlaşılabilir gibi birden çok çaprazlama noktası rastlantı olarak seçilmektedir. Ebeveynler çaprazlama noktalarında birleştirilerek iki çocuk oluşturulur. Aşağıda, üç çaprazlama noktası bulunan bir örnek gösterilmektedir.

Ebeveyn1: 1 1 | 1 0 | 1 0 1 | 0 1

Ebeveyn2: 1 0 | 1 1 | 0 1 1 | 0 1

Çocuk1: 1 1 | 1 1 | 1 0 1 | 0 1

Çocuk2: 1 0 | 1 0 | 0 1 1 | 0 1

Yukarıdaki örnekte 2. ve 3. gen arasındaki, 4. ve 5. gen arasındaki ve 7. ve 8. gen arasındaki

noktalar çaprazlama noktaları olarak seçilmiştir.

3. Tekdüze (Uniform) Çaprazlama: Bu teknikte bir çaprazlama noktası kullanılmaz. Onun yerine ebeveynlerden genler sırasıyla çocuğa kopyalanır. Söz konusu kopyalamada her bir gen anlık bir $X_i \in [0,1]$ ($i=1, \dots, n$) olasılığına göre ebeveynlerden birisinden gelmektedir. Genellikle her iki ebeveyne eşit olasılık verilir. Örneğin $X_i < 0.5$ ise i . gen birinci ebeveynden birinci çocuğa ikinci ebeveynden ikinci çocuğa, $X_i \geq 0.5$ ise i . gen birinci ebeveynden ikinci çocuğa ikinci ebeveynden birinci çocuğa aktarılır.

Ebeveyn1:	1	1	1	0	1	0	1	0	1
Ebeveyn2:	1	0	1	1	0	1	1	0	1
X_i	0.4	0.3	1.0	0.8	0.5	0.2	0.7	0.1	0.8
Çocuk1:	1	1	1	1	0	0	1	0	1
Çocuk2:	1	0	1	0	1	1	1	0	1

4. Sıralı Kromozomlar için Çaprazlama: Kromozom kodlanması bazı hallerde sırayı temsil eden bir kodlama biçimidir. Genler kromozomda bir sıraya sahiptir. Bir genin aldığı değer o sırada yer alması gereken nesneyi temsil edecektir. Bu duruma bir makinede yapılacak işlerin sıralaması örnek olarak verilebilir. Her bir iş bir harf ile temsil edildiğinde, “ACHGDFBE” kromozomu, söz konusu makinede ilk olarak A işinin yapılacağı, son olarak da E işinin yapılacağını temsil eder ve “sıralı kromozom” olarak adlandırılır.

Sıralı kromozomların çaprazlanması için rastlantı bir çaprazlama noktası seçilir. Birinci ebeveynden çaprazlama noktasına kadar tüm genleri aynen çocuğa aktarılır. Kalan kısım için ise sırasıyla diğer ebeveynden çocuğa henüz kopyalanmamış genler kopyalanır. Böylece aşağıdaki gibi iki çocuk oluşturulur.

Ebeveyn1:	A	C	H	G		D	F	B	E
Ebeveyn2:	F	A	D	E		G	H	C	B
Çocuk1:	A	C	H	G		F	D	E	B
Çocuk2:	F	A	D	E		C	H	G	D

Yukarıdaki örnekte 4. ve 5. gen arasındaki nokta, çaprazlama noktası olarak seçilir.

