

# Gri Kurt Optimizasyon Algoritmasının P-Medyan Problemlerine Uygulanması

Gülşen ORUCOVA BÜYÜKÖZ<sup>1</sup>  Hüseyin HAKLI<sup>2</sup> 

<sup>1</sup> Necmettin Erbakan Üniversitesi, Fen Fakültesi, Matematik ve Bilgisayar Bilimleri Bölümü,  
Konya, Türkiye

<sup>2</sup> Necmettin Erbakan Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü,  
Konya, Türkiye

## Makale Bilgisi

## ÖZET

### Makale Geçmişi

Geliş Tarihi: 14.10.2023

Kabul Tarihi: 12.02.2024

Yayın Tarihi: 30.04.2024

### Anahtar kelimeler:

Gri Kurt optimizasyon algoritması,

NP-Zor,

P-medyan problemi,

Tekdüze çaprazlama.

Bu çalışmada Np-zor problem sınıfından olan P-Medyan problemi Gri Kurt Optimizasyon (GKO) algoritması ile çözülmeye çalışıldı. GKO algoritmasının sürekli arama uzayı için önerilmesi nedeniyle kombinatoriyal yapıya sahip olan P-Medyan problemine doğrudan bu algoritmanın uygulanması mümkün değildir. Bu sebeple GKO algoritmasının ayrı arama uzayında işlem yapabilecek şekilde uyarlanması gerekmektedir. Bu süreçte Diferansiyel Evrim Algoritmasının arama stratejisinden esinlenilerek GKO algoritması ile birlikte çaprazlama tekniği kullanılmıştır. Çalışmada öncelikle tekdüze çaprazlama tekniğinden faydalanılmıştır. Daha sonra GKO algoritmasında bulunan ve iterasyona bağlı olarak değişen parametre dikkate alınarak adaptif tekdüze çaprazlama olarak adlandırığımız çaprazlama tekniği oluşturulmuştur. Önerilen bu algoritma 40 P-Medyan problemi üzerinde test edilmiştir. Elde edilen çözümler karşılaştırıldığında adaptif çaprazlama tekniğinin 40 problemin tamamında tekdüze çaprazlama tekniğinden daha iyi sonuçlar verdiğini görülmüştür. Ayrıca iki çaprazlama tekniği kullanarak elde edilen sonuçların sayısal olarak karşılaştırılabilmesi için çözümler arasındaki iyileştirme oranına bakılmıştır. Elde edilen oranlar 40 problemin hepsinde adaptif tekdüze çaprazlama tekniğinin, tekdüze çaprazlama tekniğinde elde edilen çözümleri önemli oranda iyileştirdiği gözlemlenmiştir.

## Implementation of Grey Wolf Optimization Algorithm to P-Median Problems

### Article Info

### ABSTRACT

### Article History

Received: 14.10.2023

Accepted: 12.02.2024

Published: 30.04.2024

### Keywords:

Grey Wolf optimization algorithm,

NP-hard,

P-Median problem,

Uniform crossover.

In this study, the P-Median problem, which is in the Np-hard problem class, is tried to be solved with the Gray Wolf Optimization (GWO) algorithm. Since the GWO algorithm is proposed for continuous search space, it is not possible to directly apply this algorithm to the P-Median problem, which has a combinatorial structure. For this reason, the GWO algorithm needs to be adapted to operate in the discrete search space. In this process, inspired by the search strategy of the Differential Evolution Algorithm, the crossover technique was used together with the GWO algorithm. First, the uniform crossover technique was utilized in the study. Then, taking into account the parameter in the GWO algorithm, which varies depending on the iteration, a crossover technique called adaptive uniform crossover was created. This proposed algorithm is tested on 40 P-Median problems. When the solutions obtained are compared, it is seen that the adaptive crossover technique gives better results than the uniform crossover technique in all 40 problems. In addition, in order to compare the results obtained using the two crossover techniques numerically, the improvement ratio between the solutions was analyzed. The obtained ratios show that in all 40 problems, the adaptive uniform crossover technique significantly improves the solutions obtained with the uniform crossover technique.

### To cite this article:

Orucova Büyüköz, G. & Haklı, H. (2024). Gri kurt optimizasyon algoritmasının P-medyan problemlerine uygulanması, *Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 6(1), 166-177.

<https://doi.org/10.47112/neufmbd.2024.40>

\*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: Gülşen Orucova Büyüköz, [gorucova@erbakan.edu.tr](mailto:gorucova@erbakan.edu.tr)



This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)

## **GİRİŞ (INTRODUCTION)**

Son yıllarda birçok mühendislik problemi optimizasyon [1], regresyon [2], derin öğrenme [3], yapay sinir ağları vb. gibi teknikler ile ele alınmaktadır. Çözümü polinomsal zamanda doğrulanamayan problemler sınıfı NP-zor olarak adlandırılmaktadır [4]. Bu problemlere örnek olarak sırt çantası problemi, 8 vezir problemi, çizelgeleme problemi, gezgin satıcı problemi, kapasiteli veya kapasitesiz tesis yerleştirme problemi verilebilir. Analitik olarak çözülemeyen veya çözümü çok maliyetli olan bu problemleri çözmek için meta-sezgisel algoritmalar kullanılmaktadır. Bu algoritmalarından bazıları Parçacık Sürü Optimizasyon algoritması [5], Yapay Arı Kolonisi Algoritması [6], Ağaç Tohum Algoritması [7], Balina Optimizasyon algoritmasıdır [8].

