

## ZAMAN PENCERELİ ARAÇ ROTALAMA PROBLEMLERİ İÇİN KÜMELEME TEMELLİ KLONAL SEÇİM ALGORİTMASI

**Bilge Kağan DEDETÜRK<sup>1</sup>, Burak KOLUKISA<sup>2</sup>, Mihrimah ÖZMEN<sup>3\*</sup>**

<sup>1</sup>Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, Kayseri, 38039, Türkiye

<sup>2</sup>Abdullah Gül Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kayseri, 38080, Türkiye

<sup>3</sup>Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Kayseri, 38039, Türkiye

Geliş Tarihi/Received Date: 26.10.2023 Kabul Tarihi/Accepted Date: 22.11.2023 DOI: 10.54365/adyumbd.1381562

### ÖZET

Günümüzde doğal felaketlerin sayısı artmakta, daha sık yaşanmakta ve bu afetler, insan hayatını derinden etkilemektedir. Depremler, sel olayları ve salgınlar gibi doğal felaketlerin yol açtığı tahribatla başa çıkmak oldukça zordur. Türkiye'de gerçekleşen 6 Şubat depremi 11 ili etkileyerek yaklaşık 14 milyon insanı mağdur etmiştir. Deprem sonrası yol, köprü, tünel ve demiryolu gibi ulaşım altyapıları işlevsiz hale gelebilmekte ve alternatif rotaların hızla belirlenmesi zorlaşabilmektedir. Deprem sonrası yardım dağıtım faaliyetlerinde, araç rotalama problemleri (ARP) ile çözüm üretilebilir. ARP, çok sayıda müşteriye hizmet vermek amacıyla bir araç filosunu optimize eden kombinatoriyal bir optimizasyon ve tam sayılı programlama problemidir. Zaman pencereci araç rotalama problemi (ZP-ARP) belirli zaman ve kapasite kısıtları altında en düşük maliyetle rotaların belirlenmesini amaçlar. Bu çalışmada, ZP-ARP için Kümeleme Temelli Klonal Seçim Algoritması (KSA) önerilmektedir. K-ortalama ve K-ortalama++ algoritmaları kullanılarak algoritmanın başlangıç çözüm kümesi iyileştirilmiş ve ardından KSA ile ZR-ARP için sonuçlar elde edilmiştir. Deneyler, ARP algoritmalarının sınanmasında literatürde sıklıkla kullanılan Solomon C1 ve R1 veri setleri üzerinde gerçekleştirilmiş olup, çeşitli problemler için sonuçları alınmıştır. Deney sonuçlarına göre, kümeleme algoritması ile başlangıç çözümü elde edilmesi, KSA'nın sonuçlarını iyileştirdiği ve KSA'nın yerel optimuma takılmasını önlediği görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Kümeleme, Klonal Seçim Algoritması, Araç Rotalama Problemi, Solomon Veri Seti

## CLUSTER-BASED CLONAL SELECTION ALGORITHM FOR VEHICLE ROUTING PROBLEMS WITH TIME WINDOWS

### ABSTRACT

Today, the number of natural disasters is increasing and occurring more frequently, and these disasters deeply affect human life. Dealing with the devastation caused by natural disasters such as earthquakes, floods, and pandemics is quite challenging. The earthquake in Turkey on February 6 affected 11 provinces and affecting approximately 14 million people. After earthquakes, transportation infrastructure like roads, bridges, tunnels, and railways can become non-functional, making it challenging to quickly determine alternative routes. Vehicle routing problems (VRP) approaches can offer solutions for post-earthquake relief distribution activities. VRP is a combinatorial optimization and integer programming problem that optimizes a vehicle fleet to serve many customers. The Vehicle Routing Problem with Time Window (VRPTW) aims to determine routes with the lowest cost under specific time and capacity constraints. In this study, a Clustering-Based Clonal Selection Algorithm (CSA) is proposed for VRPTW. The initial solution set of the algorithm has been improved using K-means and K-means++ algorithms, and then results for VRPTW have been obtained with CSA. Experiments were conducted on the Solomon C1 and R1 datasets frequently used in the literature for testing VRP algorithms, and results were obtained for various problems. According to the experimental results, obtaining an initial solution with the clustering algorithm improved the results of the CSA and prevented the CSA from getting stuck in a local optimum.

**Keywords:** Clustering, Clonal Selection Algorithm, Vehicle Routing Problem, Solomon Dataset

<sup>1</sup>e-posta: [bilgededeturk@erciyes.edu.tr](mailto:bilgededeturk@erciyes.edu.tr) ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8026-5003>

<sup>2</sup>e-posta: [burak.kolukisa@agu.edu.tr](mailto:burak.kolukisa@agu.edu.tr) ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0423-4595>

<sup>3</sup>e-posta: [mihrimah@erciyes.edu.tr](mailto:mihrimah@erciyes.edu.tr) ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2648-5865> (Sorumlu Yazar)

## 1. Giriş

Son yıllarda doğal felaketlerin sıklığı ve etkisi artmakta olup, bireylerin ve toplulukların yaşamını derinden etkilemektedir. Özellikle deprem ve salgın gibi beklenmedik doğal afetler geniş kapsamlı hasar ve mağduriyete yol açmaktadır. Dünya genelinde 2019 yılında, toplamda 396 doğal felaket rapor edilmiştir, bu felaketler 11.755 kişinin ölümüne, 95 milyondan fazla kişinin etkilenmesine yol açmış olup yaklaşık 130 milyar dolarlık ekonomik zarara neden olmuştur. Özellikle Türkiye gibi aktif fay hatları üzerinde bulunan ülkeler, depremlere karşı hassastır. Türkiye’de 1900 yılından 2020 yılına kadar büyüklüğü beş veya daha yüksek olan potansiyel olarak zarar verebilecek 1.796 deprem yaşanmıştır. Son olarak, 6 Şubat 2023'te Kahramanmaraş'ın Pazarcık ve Ekinözü ilçelerinde ardı ardına iki büyük deprem meydana gelmiştir. Pazarcık'ta meydana gelen 7,8 büyüklüğündeki depremin ardından dokuz saat sonra 7,5 büyüklüğünde ikinci deprem meydana gelmiştir. Bu depremler, Türkiye'de 50.783 kişinin hayatını kaybetmesine sebep olmuş ve yaklaşık 14 milyon insanı etkilemiştir [1]. Bu depremler ağır can kayıplarına ve büyük ekonomik kayıplara neden olmuştur. Araştırmacılar, can kaybını en aza indirmek ve mağduriyeti hızla gidermek amacıyla, afet malzemelerini mümkün olan en kısa sürede ulaştıracak bir afet yardım ağı üzerine çalışmaktadırlar [2].