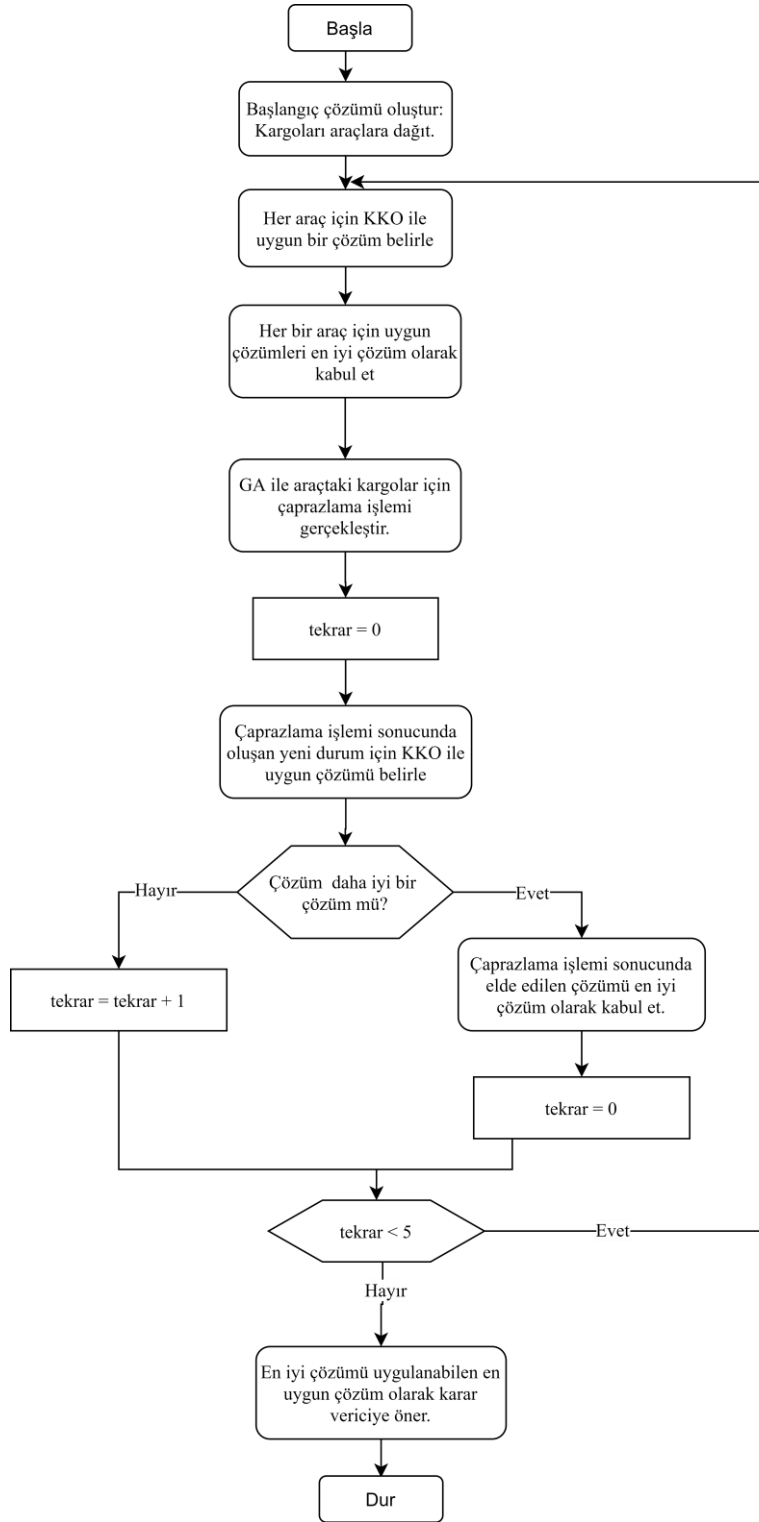
Mutasyon:

Bir çocuğun rastlantı olarak genlerinin değerlerinin değiştirilmesi, başka bir ifadeyle bozulmasıdır. Doğal mutasyon gibi her zaman olmaz, düşük bir olasılıkla (örneğin 0.05'ten daha küçük) gerçekleşir. Bu sayede yerel optimumdan kurtularak global optimuma doğru hareket etme sağlanmış olur. Zira herhangi bir çözümün rastlantı olarak bozulması suretiyle farklı bir noktaya gitmesi, ardından onun komşularını araştırması söz konusu olmaktadır. Böylece eğer bu noktanın komşusuysa global optimuma ulaşılabilir.

3.4. Önerilen Yöntemin Aşamaları

Başlangıç çözümü araçlara kargoların dağıtılması ile başlanır. Daha sonra KKO ile her araç için en uygun çözüm bulunur. Bulunan çözümler araçlar için en iyi çözüm olarak kabul edilir. Araçlarda bulunan kargolar için çaprazlama işlemi gerçekleştirilir. Çaprazlama işlemi Tek-Nokta Çaprazlama yöntemi kullanılmıştır. Bu aşamada rastgele iki araç seçilmiş ve yine rastgele belirlenen bir noktadan kesilerek ilgili araçların rotaları çaprazlanmıştır. Çaprazlanan kargolar için KKO yeniden en uygun çözüm bulunmuştur.