Globalleşen ve tüketimin sürekli arttığı günümüzde tesis yeri seçimi önemli bir konudur. Tedarik zincirinde firma ve müşteriler arasındaki ilişkide müşterileri memnun etmek ve düşük maliyette hizmet verebilmek iki taraf açısından istenen bir durumdur. Tesislerdeki ürünlerin müşterilere en kısa yoldan, en uygun şekilde ulaştırılması ve toplam maliyetin minimum olması hedeflenmektedir. Bu hedefler doğrultusunda ortaya çıkan kombinatoriyal ve NP-zor problemlerden biri P-Medyan problemidir. P-Medyan problemi  $n$  adet düğümünden oluşan bölgeye  $p$  adet tesisin yerleştirilmesi problemidir. Burada amaç bu yerleştirmenin minimum maliyet olacak şekilde yapılması ve hangi talep noktasının hangi tesisten hizmet alacağını belirlemesidir. Minimum maliyet problemin amacına göre para, zaman, toplam mesafe olarak belirlenmektedir. P-Medyan problemlerine örnek olarak Kapasiteli Tesis Yeri Problemleri, Kapasitesiz Tesis Yeri Problemleri, Depo Yeri Belirleme Problemleri verilebilir.

P-Medyan problemi hakkında literatürde birçok araştırma bulunmaktadır. P-Medyan probleminin amaç fonksiyonu ve kısıtları M. Bastı tarafından [9] çalışmasında açıklanmıştır. Küçük boyutlu bir problem üzerinden amaç fonksiyonunun uygulanışı somut olarak anlatılmıştır. Ayrıca P-Medyan test problemlerinin hangi çalışmalarda kullanıldığına değinilmiştir. P-Medyan problemi OR-Kütüphanesi veri setleri için Diferansiyel Evrim (DE) Algoritması, Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) Algoritması, Yapay Arı Kolonisi Algoritması ile çözülmüş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır [10]. Tesis yeri belirleme problemlerine benzer olan Depo Yeri Belirleme Problemi Karma Tam Sayılı Doğrusal Programlama (Mixed-integer linear programming) olarak modellenmiştir [11]. Bu model küçük boyutlu veri seti için ağırlıklı K-Ortalama (K-Means) algoritması ve orta boyutlu veri seti için (240'dan 399'a kadar) çözülmüştür. Karma tam sayılı doğrusal programlama tabanlı dinamik iteratif kısmi optimizasyon algoritması düzelt ve optimize et (fix and optimize) sezgiselinin dinamik, tekrarlı kısmi optimizasyon olarak dizayn edilmesidir. Veri setleri "Clustering Basic Benchmark" sayfasından alınmış ve CPLEX ile optimum sonuçlar elde edilmiştir. Algoritmanın büyük boyutlu veri setleri için optimal çözüm vereceği garanti edilmemiştir. F. B. Özsoydan ve T. Saraç, Kapasitesiz Depo Yeri Belirleme Problemine Ayrık Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritmasını uygulamıştır [12]. Kapasitesiz Tesis Yeri Problemi için Ayrık Parçacık Sürü Optimizasyonu (APSO) ve Sürekli Parçacık Sürü Optimizasyonu (SPSO) Yerel Arama (YA) algoritması ile birleştirilerek APSOYA ve SPSOYA algoritmaları türetilmiştir [13]. APSOYA ve SPSOYA algoritmaları APSO, SPSO, Genetik, Evrimsel Benzetimli Tavlama (Evolutionary Simulated Annealing- ESA) algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. OR-Kütüphanesinden alınan 15 veri setinin 12'si için APSOYA algoritmasının diğer 3 algoritmadan daha optimum sonuçlar verdiği görülmüştür. N. Özçakar ve M. Bastı P-Medyan problemi için PSO algoritmasını kullanmıştır [14]. OR-Kütüphanesinden alınan 40 problem veri seti için minimum hata ölçütüne göre 28'inde optimum sonuç elde edilmiştir. Galvao Problem Seti için minimum hata oranları dikkate alındığında 16 problemde 4'ünde optimum değere ulaşılmıştır. Kapasitesiz Tesis

Yeri Problemleri Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO) algoritması ile çözülmeye çalışılmıştır [15]. OR-Kütüphanesinden alınan ve daha önce PSO ile çözülmüş olan 12 probleme KKO algoritması uygulanmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Sonuçların hemen hemen aynı olduğu ancak KKO algoritması üzerinde değişiklikler yapılırsa daha etkili sonuçlar alınabileceği kanaatine varılmıştır. Kapasitesiz Depo Yeri Belirleme problemi İkili Sosyal Örümcek Algoritması (İSÖA) ile çözülmüştür [16]. İSÖA metodu Sosyal Örümcek Algoritmasının Sabit Arama Uzayından İkili Arama Uzayına 4 fonksiyon aracılığıyla taşınmasına dayanır. Bu çalışmada M\* veri setleri kullanılmıştır. Sonuçlar Yerel Arama (YA), Tabu Arama (TA), Geliştirilmiş Dağılım Araması (GDA) ile karşılaştırılmıştır. Güve Alev algoritmasının ikili versiyonu transfer fonksiyonları yardımıyla elde edilmiş ve bu algoritma Kapasitesiz Tesis Yeri problemlerine uygulanmıştır [17].

Literatürde P-Medyan problemlerinin Gri Kurt Optimizasyon (GKO) algoritmasıyla kayda değer çözüme rastlanmamaktadır. Bu algoritma sürekli problemlere çözmek için önerilmiştir. Bu nedenle ayrık problemlerin çözümünde kullanmak için öncelikle ikili versiyonunun düzenlenmesi gerekmektedir.