Afetler sonrasında yardım ağı yönetim sistemi, etkilenen toplulukların acil ihtiyaçlarını stratejik ve koordineli bir şekilde karşılamayı amaçlamaktadır. Özellikle deprem sonrası, yol, köprü, tünel ve demiryolu gibi ulaşım altyapıları ciddi hasar görebilir ve ulaşım güzergahlarında önemli değişiklikler meydana gelebilir. Bu durum, ulaşım rotalarında büyük değişikliklere neden olmakta ve alternatif yolların hızla belirlenmesi gerekmektedir. Erken müdahalenin hayat kurtarıcı etkisi ve yardım malzemelerinin zamanında ve etkili bir şekilde dağıtılmasının büyük önemi unutulmamalıdır. Bu tür eylemlerin hızlı bir şekilde gerçekleştirilmesi gerekmekte olup afet bölgesinde hayatta kalma olasılığı 72 saat sonra önemli ölçüde azalmaktadır [3]. Bu nedenle, araç yönlendirme, afet yardım ağı yönetim sistemlerinde önemli bir zorluk teşkil etmektedir ve bu soruna bir çözüm bulmak kritik öneme sahiptir. Araştırmacılar, yardım dağıtım süreçlerini kolaylaştırmak için yeni yaklaşımlar ve teknolojiler üzerinde çalışmaktadır. Sonuç olarak, araç yönlendirme sorunu, acil durum yönetim sistemlerinde ciddi bir zorluk oluşturur ve bu soruna hızlı bir şekilde çözüm bulmak kritik önem taşımaktadır.

Araç rotalama problemi (ARP), bir depodan tüm müşterilere mal taşıırken araç kapasite kısıtlarını gözeterek en kısa rotayı bulma problemi [4]. Bu problem, ilk olarak Dantzig ve Ramser tarafından literatüre kazandırılmıştır [5]. Zaman pencereli araç rotalama problemi (ZP-ARP)'nin amacı, belirli zaman ve kapasite kısıtları altında en düşük maliyetli rotaları belirlemektir [6, 7]. ZP-ARP, NP-zor (non-deterministik polinom-zaman zorluğunda) bir problem olarak tanımlanmıştır [5-7]. ZP-ARP'yi çözmek için tam, sezgisel ve meta-sezgisel algoritmaları kullanan birçok yaklaşım geliştirilmiştir. Müşteri kümesinin boyutu küçükse, tam algoritmalar kullanılabilir; ancak küme büyüdükçe bu algoritmaların kullanılması yüksek çözüm süresi nedeniyle uygun olmamaktadır [8]. Bu nedenle, 1987 yılında Solomon [9], ZP-ARP'yi çözümlemek için kullandığı sezgisel yöntemleri ilk defa literatüre tanıtmıştır ve özellikle son yıllarda sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler büyük bir popülerlik kazanmıştır [10, 11]. Bu algoritmalar iteratif bir yaklaşımla geliştirilmiş olup, geniş arama alanlarında ideal ya da neredeyse ideale yakın çözümleri tespit etmek için kullanılmaktadır. Yapay Bağışıklık Sistemleri (YPS), doğal bağışıklık sisteminin işleyişinden ilham alır ve çeşitli gerçek dünya problemlerini çözmek için kullanılan hesaplamalı modellerdir [12, 13].

Klonal Seçim Algoritması (KSA) YPS algoritmalarından bir tanesidir [13-15]. KSA, ilk olarak 2002 yılında de Castro ve Von Zuben tarafından önerilmiş olan bu algoritma, bağışıklık sisteminin bir antijenik uyarana tepkisi temel alınarak geliştirilmiştir. Doğal bağışıklık sürecini temel alarak, antijenlerin tanınması ve etkili bir şekilde ortadan kaldırması süreçlerini simüle eder. Bu algoritma, en uygun antikörlerin seçilmesi, klonlanması ve adaptasyonunu içerir; bu sürece klonal seçim ilkesi denir. KSA, birçok problemde uygulanmıştır [16]. Özellikle çalışma [17], araç rotalama probleminin özel bir türü olan açık araç rotalama problemi için KSA sunulmuştur. Öne çıkan diğer çalışmalarda kapasiteli

araç rotalama [18] ve stokastik taleplerle araç rotalama [16] için KSA temelli yaklaşımlar sunulmuştur. Bu yaklaşımların genel amacı, NP-zor kategorisindeki bu problemlerin etkin bir şekilde çözülmesini sağlamaktır. Özellikle ZP-ARP üzerindeki KSA algoritması kullanımına dair tek bilinen çalışma [19]'dir. Bu çalışmaların sonuçları, literatürde kabul gören en iyi çözümlerden farklı olsalar da iyi olarak değerlendirilebilir.

Çalışma [8], ZP-ARP çözümü için çok amaçlı bir genetik algoritma (GA) yaklaşımı önerilmiş ve GA'nın başlangıç popülasyonu oluşturma adımında kullanılan farklı kümeleme algoritmaları (K-ortalama, Merkez tabanlı sezgisel, Gürültüyle Uygulamaların Yoğunluk Tabanlı Mekansal Kümelemesi, Paylaşılan En Yakın Komşu, Yol Ağı Kümesi) Solomon'un ZP-ARP referans problemlerinde değerlendirilmiştir. Sonuç olarak, K-ortalama algoritmasının diğer algoritmalara göre seyahat edilen mesafe, bekleme süresi, araç sayısı ve hesaplama süresi kriterlerini göz önünde bulundurarak diğer algoritmalara göre daha iyi bir performans gösterdiği görülmüştür. Ayrıca, GA'nın başlangıç popülasyonunu oluşturma aşamasında kümeleme algoritmalarının kullanılmasının sonuçlar üzerinde olumlu bir etkisi olduğunu göstermiştir.

- ZP-ARP problemleri NP-zor problem sınıfında yer aldığı için meta sezgisel algoritmalarla başarılı çözüm yaklaşımları literatürde çok sayıda yer almasına rağmen, KSA ile yapılan çalışmalar kısıtlıdır. Bu nedenle bu çalışma, ZP-ARP'nin KSA ile uygulaması açısından literatüre önemli bir katkı sağlamaktadır.
- Literatürde ZP-ARP problemleri için KSA ile yapılan çalışmalar sınırlı olmasının yanı sıra KSA ile kümeleme yaklaşımlarının entegrasyonu bildiğimiz kadarıyla ilk defa bu çalışma ile önerilmiştir.
- Bu çalışmada, ZP-ARP problemlerinin çözümünde KSA algoritmasının başlangıç çözüm üretme adımında amaç fonksiyonunu optimize edebilmek için kümeleme temelli iki yeni yaklaşım geliştirilmiştir. Geliştirilen iki yeni yaklaşım ve çözümlerin rastgele sıralama sonucu elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. İlk olarak çözümler rastgele sıralanıp KSA uygulanmıştır. İkinci yaklaşımda, ilk elde edilen toplam mesafeyi iyileştirebilmek için kümeleme yaklaşımları (K-ortalama ve K-ortalama++) ile başlangıç çözümleri iyileştirilmiş ve sonra yine KSA uygulanmıştır. Üçüncü yaklaşımda ise, ikincisinde elde edilen araç sayısını da azaltmak için kümeleme sonuçları müşteriye son teslim süresine göre sıralanarak başlangıç çözümleri iyileştirilmiş ve sonra yine KSA uygulanmıştır.
- Bu çalışmada, ZP-ARP problemi için geliştirilen yaklaşımlar, toplam 21 farklı Solomon C1 ve R1 verisetlerinde denenmiştir. KSA ve kümeleme yaklaşımları ile başlangıç çözümleri iyileştirilmiş KSA versiyonları kullanılarak sonuçlar elde edilmiştir. Deney sonuçları, kümeleme yönteminin KSA'nın sonuçlarını iyileştirdiği ve KSA'nın yerel optimuma takılmasını önlediğini göstermiştir.