Yukarıdaki işlemler arka arkaya tekrarlanır. Bu tekrarlar sırasında üst üste 5 tekrarda en iyi çözümde bir gelişme olmadığı takdirde var olan en iyi çözüm, en uygun çözüm olarak kabul edilir ve problemin çözümü sonlandırılır. Önerilen yöntemin işlem adımları Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Önerilen yöntemin işlem adımları.

4. Uygulama

Çalışmada verileri kullanılan kargo firması, 2003 yılında kurulmuştur. Firmanın 800'den fazla şubesi ve 7'si teknolojik aktarma merkezi olmak üzere toplam 25 adet aktarma merkezi bulunmaktadır. Firma, 8000'den fazla çalışanı, 3000 kara taşıma aracı ve 6 uçağıyla hizmet

vermektedir. Türkiye'nin yanı sıra uluslararası hizmet veren firma, 220 farklı ülkede taşımacılık hizmeti vermektedir. Günde ortalama 500000 farklı adrese hizmet götürmektedir.

Firmanın İstanbul'da hizmet veren bir şubesinde 3 Eylül 2019 tarihinde teslim edilmesi gereken 605 adet kargo, şubenin 5

aracı için uygun dağıtım rotası belirlenmesi amaçlanmıştır. Uygun dağıtım rotaları 5 aracın kat edeceği toplam mesafenin minimum olması olarak kabul edilmiştir. Kargonun teslim edileceği adresin koordinatları belirlenmiş ve her bir adres arasındaki uzaklık Öklid yöntemi ile hesaplanmıştır. Öklid uzaklığı iki nokta arasındaki doğrusal uzaklıktır. İki boyutlu bir düzlemde yer alan, $A = (x_1, y_1)$ ve $B = (x_2, y_2)$ noktaları arasındaki Öklid uzaklığı aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$D = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

Çalışmada öncelikle, 5 araca eşit sayıda rastgele kargonun koordinatları atanmıştır. Atanan bu koordinatlar için Öklid uzaklıklarına bağlı

olarak Matlab programı ile yazılan bir program kullanılarak KKO ile her bir araç için uygun çözüm belirlenmiştir. Daha sonra rastgele seçilen iki araç için yine Matlab programı ile yazılan ikinci bir program ile Genetik Algoritmanın bir operatörü olan çaprazlama işlemi gerçekleştirilmiştir. Bunun için tek noktalı çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Çaprazlama noktası da rastgele belirlenmiştir. Çaprazlama işlemi yapıldıktan sonra tekrar KKO ile en uygun çözüm aranmıştır.

Her iterasyonda elde edilen çözüm daha iyi bir çözüm ise o çözüm en iyi çözüm olarak kabul edilerek işlemlere o çözüm üzerinden devam edilmiştir. Gerçekleştirilen iterasyonlara ait çözüm değerleri Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. İterasyonlar için çözüm değerleri (km)

	1.Araç	2.Araç	3.Araç	4.Araç	5.Araç	Toplam
1. İterasyon	74,0911	47,3524	65,2967	92,5921	46,8467	326,1790
2. İterasyon	69,7626	46,4675	60,5928	91,9210	46,6594	315,4033
3. İterasyon	69,7626	46,4675	60,5928	91,9210	45,3080	314,0519
4. İterasyon	69,7626	46,4675	60,5928	91,5888	44,5813	312,9931
5. İterasyon	69,7626	41,4613	60,5928	88,2636	44,5813	304,6615
6. İterasyon	69,7626	41,4613	60,5928	88,2636	44,5813	304,6615
7.İterasyon	69,7626	41,4613	60,5928	88,2636	44,5813	304,6615
8. İterasyon	69,7626	41,4613	60,5928	88,2636	44,5813	304,6615
9. İterasyon	69,7626	41,4613	60,5928	88,2636	44,5813	304,6615