## MATERYAL VE METOD (MATERIALS AND METHODS)

### *P-Medyan Problemleri (P-Median Problems)*

P-Medyan problemi ilk olarak Hakimi tarafından modellenmiştir [18]. NP-zor sınıfından olduğu kanıtlanan P-Medyan probleminde  $n$  adet düğümden oluşan bölgeye  $p$  adet tesisin yerleştirilmesi istenmektedir [19]. Burada amaç bu yerleştirmenin minimum maliyet olacak şekilde yapılması ve hangi talep noktasının hangi tesisten hizmet alacağına belirlenmesidir. Kombinatoryal yapıya sahip bu problemin matematiksel modeli aşağıdaki gibidir:

*Amaç fonksiyonu:*

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i d_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

*Kısıtlar:*

$$i, j = 1, 2, \dots, n \text{ olmak üzere}$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \quad \forall i \quad (2)$$

$$x_{ij} \leq y_j, \quad \forall i, j \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n y_j = p \quad (4)$$

$$x_{ij}, y_j \in \{0,1\} \quad (5)$$

*Karar değişkenleri:*

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{eğer } i \text{ müşterisi } j \text{ tesisine atanmış ise} \\ 0, & \text{diğer durum} \end{cases}$$

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{eğer } j \text{ noktasında bir tesis açılmış ise} \\ 0, & \text{diğer durum} \end{cases}$$

Burada;

$n$  = toplam talep noktası sayısı

$w_i$  =  $i$  noktasındaki talep

$d_{ij}$  =  $i$  noktası ile  $j$  noktası arasındaki en kısa mesafe

$p$  = yerleştirilecek olan hizmet verecek tesis (medyan) sayısıdır.

Bu çalışmada kullanılacak olan problemler OR-Kütüphanesinden alınan 40 adet P-Medyan test verisinden oluşmaktadır (<http://people.brunel.ac.uk/~mastjjb/jeb/orlib/pmedinfo.html>). Test verilerinde de bahsedildiği gibi test verilerinin mesafe matrisleri Floyd'un algoritması ile düzenlenmiştir. Bu algoritma yönlendirilmiş bir grafikteki her bir köşe çifti için en kısa yolları keşfetmek için kullanılan temel bir algoritmadır [20]. Tablo 1'de 40 test verisinin optimal sonuçları, toplam düğüm sayıları ve açılacak P adet tesis sayısı gösterilmiştir.

**Tablo 1.** P-Medyan test problemleri

Problem	Optimal	Düğüm Sayısı	P Sayısı
pmed1	5819	100	5
pmed2	4093		10
pmed3	4250		10
pmed4	3034		20
pmed5	1355		33
pmed6	7824	200	5
pmed7	5631		10
pmed8	4445		20
pmed9	2734		40
pmed10	1255		67
pmed11	7696	300	5
pmed12	6634		10
pmed13	4374		30
pmed14	2968		60
pmed15	1729		100
pmed16	8162	400	5
pmed17	6999		10
pmed18	4809		40
pmed19	2845		80
pmed20	1789		133
pmed21	9138	500	5
pmed22	8579		10
pmed23	4619		50
pmed24	2961		100
pmed25	1828		167
pmed26	9917	600	5
pmed27	8307		10
pmed28	4498		60
pmed29	3033		120
pmed30	1989		200
pmed31	10086	700	5
pmed32	9297		10
pmed33	4700		70
pmed34	3013		140
pmed35	10400	800	5
pmed36	9934		10
pmed37	5057		80
pmed38	11060	900	5
pmed39	9423		10
pmed40	5128		90

### **Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (Grey Wolf Optimization Algorithm)**

Gri Kurt Optimizasyon (GKO) algoritması 2014 yılında önerilmiştir. Popülasyon tabanlı olan bu algoritma gri kurtların avlanma esnasında gerçekleştirdikleri toplu davranışlardan

esinlenerek bu davranışların matematiksel modellenmesine dayanmaktadır [21]. Kurt sürüsünde gri kurtlar alfa ( $\alpha$ ), beta ( $\beta$ ), delta ( $\delta$ ) ve omega ( $\omega$ ) olarak gruplandırılır ve bu kurtlar arasında hiyerarşi vardır. Alfa kurt grubu, lider bir türdür ve diğerleri onun kurallarına uyar. Beta kurt ise lider yardımcısıdır ve alınan kararlarda alfaya yardımcı olur. Hiyerarşi piramidinde betadan sonra delta gelir. Delta kurt grubu bölgenin sınırlarını gözetleyen izciler, sürünün güvenliğini sağlayan gözcüler, önceden alfa ya da betaya olan tecrübeli yaşlılar, avlanmada yardımcı olan avcılar, hasta ve yaralı kurtlara bakan bekçilerden oluşmaktadır. Sürüdeki iç çatışmaları önleyen hiyerarşi piramidinin en alt basamağında bulunan kurt grubu omegadır. GKO algoritması avını arama, çevreleme, saldırma ve avlama aşamalarından oluşmaktadır [21].