## 2. Zaman Pencere Araç Rotalama Problemleri için Kümeleme Temelli Klonal Seçim Algoritması

Başlangıç çözüm üretme stratejisi, optimizasyon sürecinin nerede başlayacağını belirlemede çok önemlidir. İyi seçilmiş bir başlangıç popülasyonu, daha hızlı yakınsamayı ve küresel optimumu bulma şansını artırabilir [20]. Literatürde, kümeleme yaklaşımlarının meta-sezgisellerle entegre edildiği, ZP-ARP için çeşitli yaklaşımlar yer almaktadır. Ancak bildiğimiz kadarıyla, KSA ile kümeleme yaklaşımları ZP-ARP problemlerinde ilk defa uygulanmıştır.

Çalışma [8]'de ZP-ARP için GA ile birçok kümeleme algoritması kullanılarak çözüm yaklaşımları incelenmiştir. Deneyler sonucunda, K-ortalama algoritmasının diğer algoritmalara kıyasla

daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. Bu nedenle, bu çalışmada da K-ortalama kümeleme yaklaşımları tercih edilmiştir. Bu çalışmada, ZP-ARP için K-ortalama ve K-ortalama++ kümeleme algoritmaları ile KSA'nın başlangıç çözümü üretme stratejileri geliştirilerek iki yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşımların temel amacı yerel optimumdan kaçınmak, global optimuma yaklaşmak ve çözüm uzayındaki arama yinlemelerinin sayısını azaltmaktır.

### 2.1. Zaman Pencereleli Araç Rotalama Problemleri

ZP-ARP, merkezi bir depo olarak adlandırılan özel bir düğüm, ziyaret edilmesi gereken bir müşteri kümesi ve depo ile müşterileri birbirine bağlayan yönlü bir ağ tarafından tanımlanır. Taşıma kapasitesi aynı olan bir araç filosu da mevcuttur. Araçların çıkış noktası depo olup, bütün araçlar depodan çıkmalı ve depoya geri dönmelidir. Kullanılabilecek araç sayısında bir sınırlama olmadığı varsayılmaktadır, ancak model formülasyonu kolaylaştırmak için filonun maksimum araç sayısı K ile gösterilmiştir.  $N + 1$  müşteri (düğüm) olduğunu varsayıldığında, burada depo 0 ve müşteriler 1 ile N arası olarak belirtilmiştir. ZP-ARP'nin amacı, belirtilen zaman penceresi içerisinde tüm müşterilerin gerekli taleplerini temin ederken, araç kapasitelerini aşmadan ve toplam seyahat maliyetini minimize etmektir.

**Çizelge 1.** Optimizasyon Probleminin Parametreleri ve Karar Değişkenleri.

Parametreler
N: Toplam düğüm sayısını gösterir.
K: Toplam araç sayısını gösterir.
$d_{ij}$ : i ve j düğümleri arasındaki mesafeyi gösterir.
$a_{ik}, t_{ij}, w_{ik}$ : i düğümü ve k araç arasındaki özel maliyet veya süreleri gösterir.
$q_k$ : k aracının kapasitesini ifade eder.
$e_i, l_i$ : i numaralı düğüm için en erken başlangıç ve en geç bitiş zamanı.
Değişkenler
$x_{ijk}$ : Eğer i'den j'ye k aracı seçilirse (0,1) ikili bir karar değişkeni atanır.

Her bir düğüm arası bir ağ mevcuttur, bu ağ iki yönlü olup düğümleri (müşterileri) birbirine bağlar. Bir aracın depodan çıkıp bir dizi müşterinin taleplerini temin edip tekrar depoya dönmesi ile bir rota tamamlanır. Herhangi iki düğüm (i, j) arasında bir  $d_{ij}$  mesafesi bulunur ve bu mesafe  $t_{ij}$  seyahat süresine eşittir. Her bir düğümün talebi sadece bir araç tarafından karşılanabilir. Her aracın sınırlı bir kapasitesi  $q_k$  olduğundan ve her müşterinin farklı bir talebi olduğundan, araç kapasitesi ziyaret edilen müşterilerin talepleri toplamından  $m_i$  büyük veya eşit olmalıdır. Ayrıca her bir müşteri  $i$ 'nin, önceden belirlenmiş bir zaman aralığı bulunmakta olup en erken varış zamanı  $e_i$  ve en geç varış zamanı  $l_i$  ile sınırlıdır. Araçlar en erken varış zamanından önce geldiğinde, en erken varış zamanına kadar bekleyerek talepleri teslim edilebilir; ancak en geç varış zamanından sonra geldiklerinde, talepleri teslim edemezler. Araç  $k$  için düğüm  $i$ 'deki araç bekleme süresi  $w_{ik}$  ve araç  $k$ 'nın düğüm  $i$ 'deki taleplerin teslim edilme süresi  $f_{ik}$  olup, bunlar toplam süreye eklenir. Araçlar, rotalarını başarılı bir şekilde tamamlamaları için, deponun en geç varış zamanından dönmelidir.

Modelin iki karar değişkeni bulunmaktadır. Her ağ bağlantısı  $(i, j)$  için, burada  $i \neq j$ ,  $i, j \neq 0$  ve her araç  $k$  için, karar değişkeni  $X_{ijk}$ , araç  $k$ 'nin düğüm  $i$ 'den düğüm  $j$ 'ye gitmesi durumunda 1'e eşit, aksi halde 0'dır. Karar değişkeni  $a_{ik}$ , her araç  $k$  'nın düğüm  $i$  'ye varış zamanını gösterir. Çizelge 1'de optimizasyon probleminin parametreleri ve karar değişkenleri mevcuttur.

ZP-ARP nin temel amacı, tüm müşterilere zamanında hizmet verirken araçların kat ettiği mesafeyi ve kullanılan toplam araç sayısını minimize etmektir. Ayrıca, her aracın hizmeti depodan başlar ve depoda sona erer. Her müşteriye bir kez hizmet verilir ve araç kapasitesi ile zaman penceresi kısıtlamalarına uyan çözümler üretilir. Bu matematiksel modelin amacı, araçların toplam kat ettiği mesafeyi minimize etmek olup, denklem (1) ile gösterilmiştir. Her rotanın depodan başlamasını ve depoda bitmesini sağlayan kısıt (2) ve (3)' dür. Her müşteri düğümünün yalnızca bir araç tarafından bir kez ziyaret edilmesini kısıt (4) ve (5) sağlar. Kısıt (6), araç kapasitelerinin aşılmamasını sağlar. Kısıt (7) ve (8), zaman penceresini tanımlar. Kısıt (9) ve (10), karar değişkenlerinin alabileceği değer kümelerini belirtir.