İlk iterasyon KKO ile eşit olarak rastgele ayrılan her araç için 121 adet kargonun dağıtım modeli çözülmüştür. Araçları alacağı toplam mesafe 326,1790 kilometre olarak bulunmuştur. Daha sonraki iterasyonlarda araçlar arasında rastgele çaprazlama yapılarak daha uygun bir çözümler aranmıştır. 5. iterasyon problem uzayındaki en optimal çözümü vererek kat edilen toplam mesafe 304,6615 kilometre olarak minimize edilmiş olduğu görülmektedir. Daha sonraki 5 iterasyonda daha iyi bir çözüme ulaşılamadığı için 9. iterasyon sonunda işlemlere son verilmiştir. 9 iterasyon sonucu elde edilen çözüm olan, 1. iterasyon elde edilen en iyi çözümden %7,06 daha iyi bir çözüm olduğu görülmektedir.

5. Sonuç ve Öneriler

Çalışmada bir kargo firmasının ortalama büyüklükteki bir şubesi için günlük kargo dağıtımları incelenmiştir. Şubenin 5 aracı için o güne ait 605 kargonun dağıtım rotasının belirlenerek araçlar için en kısa mesafeyi bulmayı amaçlayan bir model oluşturulmuştur. Modelde, 3 Eylül 2019 tarihindeki kargolar için her bir araca 121 adet kargo atanmış bu kargoların teslim noktalarının koordinatları arasındaki uzaklıklar kullanılarak araçların rotaları belirlenmiştir. Uzaklıklar belirlenirken Öklid uzaklık formülünden yararlanılmıştır.

Modelin çözümünde KKO ve GA olmak üzere iki sezgisel yöntem hibrit olarak kullanılmıştır. Sezgisel yöntemler çözüm uzayını küçülterek, bakılan çözüm uzayında en iyi, genel olarak iyi ve uygulanabilir çözümü bulmayı amaçlamaktadır. KKO ve GA, uygulamada ARP çözümünde yaygın olarak kullanılan evrimsel bir algoritmadır.

Bu çalışmada KKO ve yine evrimsel bir algoritma olan, genetik ve doğal seleksiyonu temel alan GA ile birlikte kullanılarak hibrit bir model oluşturulmuştur. Modelin ilk çözümünde KKO kullanılmış ve araçlardaki kargolar için dağıtım rotaları belirlenmiştir. Daha sonra GA'nın bir operatörü olan çaprazlama ile araçlardaki kargolar tek-nokta çaprazlama operatörü kullanılarak değiştirilmiş ve daha uygun çözüm bulunduğu sürece işlem devam etmiştir. Çaprazlamalar sonucunda çözülen modellerle ilk çözüme göre %7.06 oranında bir iyileşme sağlanmıştır.

Bu çalışmada kullanılan araç sayısı değiştirilebilir veya değişken araç sayısı kullanılabilir. Kullanılan KKO yerine, kuş sürülerinin hareketlerinde yola çıkarak oluşturulan Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritması ya da farklı sezgisel yöntemler kullanılabilir. GA'da kullanılan çaprazlama operatörü yerine ya da birlikte mutasyon operatörleri kullanılarak yeni çözüm yöntemleri denenebilir. Noktalar arasındaki uzaklıklar belirlenirken iki nokta arasındaki doğrusal uzaklık değil, daha önce ölçülmüş zaman ya da yol uzaklığı kullanılabilir.

Teşekkür

Bu çalışma, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Sistem Mühendisliği programında yapılmakta olan "Uygun Dağıtım Rotası Belirlenmesi Probleminde Hibrit Sezgisel Bir Yöntemin Uygulanması" isimli lisansüstü tez çalışması kapsamında yapılmıştır.

Kaynakça

Ayan, T.Y. (1999). *Sezgisel Araştırmanın Araç Rotalama Problemlerinde Kullanılması ve Sezgisel Metod Denemesi*, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi, Sosyal Bilimleri Enstitüsü, Erzurum.

Clarke, G., ve Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations research*, 12(4), 568-581.

Cura, T. (2008). *Modern Sezgisel Teknikler ve Uygulamaları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul.