### Gri Kurt Algoritmasının Aşamaları

**1. Avı Çevreleme (Encircling Prey):** Gri kurdun avını çevrelemesi matematiksel olarak aşağıdaki gibi modellenmektedir:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (6)$$

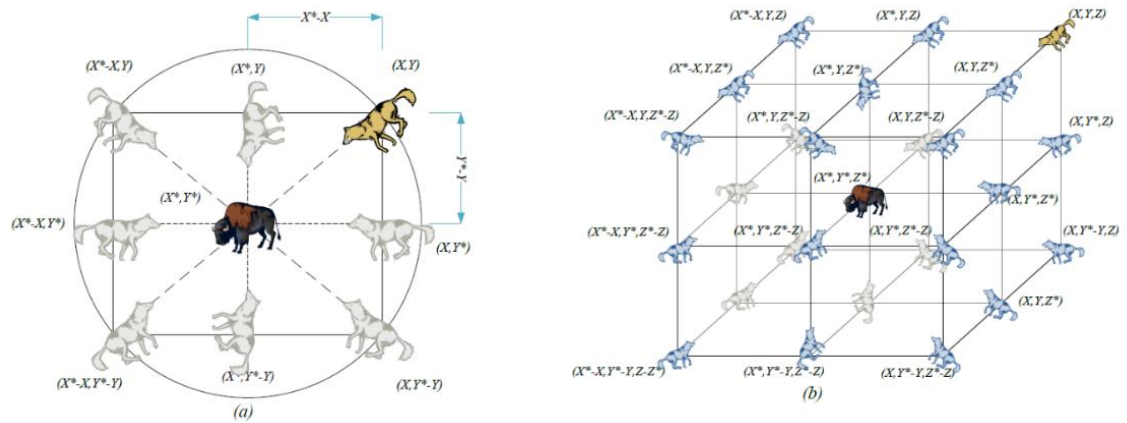
$$\vec{X}(t+1) = |\vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}| \quad (7)$$

Burada mevcut iterasyon  $t$ , avın konum vektörü  $\vec{X}_p$ , bir gri kurdun konumu  $\vec{X}$  ile gösterilmiştir.  $\vec{A}$  ve  $\vec{C}$  katsayı vektörleri

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (8)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (9)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. Burada  $\vec{a}$  iterasyon boyunca lineer olarak 2'den 0'a kadar azalmaktadır ve  $\vec{r}_1, \vec{r}_2$  ise  $[0,1]$  aralığında rastgele vektörlerdir. Şekil 1'de gösterildiği gibi gri kurdun 2D ve 3D uzayındaki noktalardan herhangi birine ulaşması mümkündür ve bu konumu denklem (6) ve (7)'ye göre ayarlayabilir. Bu uzaylar genişletilerek  $n$  boyuta taşınırsa gri kurtların bulunabilecek en iyi çözüm etrafında hareket etmesi sağlanmış olur [21].



Şekil 1. 2D ve 3D uzayında gri kurtların konum vektörleri ve muhtemel sonraki konumları [21]

**2. Avlama (Hunting):** Gri kurtlar avlanırken beta ve delta kurtları da bazen avlanmada bulunabilir. Ancak genellikle avlama alfanın önderliğinde gerçekleşir. Bu durumu matematiksel olarak modelleyebilmek için avın konumunu bulurken alfa, beta ve deltanın diğer kurtlardan daha iyi çözümler olduğu kabul edilir. Bu sebeple, elde edilen ilk üç en iyi çözüm kaydedilir ve diğer kurtların pozisyonları bu üç kurdun konumlarına göre güncellenir. Bu aşamada (10)-(12) denklemleri kullanılmaktadır [21].

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}|, \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}|, \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (10)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot (\vec{D}_\alpha), \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot (\vec{D}_\beta), \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot (\vec{D}_\delta) \quad (11)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (12)$$

### 3. Ava Saldırma (Attacking Prey)

Gri kurtların avlamaları ava saldırarak sona erer. Bu yaklaşımın matematiksel olarak modellenmesinde  $\vec{a}$  değeri iterasyon boyunca 2'den 0'a doğru azalmaktadır. Dolayısıyla (8) denklemindeki  $\vec{A}$ 'nın değerlerdeki dalgalanma azaltılmış olur.  $\vec{A}$ , [-1,1] aralığında rastgele değer aldığı anda arama kurdunun bir sonraki konumu mevcut konumu ile avının konumu arasında bir yerde olur. Yani  $|\vec{A}| < 1$  olması saldırma işleminin gerçekleştiğini gösterir.

### 4. Arama (Search for Prey)

$\vec{A}$ 'nın alabileceği değerler için  $|\vec{A}| > 1$  şartı sağladığında gri kurtlar birbirlerinden uzaklaşır, farklı yerlere yönelerek av aramaya devam eder. Bu durum gri kurdun avından uzaklaşmasını ve daha iyi bir av aramasını sağlar. Böylece GKO algoritmasının global araştırma yeteneği gelişir. Şekil 2'de GKO algoritmasının akış diyagramı verilmiştir.

```

Gri Kurt Popülasyonunun ilk atamasını yap  $X_i = (1, 2, \dots, n)$ ,  $a$ ,  $A$ ,  $C$  parametrelerini ata
Her bir ajanın uygunluk değerini hesapla
 $X_\alpha$ ,  $X_\beta$  ve  $X_\delta$  değerlerini bul
 $X_\alpha$  = Popülasyondaki en iyi konuma sahip ajan
 $X_\beta$  = Popülasyondaki en iyi ikinci konuma sahip ajan
 $X_\delta$  = Popülasyondaki en iyi üçüncü konuma sahip ajan
while (t < Maksimum iterasyon sayısı)
  for Her bir ajan
    Mevcut arama ajanların konumlarını Denklem (12) ile güncelle.
  end for
   $\alpha$ ,  $A$  ve  $C$  parametrelerini güncelle
  Her bir ajanın uygunluk değerini hesapla
   $X_\alpha$ ,  $X_\beta$  ve  $X_\delta$  parametrelerini güncelle
  t = t+1
end while
return  $X_\alpha$ 
    
```