$$\text{Min } \sum_{i=0}^N \sum_{j=0, j \neq i}^N \sum_{k=1}^N d_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

$$\sum_{j=1, j \neq i}^N x_{ij} \leq 1 \text{ for } i = \{0, \dots, N\} \quad (2)$$

$$\sum_{j=1, j \neq i}^N x_{jk} \leq 1 \text{ for } k = \{0, \dots, K\} \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=0, j \neq i}^N x_{ijk} = 1 \text{ for } i = \{1, \dots, N\} \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0, i \neq j}^N x_{ijk} = 1 \text{ for } j = \{1, \dots, N\} \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^N m_i \sum_{j=0, j \neq i}^N x_{ijk} \leq q_k \text{ for } k = \{1, \dots, N\} \quad (6)$$

$$\sum_{k=1}^K m_i \sum_{i=0, i \neq j}^N x_{ijk} (a_{ik} + t_{ij} + f_{ij} + w_{ik}) \leq a_{jk} \text{ for } j = \{1, \dots, N\} \quad (7)$$

$$e_i \leq (a_{ik} + w_{ik}) \leq l_i \text{ for } i = \{1, \dots, N\}, k = \{1, \dots, N\} \quad (8)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\} \text{ for } i, j = \{1, \dots, N\} \quad (9)$$

$$a_{ik} \geq 0 \text{ for } i = \{1, \dots, N\}, k = \{1, \dots, K\} \quad (10)$$

Bu çalışmada, yukarıda tanımlanan ZR-ARP için kümeleme temelli KSA yaklaşımı geliştirilmiştir. Bu yaklaşımda, kümeleme yöntemi ile KSA başlangıç çözüm bulma stratejisi

iyileştirilerek, KSA ile araç rotalama problemine çözüm getirilmiştir. Aşağıda geliştirilen hibrit yöntem detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

## 2.2. Kümeleme Algoritmaları

### 2.2.1. K-Ortalama Algoritması

K-ortalama algoritması, yaygın olarak kullanılan bir kümeleme yöntemidir [21]. Bu algoritmanın amacı, veri örneklerini belirli bir benzerliğe dayanarak K kümeye ayırmaktır, böylece her kümedeki örnekler yüksek benzerliğe sahip olur ve her kümenin örnekleri karşılık gelen merkez etrafında toplanır. K-ortalama, küme içi benzerliği maksimize ederken, küme arası benzerliği minimize etmeyi hedefler. K-ortalama algoritmasının avantajları arasında hızlı ve kolay uygulanabilir olması yer alır. K-ortalama kümeleme algoritması şu adımlarla gerçekleştirilir:

1. Elbow yöntemi ile belirlenen K değeri için rasgele başlangıç küme merkezleri seçilir.
2. Her veri noktası, belirlenen merkezlere olan uzaklığına göre en yakın merkeze atanır. Bu atama genellikle Öklidyen mesafesi kullanılarak gerçekleştirilir, bu da genellikle denklem (11) ile ifade edilir. Burada x ve y veri noktasının koordinat bilgilerini temsil eder.

$$d(x, y) = \sqrt{((x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2)} \quad (11)$$

3. Her küme için, o kümeye ait düğüm noktalarının ortalaması alınarak yeni küme merkezleri belirlenir (12), burada  $N_k$  kümeye ait olan düğüm noktalarının temsil eder ve  $C_k$ , bu düğüm noktalarını koordinatlarını belirtir.

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in C_k} x_i \quad (12)$$

4. Yeni küme merkezleriyle düğümler tekrar kümelere atanır ve yeni düğüm merkezleri hesaplanır. Bu işlem, küme merkezlerinde değişiklik olmadığında, yakınsama sağlandığında ya da belirli bir iterasyon sayısına ulaşıldığında sona erer.

### 2.2.2. K-Ortalama++ Algoritması

K-ortalama algoritması, başlangıçta rastgele seçim noktasını kullanarak çalışır ve bu seçim, sonuçlar üzerinde büyük bir etkiye sahiptir [22]. Farklı başlangıç noktaları, tamamen farklı sonuçlara yol açabilir. Bu sorunu çözmek için K-ortalama++ algoritması önerilmektedir. Bu algoritma, başlangıç kümeleme merkezlerinin birbirinden olabildiğince uzak olmasını sağlayarak daha tutarlı ve genellikle daha iyi sonuçlar elde etme kapasitesine sahiptir [23]. Ancak, ek adımlar nedeniyle standart K-ortalama'ya göre daha yavaş çalışır. K-ortalama algoritmasından farklı olarak, K-ortalama++'ın başlangıç merkezi seçimi belirli adımlarla gerçekleşir:

1. Veri kümesinden rastgele bir düğüm seçilir ve bu, ilk merkez olarak belirlenir.

2. Sonraki merkezleri,  $D(x)$  olarak ifade edilen  $x$  noktasının en yakın mevcut küme merkezine olan mesafesine dayanarak, belirli bir olasılıkla (13) seçilir.

$$P(x) = \frac{D(x)^2}{\sum_{y \in veri} D(y)^2} \quad (13)$$

3.  $K$  adet merkez seçilene kadar ikinci adımı tekrar edilir.

### 2.2.3. Elbow Yöntemi

$K$ -ortalama algoritmasında en uygun ' $K$ ' küme sayısını belirlemek amacıyla Elbow yöntemi yaygın olarak kullanılır [24]. Bu yöntem, farklı  $K$  değerleri için toplam iç kümeler arası uzaklığı hesaplar ve bu hatanın en hızlı değiştiği noktayı tespit eder. Elbow yönteminin dezavantajı, dirsek noktasının her zaman belirgin olmaması ve bazen subjektif bir karar gerektirebilir olmasıdır. Bu yüzden, çalışmamızda, Elbow yöntemiyle belirlenen  $K$  değerinin 2 üstü ve altı değerlerini de inceledik. Ancak, genellikle en uygun kümelerin sayısını belirlemek için kullanılan etkili bir yöntemdir. Elbow yönteminin adımları aşağıdaki belirtilmiştir:

1. Potansiyel  $K$  değerleri aralığında (örneğin,  $K=1$ 'den  $K=N$ 'e kadar)  $K$ -ortalama algoritması uygulanır.
2. Her potansiyel  $K$  değeri için kümeler arası toplam kare hata (veya varyans) değeri hesaplanır. Bu değer literatürde genellikle "kümeler içi kareler toplamı" (WCSS) olarak adlandırılır ve ilgili formül denklem (14) ile verilir. Burada,  $C_i$  belirli bir  $i$  kümesini oluşturan veri noktalarını,  $\mu_i$   $i$ . kümeye ait merkezi ve  $x$   $i$ . kümeye dahil olan bir veri noktasını temsil eder.

$$WCSS(K) = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (14)$$

3. Farklı  $K$  değerleri için elde edilen WCSS değerleri bir grafik üzerinde gösterilir.
4. Grafik incelendiğinde, WCSS değerinin hızla azaldığı ve ardından daha istikrarlı bir değişim gösterdiği 'dirsek' noktası tespit edilir. Bu tespit edilen nokta, en uygun küme sayısını ifade eder.