Çalışkan, K. (2011). *Karınca kolonisi optimizasyonu ile araç rotalama probleminin maliyetlerinin kümeleme tekniği ile iyileştirilmesi*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans

Tezi, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Dantzig, G. B. ve Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1), 80-91.

Dorigo, M., Maniezzo, V. ve Coloni, A. (1991). *Positive feedback as a search strategy*. Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano (pp. 91-016). Italy, Tech. Rep. 91-016.

Erel, R. (1995). *Taşıt Rotalaması ve Çizelgelemesi: Otobüsle Kentler arası Yolcu Taşımacılığı için Bir Model*, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Goel, R. ve Maini, R. (2018). A hybrid of ant colony and firefly algorithms (HAFA) for solving vehicle routing problems. *Journal of Computational Science*, 25, 28-37. doi:10.1016/j.jocs.2017.12.012

Güngör, İ., ve Ergülen, A. (2006). Bulanık Araç Rotalama Problemlerine Bir Model Önerisi ve Bir Uygulama. *Yönetim ve Ekonomi: Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 13(1), 53-60.

Huang, Y. H., Blazquez, C. A., Huang, S. H., Paredes-Belmar, G., ve Latorre-Núñez, G. (2019). Solving the Feeder Vehicle Routing Problem using ant colony optimization. *Computers and Industrial Engineering*, 127,520-535. doi:10.1016/j.cie.2018.10.037

Kaya, K. (2017). *Hetorejen Araç Filolu parçalı Teslimatlı Açık veya Kapalı Uçlu Rotalar İçerebilen Araç Rotalama Problemi*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Kızıoğlu, K. (2017). *Stokastik talepli çok depolu araç rotalama problemi için sezgisel bir çözüm yaklaşımı*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Laporte, G. (2010). The Traveling Salesman Problem, the Vehicle Routing Problem, and Their Impact on Combinatorial Optimization. *International Journal of Strategic Decision Sciences (IJSDS)*, 1(2), 82-92. doi: 10.4018/jds.2010040104

Li, Y., Soleimani, H., ve Zohal, M. (2019). An improved ant colony optimization algorithm for

the multi-depot green vehicle routing problem with multiple objectives. *Journal of cleaner production*, 227, 1161-1172. doi:10.1016/j.jclepro.2019.03.185

Luan, J., Yao Z., Zhao F. ve Song X. (2019). A novel method to solve supplier selection problem: Hybrid algorithm of genetic algorithm and ant colony optimization. *Mathematics and Computers in Simulation*, 156, 294-309. doi:10.1016/j.matcom.2018.08.011

Nabiyev, V. V. (2013). *Yapay Zekâ: Problemler, Yöntemler, Algoritma*, Genişletilmiş ve Güncelleştirilmiş 5. Baskı, Seçkin Yayınevi, Ankara.

Reeves, C.R. (1995), *Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems*, McGraw-Hill, London.

Toth, P. ve Vigo D. (2002). *The Vehicle Routing Problem*, SIAM Monographs on Discrete Mathematics and Applications.

Umbarkar, A. J. ve Sheth, P. D. (2015). Crossover operators in genetic algorithms: a review. *ICTACT journal on soft computing*, 6(1). doi: 10.21917/ijsc.2015.0150

Wang, Y., Wang L., Peng, Z., Chen, G., Cai, Z.ve Xing, L. (2019). A Multi Ant System based hybrid heuristic algorithm for Vehicle Routing Problem with Service Time Customization, *Swarm and Evolutionary Computation*, 50, 100563. doi:10.1016/j.swevo.2019.100563

Yakıcı, E. (2017). A heuristic approach for solving a rich min-max vehicle routing problem with mixed fleet and mixed demand, *Computers and Industrial Engineering*, 109, 288-294. Doi:10.1016/j.cie.2017.05.001

Yazgan, H. R., ve Büyükyılmaz, R. G. (2018). *Eş zamanlı topla dağıt araç rotalama problemine sezgisel bir çözüm yaklaşımı*, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 22, 436-449

Zhang H., Zhang Q., Ma L., Zhang Z. ve Liu Y. (2019). A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective vehicle routing problem with flexible time windows. *Information Sciences*, 490, 166-190. doi:10.1016/j.ins.2019.03.070