Şekil 2. Gri kurt optimizasyon algoritmasının akış diyagramı [21]

### Uygulama (Application)

P-Medyan problemleri kombinatoriyal olduğu için ayrık arama uzayında yer almaktadır. GKO algoritması ise sürekli bir yapıya sahiptir. Gri kurt algoritmasında Şekil 2'deki akış şemasında görüldüğü gibi gri kurtların pozisyonları atandıktan sonra en iyi 3 pozisyona sahip kurtlar  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\omega$  kurtları olarak adlandırılmaktadır. Bu üç kurdun pozisyonu kullanılarak popülasyondaki diğer kurtların konumları (10)-(12) denklemleri yardımıyla lineer olarak güncellenmektedir. P-Medyan problemini çözmek için bu lineer güncelleme kısmında pozisyon iyileştirmesi için Diferansiyel Evrim algoritmasının arama stratejisinden esinlenilerek çaprazlama teknikleri kullanılmıştır. Çaprazlama tekniği olarak tek nokta, iki nokta, tekdüze (uniform) çaprazlama gibi birçok farklı çaprazlama teknikleri bulunmaktadır. Bu çalışmada rastgele üretilen sayılara göre bireyin rastgele genlerinde değişime sebep olacağı için tekdüze çaprazlama kullanılmıştır.

**Tekdüze (Uniform) Çaprazlama:** Tekdüze çaprazlama tekniğinde seçilen bireyler için boyut kadar rassal sayı üretilir. Eğer rassal üretilen sayı 0.5'den büyük veya eşitse birey1 ve

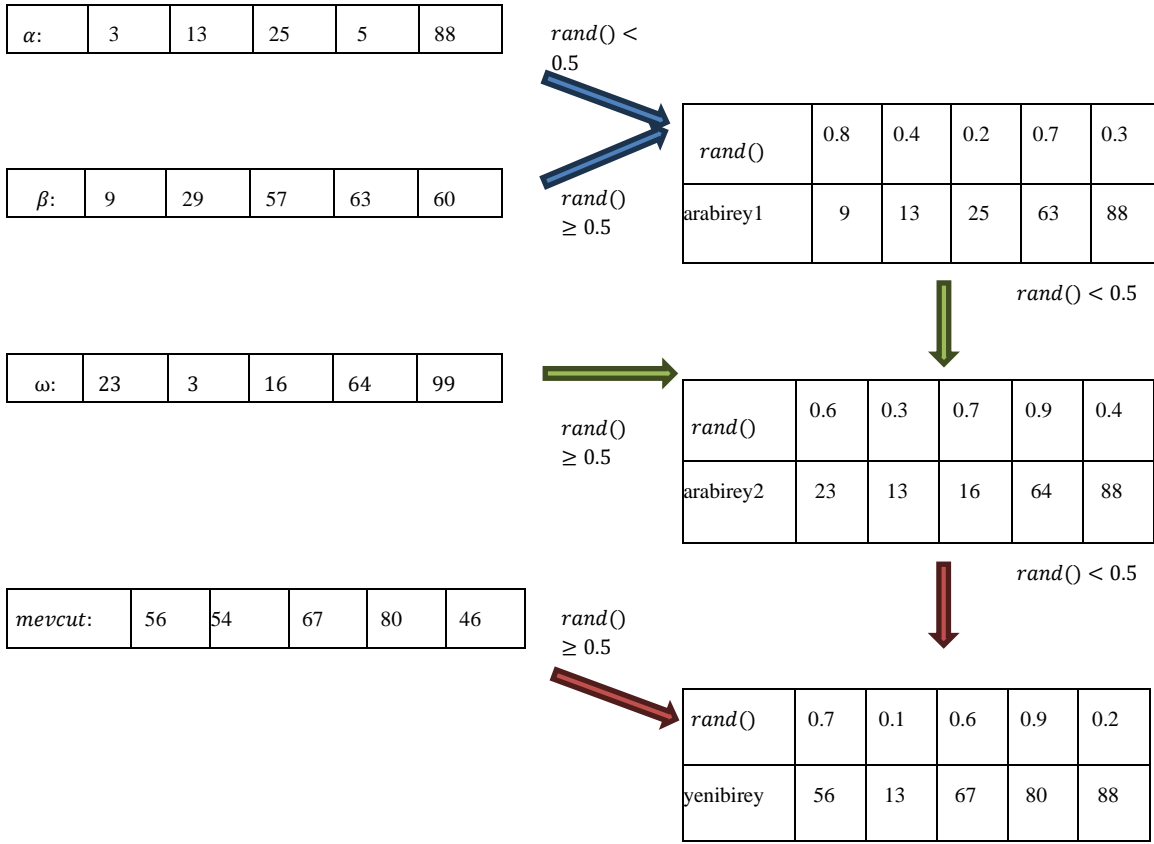
birey2'nin genleri yer değiştirir. Eğer küçük ise değişim olmaz.