### 2.3. Klonal Seçim Algoritması

KSA, 2002 yılında de Castro ve Von Zuben tarafından bağışıklık sisteminin antijenik bir uyarana olan tepkisi temel alınarak önerilmiştir [14]. Algoritmanın temelinde, doğal bağışıklık sisteminde bir antijenin tanınmasını takiben, bu antijeni en iyi tanıyan antikorların uyarılması, klonlanması, somatik hipermutasyona uğraması ve yeni, daha iyi utum sağlayan antikorların ortaya çıkması süreçleri bulunmaktadır. Daha az tanınan antikorlar, daha iyi tanıyan yeni antikorlar tarafından yer değiştirilir. Bu mekanizma, bağışıklık sisteminin antijenleri etkili bir şekilde tanıyıp yok etmesini mümkün kılar; bu ilkeye klonal seçim ilkesi denir. Bu çalışmada, KSA algoritması ARP çözmek için uyarlanmıştır. ARP kapsamında, KSA algoritmasının uygulanışı şu şekildedir:

$P$  adet antikordan oluşan ilk popülasyonunu rastgele oluşturur, popülasyondaki her bir antikorda  $N$  adet düğüm bulunur ve düğümlerin sırası rasgele belirlenir.

$$Ab = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_p\} \quad (15)$$

$$Ab_i = Ab_{i,1}, Ab_{i,2}, \dots, Ab_{i,n} \quad (16)$$

$$Ab_{i,j} = \{N_{21}, N_{22}, N_2\} \quad (17)$$

Bir aracın bir düğümden diğer düğüme gidebilmesi için iki kriter vardır; i) aracın güncel yükü, maksimum kapasitesini geçemez, ii) aracın mevcut süresi, depoya varış süresini geçemez. Eğer bu iki kısıttan birini sağlamaz ise araç yeni bir düğüme gitmez ve yerine, yeni bir araç depodan sonraki düğüme hareket etmek üzere yola çıkar.

Denklem (15)' te popülasyon sayısına eşdeğer miktarda farklı yol güzergahları oluşturulur. Denklem (16)' ta Her  $Ab_i$  antikoru için alt yollar oluşturulmuştur. Bir aracın bir düğümden diğer düğüme gidebilmesi için 2 kriter vardır; i.) aracın güncel yükü, maksimum kapasitesini geçemez, bu bir operasyon veya atama sonrasında aracın maksimum kapasitesini aşmamasını sağlar. ii.) aracın mevcut süresi, depoya varış süresini geçemez, bu bir aracın güncellenmiş geçen süresinin izin verilen zaman sınırları içinde olduğunu ve aracın zamanında hareket edebileceğini belirtir. Bu iki kriter sağlanana kadar bir araç belirtilen sıraya göre düğümleri ziyaret eder. Denklem (17) ile eğer bu iki kısıttan birini sağlamaz ise araç yeni bir düğüme gitmez ve yerine, yeni bir araç depodan sonraki düğüme hareket etmek üzere yola çıkması sağlanır.

Araçların yaptığı toplam measafeyi minimize etmek için uygunluk fonksiyonu  $F(Ab_i)$  değeri oluşturulur. Sonrasında, klonlama aşamasında popülasyondaki her bir antikoru ( $Ab_i$ ) için uygunluk fonksiyonu değeri  $F(Ab_i)$  ile doğru orantılı olarak klon oluşturulur. Oluşturulacak toplam klon sayısı aşağıdaki denklemle tespit edilir (18).

$$CAb_i = (\alpha \cdot \rho) / n \quad (18)$$

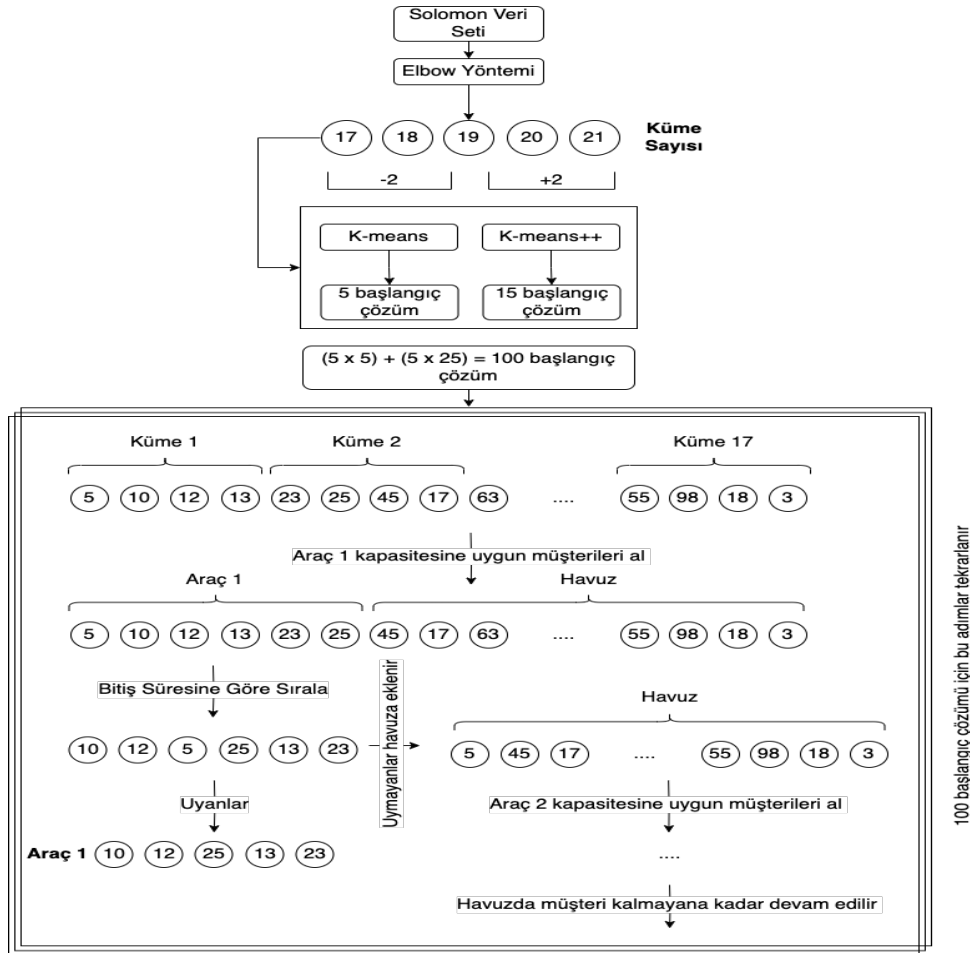
Belirtilen denklemde,  $C$  her bir antikoru ( $Ab_i$ ) için üretilen toplam klon sayısını,  $\alpha$  klonlama katsayısını,  $\rho$  klonlamaya maruz kalacak toplam antikoru sayısı,  $i$  değeri antikoru uygunluk değeri açısından sıralamasını gösterir. Uygunluk değeri en yüksek olan antikoru için  $n = 1$  olacaktır, böylece uygunluk değeri yüksek olan antikolar için daha fazla klon oluşturulurken, uygunluk değeri düşükçe oluşturulacak klon sayısı da azalır.