Rassal sayılar: **0.2 0.8 0.1 0.3 0.6**

Birey1:	2	7	55	34	42	→	Çocuk1:	2	74	55	34	4
Birey2:	85	74	11	32	4		Çocuk2:	85	7	11	32	42

Şekil 3. Tekdüze çaprazlama ile elde edilen bireyler

Çalışmamızda  $\alpha, \beta, \omega$  kurtlarının pozisyonları birbiriyle 2 kez tekdüze çaprazlamaya tabi tutulmuştur. Elde edilen pozisyon mevcut gri kurt pozisyonuyla tekrar tekdüze çaprazlanmıştır. Bulunan yeni pozisyon mevcut pozisyondan daha iyi uygunluk değerine sahip ise mevcut çözüm yerine alınmıştır. Şekil 4'de yapılan çaprazlamalar şematik olarak gösterilmiştir. Burada  $rand()$ ,  $[0,1]$  aralığında oluşturulan rassal sayılardır.



Şekil 4. Tekdüze çaprazlama ile yeni bireyin elde edilmesi

Tekdüze çaprazlama ile GKO algoritmasının başarısını test etmek için OR-Kütüphanesinden 40 adet P-Medyan test verisi alınmıştır. Tablo 1'de verilen test problemlerinin her biri 30 tekrarlı 1000 iterasyon sayısına göre MATLAB programlama dilinde çalıştırılmıştır.

40 P-Medyan problemi için elde edilen sonuçların ortalaması, GAP değerleri (13)-(14) denklemleri ile hesaplanmıştır.

$$ort = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (13)$$

$n$ : ortalaması alınacak sayı adeti,  $x$ : ortalaması alınacak sayılar

$$GAP = \frac{ort - optimal}{optimal} \times 100 \quad (14)$$

$optimal$ : problemin optimal değeri

Tekdüze çaprazlama ile GKO algoritması sonuçları Tablo 2’de verilmiştir. Tekdüze çaprazlama tekniğinde çaprazlama oranı sabit (0.5) olarak alınmaktadır. Böylece iki birey çaprazlanırken gen alışveriş ihtimali %50’dir. Çaprazlama oranının yüksek olması 2. bireyden daha az gen almayı, düşük olması ise 2. bireyden daha fazla gen almaya sebep olur. Gri kurt algoritmasının (8) eşitliğinde  $\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a}$  ifadesindeki  $\vec{a}$  ava yaklaştıkça iterasyona bağlı olarak değişmektedir.  $\vec{a}$  iterasyon boyunca lineer olarak 2’den 0’a kadar azalmaktadır. Bu değişimi çaprazlama tekniğine yansıtmak için tekdüze çaprazlamada çaprazlama oranı 0.5 yerine  $\vec{a}$  değerine bağlı olarak  $0.25\vec{a}$  olarak yazılmıştır. Elde edilen parametreye bağlı çaprazlama tekniği adaptif tekdüze çaprazlama olarak adlandırılmıştır. Adaptif tekdüze çaprazlama tekniği ile GKO algoritması yardımıyla 40 P-Medyan problemi için elde edilen sonuçlar Tablo 2’de verilmiştir. Tekdüze çaprazlama tekniği kullanılarak elde edilen GAP değerleri ile adaptif tekdüze çaprazlama tekniği ile bulunan GAP değerlerinin ilişkisini karşılaştırmak için Tablo 2’nin son sütununa iyileştirme oranları eklenmiştir. Bu değerler

$$\text{iyileştirme oranı} = \frac{GAP_{\text{tekdüze}} - GAP_{\text{adaptif tekdüze}}}{GAP_{\text{tekdüze}}} \quad (15)$$

oranı ile hesaplanmıştır.

**Tablo 2.** Tekdüze çaprazlama ve adaptif tekdüze çaprazlama tekniği ile GKO algoritması sonuçları

PROBLEM	OPTİMAL	TEKDÜZE ÇAPRAZLAMA İLE GKO		ADAPTİF TEKDÜZE ÇAPRAZLAMA İLE GKO		İYİLEŞME ORANI
		ORTALAMA	GAP	ORTALAMA	GAP	
pmed1	5819	5833.7	0.2520	5822.5	0.0601	0.76
pmed2	4093	4124.6	0.7729	4111	0.4320	0.44
pmed3	4250	4294.9	1.0573	4259	0.2160	0.80
pmed4	3034	3119.7	2.8269	3075	1.3600	0.52
pmed5	1355	1404	3.6359	1383.7	2.1200	0.42
pmed6	7824	7861	0.4776	7842.5	0.2360	0.51
pmed7	5631	5752.9	2.1654	5677.7	0.8310	0.62
pmed8	4445	4634	4.2557	4544	2.2400	0.47
pmed9	2734	2884	5.5023	2832.7	3.6100	0.34
pmed10	1255	1364.87	8.7543	1327	5.7600	0.34
pmed11	7696	7774.6	1.0209	7718.8	0.2960	0.71
pmed12	6634	6762.7	1.9410	6701.6	1.0200	0.47
pmed13	4374	4601.7	5.2065	4537.8	3.7400	0.28
pmed14	2968	3179.2	7.1170	3125.9	5.3200	0.25
pmed15	1729	1903	10.0906	1855.2	7.3000	0.28
pmed16	8162	8226.3	0.7878	8210.8	0.5980	0.24
pmed17	6999	7186	2.6737	7103	1.4900	0.44
pmed18	4809	5052	5.0523	4987.7	3.7200	0.26
pmed19	2845	3097	8.8530	3028.7	6.4600	0.27
pmed20	1789	2041	14.0898	1963	9.7200	0.31
pmed21	9138	9341.4	2.2262	9261	1.3500	0.39
pmed22	8579	8797	2.5450	8731	1.7700	0.30
pmed23	4619	4921	6.5303	4854	5.0800	0.22
pmed24	2961	3257.9	10.0270	3175.4	7.2400	0.28
pmed25	1828	2155.3	17.9048	2039.8	11.6000	0.35
pmed26	9917	10079	1.6352	10014	0.9800	0.40
pmed27	8307	8502	2.3562	8454	1.7700	0.25
pmed28	4498	4827.1	7.3166	4736	5.3000	0.28
pmed29	3033	3374	11.2419	3281	8.1900	0.27
pmed30	1989	2604	30.9469	2250.2	13.1000	0.58
pmed31	10086	10264.9	1.7737	10160	0.7360	0.59
pmed32	9297	9597	3.2254	9480	1.9700	0.39
pmed33	4700	5066.5	7.7979	4981.5	5.9900	0.23
pmed34	3013	3382.9	12.2768	3291	9.2400	0.25
pmed35	10400	10609	2.0096	10557	1.5100	0.25
pmed36	9934	10221	2.8918	10108	1.7500	0.39
pmed37	5057	5489	8.5373	5371	6.2200	0.27
pmed38	11060	11236.2	1.5931	11178.8	1.0700	0.33
pmed39	9423	9735	3.3139	9598.3	1.8600	0.44
pmed40	5128	5578	8.7858	5472	6.7100	0.24