Klon popülasyonundaki her bir klon  $CAb_i$ , uygunluk fonksiyonu değerini artırmak için hipermutasyon adımına tabi tutulur. Hipermutasyon süreci iki aşamadan oluşur: ters mutasyon ve çift yönlü mutasyon. Eğer mutasyon aşamasında daha iyi bir çözüm elde edilemezse  $CAb_i$  aynı kalır. Popülasyondaki aynı miktarda antikoru korumak için her  $Ab_i$  antikoru klonundan en yüksek uygunluk fonksiyon değerine sahip klon seçilir ve  $Ab_i$ 'ye atanır. Son olarak, mevcut antikoru popülasyonundaki en düşük uygunluk fonksiyon değerine sahip  $\%B$  kadar antikoru, yeni oluşturulan antikolarla değiştirilir. Bu işlem "reseptör düzenleme" olarak bilinir. Durdurma kriteri karşılanana kadar bu işlemler tekrarlanır.

Ters mutasyon aşamasında, daha önce oluşturulan  $Ab_i$  düğümünde rasgele 1 ile 100 arasında iki sayı seçilir (Örneğin K ve L). Bu seçilen iki sayı  $|K - L| > 2$  olması koşuluyla işleme devam edilir.  $CAb_{i,k}$  ve  $CAb_{i,l}$  arasındaki kısım  $CAb_i$  klonu için tersine çevrilir. Elde edilen mutasyona uğramış yeni  $CAb_i$  klonu, orjinal  $CAb_i$ 'den daha yüksek bir uygunluk değerine sahipse, bu klon için hiper mutasyon işlemi tamamlanmış olur. Eğer mutasyon sonrası daha iyi bir çözüm elde edilemezse, farklı bir mutasyon adımı uygulanır veya eski  $CAb_i$  değeri tutulur, işlem bitirilir.



İkili mutasyon aşamasında, önceden oluşturulan  $Ab_i$  düğümünde rasgele 1 ile 100 arasında iki sayı seçilir (Örneğin K ve L). Bu seçilen iki sayı  $|K - L| > 2$  olması koşuluyla işleme devam edilir.  $CAB_{i,k}$  ve  $CAB_{i,l}$  arasındaki  $CAB_i$  klonu için yer değiştirme yapılır. Elde edilen mutasyona uğramış yeni  $CAB_i$  klonu, orijinal  $CAB_i$ 'den daha yüksek bir uygunluk değerine sahipse, C klonu için hiper mutasyon işlemi tamamlanmış olur. Eğer mutasyon sonrası daha iyi bir çözüm elde edilemezse, farklı bir mutasyon adımı uygulanır veya eski  $CAB_i$  değeri tutulur ve işlem bitirilir.



Şekil 1. ZP-ARP için geliştirilen kümeleme temelli klonal seçim algoritmasının akış diyagramı.

#### 2.4. ZP-ARP için Kümeleme Temelli KSA Çözüm Yaklaşımları

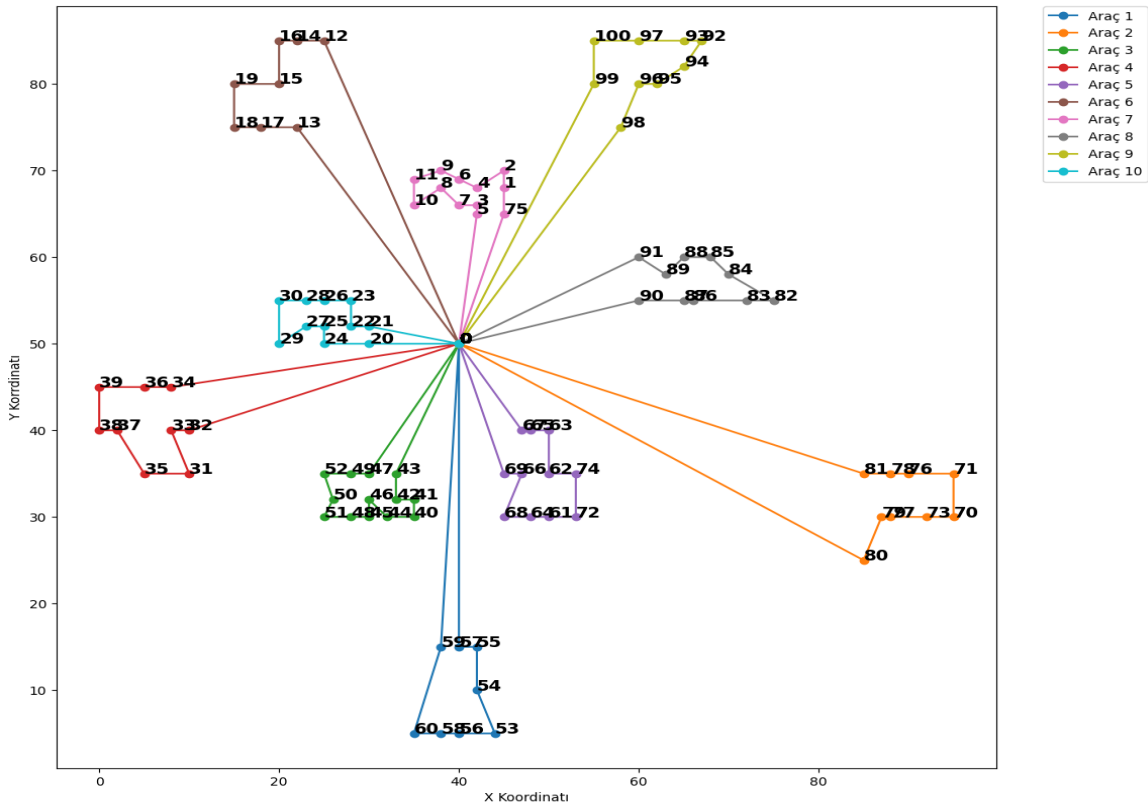
Bu çalışmada, ZP-ARP için K-ortalama ve K-ortalama++ kümeleme algoritmaları ile KSA için başlangıç çözümü üretme stratejileri geliştirilerek iki yeni yaklaşım önerilmektedir. Geliştirilen bu yaklaşımlar ve rastgele başlangıç çözüm üretme stratesi ile elde edilen çözümler karşılaştırılmıştır.

Yaklaşım 1'de, düğümler rastgele başlangıç çözümlerine atanmış ve ardından KSA ile araç rotalama işlemi uygulanmıştır. Bu yaklaşımda, KSA'nın kaliteli çözümlerle başlamaması sebebiyle yerel optimuma takıldığı ve bu yüzden amaç fonksiyonunu, toplam kat edilen mesafeyi iyileştiremediği gözlenmiştir.

Yaklaşım 1' deki sorunla başa çıkabilmek için Yaklaşım 2' de, düğümlerin rastgele sıralaması yerine daha yapılandırılmış bir yaklaşım önerilmiştir. Literatürde ARP için kümeleme yaklaşımları başarıyla uygulanmaktadır [8]. Bildiğimiz kadarıyla, literatürde KSA algoritması ile ARP

problemlerinde kümeleme algoritmalarının entegre edildiği bir yaklaşım bulunmamaktadır. Diğer meta-sezgisel algoritmalarla kümeleme algoritmasının başarıyla uygulanmış olması göz önünde bulundurularak, bu çalışmada KSA ve kümeleme yaklaşımları entegre edilmiştir. Yaklaşım 2'de müşteri düğümleri X ve Y koordinatlarına göre kümelenmiştir ve kümelenmiş çözümler, başlangıç çözüm kümesi olarak KSA ile optimize edilmiştir. Yaklaşım 2' de Yaklaşım 1'e kıyasla araçların kat ettiği toplam mesafede azalma gözlemlenmiş; fakat kullanılan araç sayısında bir artış saptanmıştır.