## BULGULAR (RESULTS)

40 P-Medyan problemi tekdüze çaprazlama tekniği ve parametreye bağlı adaptif tekdüze çaprazlama tekniğinin GKO algoritması ile birlikte kullanılmasıyla 30 tekrarlı 1000 iterasyon için çözülmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçların ortalama değeri ve optimal çözümle arasındaki yakınlığı gösteren GAP değerleri Tablo 2’de verilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre 40 test probleminin 40’ında da parametreye bağlı adaptif tekdüze çaprazlama tekniğinin tekdüze çaprazlama tekniğinden daha iyi sonuçlar verdiği, optimal değere daha yakın değerler bulduğu görülmüştür.

40 problemin tümünde adaptif tekdüze çaprazlama tekniğinin etkili olmasından dolayı Friedman sıralama testinde adaptif tekdüze çaprazlama tekniği ile GKO algoritması başarı sıralamasında birinci sırada yer alırken tekdüze çaprazlama tekniği ile GKO algoritması ikinci sırada yer almaktadır. İki tekniği farklı açıdan karşılaştırmak için (15) denklemi kullanılarak iyileştirme oranlarına bakılmıştır. Böylece tekdüze çaprazlama tekniği yardımıyla elde edilen GAP değerlerinin adaptif tekdüze çaprazlama tekniği kullanıldığında hangi oranda iyileştiği gözlemlenmiştir. Genel olarak düşük düğüm sayısına sahip problemlerde daha yüksek iyileştirme oranı olduğu, düğüm sayısı yüksek olduğunda daha düşük iyileştirme olduğu görülmüştür. Elde edilen sonuçlara göre en düşük iyileştirme oranı pmed23 probleminde %22, en yüksek iyileştirme oranı pmed3 probleminde %80, ortalama iyileştirme oranı ise %39 olarak hesaplanmıştır. Böylece iterasyon boyunca dinamik olarak değişen çaprazlama oranının daha etkili çözümler ürettiği söylenebilir.

## TARTIŞMA VE SONUÇLAR (DISCUSSION AND CONCLUSIONS)

Bu çalışmada GKO algoritmasına çaprazlama teknikleri uygulanarak P-Medyan problemleri çözülmeye çalışıldı. İlk olarak çaprazlama tekniği olarak tekdüze çaprazlama tekniği kullanıldı. Bu teknikte 0.5 çaprazlama oranına göre iki birey arasında gen alışverişi yapılmaktadır. Çaprazlama oranının 0.5’den yüksek olması ilk bireyden daha fazla genin yeni bireye aktarılması anlamına gelmektedir. Tekdüze çaprazlama tekniği yardımıyla GKO algoritması 40 adet P-Medyan test problemlerine uygulandı, 30 tekrarlı olarak elde edilen çözümlerin ortalaması, optimum çözümle arasındaki GAP değerleri tablo haline getirildi. Daha sonra GKO algoritmasındaki (8) denklemden esinlenilerek yeni bir çaprazlama tekniği oluşturuldu. Bu denklem sayesinde iterasyon ilerledikçe ajan kurtlar ava yaklaşmaktadır. Bu dinamik yapıyı çaprazlama tekniğine taşımak için çaprazlama oranı 0.5 yerine  $\vec{a}$  parametresine bağlı olarak yazıldı. Elde edilen yeni adaptif tekdüze çaprazlama tekniği 40 P-Medyan test problemlerine uygulandı. İki çaprazlama tekniği karşılaştırıldığında parametreye bağlı adaptif tekdüze çaprazlama tekniğinin 40 P-Medyan problemin tümünde daha başarılı sonuçlar verdiği görüldü.

Karşılaştırmanın istatistiksel olarak ölçülmesi için iki tekniğin kullanılması ile bulunan GAP değerleri arasındaki iyileştirme oranlarına bakıldı. Bu oranlar adaptif tekdüze çaprazlama tekniğinin 40 problemin tamamında iyileştirme sağladığını gösterdi.