Yaklaşım 2'de karşılaşılan araç sayılarındaki artışla başa çıkabilmek için Yaklaşım 3 önerilmiştir. Yaklaşım 3' te, Yaklaşım 2' deki kümeleme stratejisi ZP-ARP uygun bir strateji ile geliştirilmiştir. Şekil 1' de detaylı bir şekilde görselleştirilen Yaklaşım 3'te, kümeleme sonucu elde edilen başlangıç çözümü, araç kapasitesine göre müşteri düğümleri gruplarına bölünmüş ve bu gruplar son teslim sürelerine göre sıralanmıştır. Kısıtlara uymayan müşteri düğümleri, araç grubundan çıkarılarak, kalan müşteri düğümlerinin yer aldığı çözüm havuzunun başına alınmıştır.



Şekil 2. C101 veri setinde ZP-ARP için kullanılan kümeleme temelli klonal seçim algoritmasıyla elde edilen alt yolların görselleştirilmesi.

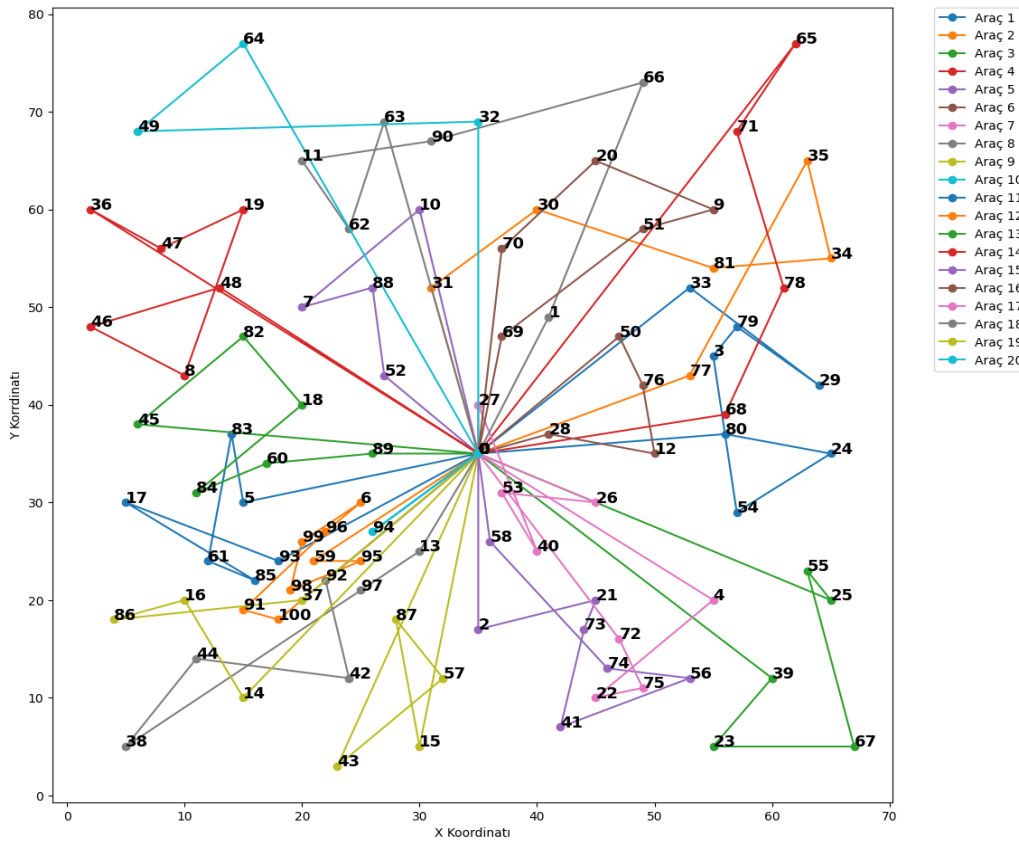
### 3. Deneysel Sonuçları

Çalışma kapsamında geliştirilen KSA algoritmasının üç versiyonu, ARP için literatürde sıklıkla kullanılan C1 ve R1 Solomon veri setlerinde test edilmiştir. Solomon veri seti, farklı özelliklere ve boyutlara sahip örnek kümeleri içermektedir. Solomon C1 veri seti, kümeler halinde dağıtılmış müşterileri ve R1 veri seti ise rastgele dağıtılmış müşterileri içermektedir. Bu çalışmada geliştirilen üç yaklaşımın sonuçları, Çizelge 2 ve 3'te sunulmuştur. Şekil 2 ve 3'te, C101 ve R101 Solomon veri seti ile elde edilen en iyi sonuca ait görsel yer almaktadır. Başlangıç çözümlerinin rastgele seçimine dayanan yaklaşım 1'de, KSA algoritmasıyla elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, araç sayısı ve mesafe değerlerinin iyileşmediği gözlemlenmiştir. KSA'nın yerel minimuma takılmasının bu durumun ana nedeni olduğu düşünülmekte olup, bu sebeple Yaklaşım 2 ve 3'te başlangıç çözüm kümesini geliştirmek

için kümeleme algoritmaları uygulanmıştır. Sonuç olarak, Yaklaşım 2 ve 3, Yaklaşım 1'e göre bütün verilerde daha başarılı sonuçlar sunmuştur. Karşılaştırmalı analizde, Yaklaşım 2 ve 3'ün belirli problemlerde birbirlerine üstün olduğu anlaşılmaktadır.

**Çizelge 2.** Solomon C1 veri seti üzerinde Kümeleme Tabanlı Klonal Seçim Algoritmasıyla elde edilen ZP-ARP sonuçları.

	KSA-v1		KSA-v2		KSA -v3	
	Mesafe	Araç Sayısı	Mesafe	Araç Sayısı	Mesafe	Araç Sayısı
C101	2247.93	28	828.93	10	828.93	10
C102	2045.08	23	974.42	12	1036.80	11
C103	1880.97	19	1050.30	12	1192.61	12
C104	1636.81	16	1051.34	12	1320.29	13
C105	2062.18	26	828.93	10	828.93	10
C106	2067.59	25	828.93	10	863.59	10
C107	2074.63	22	828.93	10	828.93	10
C108	1921.31	23	828.93	10	1038.12	10
C109	1774.09	10	828.93	10	926.54	10



**Şekil 3.** R101 veri setinde ZP-ARP için kullanılan kümeleme temelli klonal seçim algoritmasıyla elde edilen alt yolların görselleştirilmesi.

**Çizelge 3.** Solomon R1 veri seti üzerinde Kümeleme Tabanlı Klonal Seçim Algoritmasıyla elde edilen ZP-ARP sonuçları.

	KSA-v1		KSA-v2		KSA -v3	
	Mesafe	Araç Sayısı	Mesafe	Araç Sayısı	Mesafe	Araç Sayısı
R101	2130.73	31	1923.77	25	1774.12	20
R102	1989.86	26	1776.11	23	1691.70	18
R103	1742.37	23	1493.82	19	1606.30	16
R104	1474.42	16	1211.05	14	1451.24	15
R105	1932.09	25	1642.09	20	1610.33	15
R106	1797.63	21	1503.38	17	1543.92	14
R107	1621.24	20	1309.32	15	1483.64	15
R108	1433.79	15	1196.09	13	1457.31	15
R109	1707.77	20	1373.41	17	1551.58	14
R110	1585.39	19	1360.83	15	1564.68	14
R111	1611.74	19	1345.38	14	1547.92	15
R112	1423.81	15	1175.48	13	1506.03	13

#### 4. Sonuç ve Tartışma

Bu çalışma, ZP-ARP için bir kümeleme temelli KSA geliştirmeyi amaçlamaktadır. Bu algoritma, doğal felaketler sonucu ortaya çıkan acil durumlar gibi olağanüstü koşullarda etkili bir afet yardım ağı yönetimi için potansiyel bir çözüm sunmaktadır.

Çalışmanın sonuçları, KSA algoritmasının başlangıç çözümlerinin, kullanılan kümeleme yaklaşımlarıyla önemli ölçüde geliştirildiğini göstermektedir. Yaklaşım 2 ve 3, Yaklaşım 1'e kıyasla daha düşük mesafe ve daha az araç sayısı ile daha iyi sonuçlar sağlamıştır. Bu, ZP-ARP probleminin çözümünde KSA algoritmasının etkili bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir ve afet yardımı gibi acil durumlar için daha hızlı ve etkili rotalama çözümleri sağlama potansiyelini ortaya koymaktadır.

Gelecekteki çalışmalarda, KSA algoritmasının farklı sezgisel yöntemlerle entegrasyonu veya bütünleşik yaklaşımların geliştirilmesi üzerinde çalışılabilir. Ayrıca, gerçek dünya afet senaryolarında bu algoritmanın uygulanması ve pratik kullanılabilirliğinin değerlendirilmesi faydalı olacaktır. Sonuç olarak, bu çalışma ZP-ARP problemleri için yeni bir çözüm yaklaşımı sunmuş ve acil durum yönetimindeki etkinliği açısından önemli bir adım atmıştır. Bu algoritmanın daha da geliştirilmesi ve uygulanması, doğal felaketlerle başa çıkmak için önemli bir araç olabilir.

#### Teşekkür

Bu çalışma; Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu tarafından 121E406 nolu proje kapsamında desteklenmiştir.

#### Çıkar Çatışması Beyanı

Makale yazarları herhangi bir kurum, kuruluş, kişi ile kişisel ve finansal çıkar çatışması olmadığını beyan etmektedirler.

**Kaynaklar**

- [1] <https://reliefweb.int/report/turkiye/cred-crunch-newsletter-issue-no-72-september-2023-earthquakes-turkiye-review-1900-today>
- [2] Zhong, S., Cheng, R., Jiang, Y., Wang, Z., Larsen, A., & Nielsen, O. A. (2020). Risk-averse optimization of disaster relief facility location and vehicle routing under stochastic demand. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 141, 102015.
- [3] Benson, M., Koenig, K. L., & Schultz, C. H. (1996). Disaster triage: START, then SAVE—a new method of dynamic triage for victims of a catastrophic earthquake. *Prehospital and disaster medicine*, 11(2), 117-124.
- [4] Zhang, J., Zhang, J., Qin, Z., & Jia, Y. (2022). Vehicle routing problems with time windows based on the improved hybrid fish swarm-ant colony algorithm. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 1-8.
- [5] Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1), 80-91.
- [6] Hang, Z., Luo, Z. L., & Huang, S. W. (2015). Application research of hybrid ant colony algorithm in vehicle routing problem with time windows. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 54(1), 41-46.
- [7] Pang, Y., Luo, H. L., Xing, L. N., & Ren, T. (2019). A survey of vehicle routing optimization problems and solution methods. *Control Theory Appl*, 36(10), 1574-1582.
- [8] Gocken, T., & Yaktubay, M. (2019). Comparison of different clustering algorithms via genetic algorithm for VRPTW.
- [9] Solomon, M. M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations research*, 35(2), 254-265.
- [10] Xiao-nan, Z. H. A. N. G., & Hou-ming, F. A. N. (2021). Hybrid memetic algorithm for vehicle routing problem with time windows. *Operations Research and Management Science*, 30(7), 128.
- [11] Tang, J., Zhang, J., & Pan, Z. (2010). A scatter search algorithm for solving vehicle routing problem with loading cost. *Expert Systems with Applications*, 37(6), 4073-4083.
- [12] Dasgupta, D. (Ed.). (2012). *Artificial immune systems and their applications*. Springer Science & Business Media.
- [13] De Castro, L. N., & Timmis, J. (2002). *Artificial immune systems: a new computational intelligence approach*. Springer Science & Business Media.
- [14] De Castro, L. N., & Von Zuben, F. J. (2002). Learning and optimization using the clonal selection principle. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(3), 239-251.
- [15] Brabazon, A., & O'Neill, M. (2006). *Biologically inspired algorithms for financial modelling*. Springer Science & Business Media.
- [16] Marinakis, Y., Marinaki, M., & Migdalas, A. (2014). A hybrid clonal selection algorithm for the vehicle routing problem with stochastic demands. In *Learning and Intelligent Optimization: 8th International Conference, Lion 8, Gainesville, FL, USA, February 16-21, 2014. Revised Selected Papers 8* (pp. 258-273). Springer International Publishing.
- [17] Pan, L., & Fu, Z. (2009, October). A clone selection algorithm for the open vehicle routing problem. In *2009 Third International Conference on Genetic and Evolutionary Computing* (pp. 786-790). IEEE.
- [18] Dabrowski, J. (2008, May). Clonal selection algorithm for vehicle routing. In *2008 1st International Conference on Information Technology* (pp. 1-4). IEEE.
- [19] Ogiolda, M. (2017). The use of clonal selection algorithm for the vehicle routing problem with time windows. In *Symposium for Young Scientists in Technology, Engineering and Mathematics* (pp. 68-74).
- [20] Toğan, V., & Daloğlu, A. T. (2008). An improved genetic algorithm with initial population strategy and self-adaptive member grouping. *Computers & Structures*, 86(11-12), 1204-1218.
- [21] Bin, Z., & Xiao-Jun, L. (2015). Study on logistics distribution route optimization based on clustering algorithm and ant colony algorithm. *The Open Cybernetics & Systemics Journal*, 9(1).

- [22] Wang, J., Ji, Z., Shi, M., Huang, F., Zhu, C., & Zhang, D. (2015). Scenario analysis and application research on big data in smart power distribution and consumption systems. *Proceedings of the CSEE*, 35(8), 1829-1836.
- [23] Zhao, Z., Wang, J., & Liu, Y. (2017, December). User electricity behavior analysis based on K-means plus clustering algorithm. In *2017 International Conference on Computer Technology, Electronics and Communication (ICCTEC)* (pp. 484-487). IEEE.
- [24] Syakur, M. A., Khotimah, B. K., Rochman, E. M. S., & Satoto, B. D. (2018, April). Integration K-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster. In *IOP conference series: materials science and engineering* (Vol. 336, p. 012017). IOP Publishing.