Bu çalışma sonucunda sürekli problemler için önerilen GKO algoritması ayrık arama uzayına sahip P-Medyan problemlerine uygulandı. GKO algoritmasını ikili arama uzayına adapte etmek için tekdüze çaprazlama tekniği kullanıldı ve bu teknikte sabit bir değere göre çaprazlama yapmak yerine iterasyon sayısına göre dinamik olarak güncellenen çaprazlama oranının kullanılmasının daha etkili sonuçlar verdiği görüldü.

### Çıkar çatışması (Conflict of interest)

Yazarların bu çalışma için beyan ettikleri herhangi bir çıkar çatışması yoktur. (The authors have no conflicts of interest to disclose for this study.)

### Yazar katkı oranı (Authorship contribution statement)

**G.O.B.:** Literatür Taraması (Investigation), Yazı Yazan (Writing - Original Draft), Yazılım (Software),

Malzemeler (Resources), Veri Toplama Ve/Veya İşleme (Data Curation), Analiz Ve/Veya Yorum (Formal Analysis), Eleştirel İnceleme (Writing - Review & Editing), **H.H.:** Fikir/Kavram (Conceptualization), Denetleme/Danışmanlık (Supervision), Yazılım (Software), Tasarım ve Dizayn (Methodology), Malzemeler (Resources), Veri Toplama Ve/Veya İşleme (Data Curation), Analiz ve/veya Yorum (Formal Analysis), Eleştirel İnceleme (Writing - Review & Editing)

**KAYNAKLAR (REFERENCES)**

- [1] F. A. Hashim, E. H. Houssein, K. Hussain, M. S. Mabrouk, and W. Al-Atabany, Honey badger algorithm: new metaheuristic algorithm for solving optimization problems, *Mathematics and Computers in Simulation*. 192 (2021), 84–110.
- [2] M. Hacibeyoğlu, M. Çelik and Ö. Erdaş Çiçek, Energy efficiency estimation in buildings with k nearest neighbor algorithm, *Necmettin Erbakan University Journal of Science and Engineering*. 5 (2) (2023), 65-74.
- [3] Ö. İnik, E. Ülker, Derin öğrenme ve görüntü analizinde kullanılan derin öğrenme modelleri, *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi (GBAD)*. 6 (3) (2017), 85-104.
- [4] D. S. Hochbaum, *Approximation Algorithms for NP-Hard Problems*. PWS Publishing Company, 1997.
- [5] J. Kennedy and R. Eberhart, Particle Swarm Optimization, Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks, Perth, WA, Australia, 1995, 1942-1948.
- [6] Karaboğa Derviş, An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, *Technical Report-tr06*. 200 (2005), 1-10.
- [7] A. Pektaş, O. İnan, Application of tree seed algorithm on clustering problems, *Necmettin Erbakan University Journal of Science and Engineering*. 4 (1) (2022), 1-10.
- [8] S. Mirjalili and A. Lewis, The whale optimization algorithm, *Advances in Engineering Software*. 95 (2016), 51–67. doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.008.
- [9] M. Bastı, P-Medyan tesis yeri seçim problemi ve çözüm yaklaşımları, *AJIT-e: Online Academic Journal of Information Technology*. 3 (7) (2012), 47-75. doi: 10.5824/1309-1581.2012.2.004.x.
- [10] M. Bastı, Kuruluş Yeri Seçimi Probleminin Çözümünde Meta Sezgisel Algoritmalar (Doktora), İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Ana Bilim Dalı, İstanbul, 2012.
- [11] M. You, Y. Xiao, S. Zhang, P. Yang, and S. Zhou, Optimal mathematical programming for the warehouse location problem with euclidean distance linearization, *Computers & Industrial Engineering*. 136, (2019). doi: 10.1016/j.cie.2019.07.020.
- [12] F. B. Özsoydan, T. Saraç, A discrete particle swarm optimization algorithm for bi-criteria warehouse location problem, *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Ekonometri ve İstatistik Dergisi*. 13 (2011), 114-124.
- [13] A. R. Guner, M. Sevкли, A discrete particle swarm optimization algorithm for uncapacitated facility location problem, *Journal of Artificial Evolution and Applications*. (2008) doi: 10.1155/2008/861512.
- [14] N. Özçakar, M. Bastı, P-Medyan kuruluş yeri seçim probleminin çözümünde parçacık sürü optimizasyonu algoritması yaklaşımı, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*. 41 (2) (2012), 241–257.
- [15] A. Kole, P. Chakrabarti, and S. Bhattacharyya, An ant colony optimization algorithm for uncapacitated facility location problem, *Artificial Intelligence and Applications*. 1 (1) (2014), 55-61.
- [16] E. Baş, E. Ülker, A binary social spider algorithm for uncapacitated facility location problem, *Expert Systems with Applications*. 161 (2020), 1-27.
- [17] M. Karakoyun, A. Özkiş, Development of binary moth-flame optimization algorithms using

- transfer functions and their performance comparison, *Necmettin Erbakan University Journal of Science and Engineering*. 3 (2) (2021), 1-10.
- [18] S. L. Hakimi, Optimum distribution of switching centers in a communication network and some related graph theoretic problems, *Operations Research*. 13 (3) (1965), 462-474.
- [19] O. Kariv and S. L. Hakimi, An Algorithmic approach to network location problems, I: the p-centers, *SIAM Journal on Applied Mathematics*. 37 (3) (1979), 513-538.
- [20] A. H. B. Anuar, M.F.M. Said, Floyd's shortest-path algorithm theory, *Journal of Advanced Computing Research*. 1(1) (2016), 20-21.
- [21] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, Grey wolf optimizer, *Advances in Engineering Software*. 69 (2014), 46–61. doi: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.