



P-Medyan kuruluş yeri seçim probleminin çözümünde parçacık sürü optimizasyonu algoritması yaklaşımı*

Necdet Özçakar¹

Üretim Anabilim Dalı,
İşletme Fakültesi
İstanbul Üniversitesi, İstanbul, Türkiye

Mehmet Bastı²

İşletme Yönetimi,
İstanbul Meslek Yüksekokulu
Fatih Üniversitesi, İstanbul, Türkiye

Özet

Bu çalışmada kuruluş yeri seçim problemleri içinde önemli bir yere sahip olan p-medyan probleminin çözümü üzerinde durulmuştur. NP-zor kombinatoriyal optimizasyon problemler kategorisine giren p-medyan probleminin çözümü için sürü zekası tabanlı bir meta sezgisel olan Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritması kullanılmıştır. Çalışmanın sonunda PSO algoritmasının yaygın olarak kullanılan iki farklı test problemine uygulanması ile elde edilen sonuçlar verilmiştir. Ayrıca elde edilen bu sonuçlar literatürdeki farklı sezgisel ve meta sezgisellerin aynı test problemlerine uygulanması ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

Anahtar Sözcükler: Kuruluş Yeri Seçim Problemi, P-Medyan, Parçacık Sürü Optimizasyonu

The particle swarm optimization algorithm for the p-median facility location problem

Abstract

This research examines methods for solving the p-median problem, which is an important type of the facility location problems and belongs to the class of NP hard problems. A swarm based meta-heuristic, the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is applied for the solution of the p-median problem. The study concludes with presentation of results obtained from the application of the PSO algorithm to two of the widely used ORLIB and Galvao test problems. In addition, the results are compared to the solutions obtained from applications of other well-known heuristic and meta-heuristic methods to the same problems.

Keywords: Facility Location Problem, P-Median, Particle Swarm Optimization

1. Giriş

İşletmelerin stratejik kararlarından birisi olan kuruluş yeri seçimi, tüm tedarik zinciri performansı üzerinde doğrudan etkili ve lojistik maliyetlerini belirleyici olan kararlardır. Bu sebeple kuruluş yeri seçim kararları uzun vadede işletmelerin karlılıklarına etkisi olan, çok boyutlu, önemli kararlardır. Globalleşmenin ve artan rekabet ortamının etkisiyle lojistik maliyetlerinin işletme giderleri içerisindeki payının sürekli arttığı son yıllarda kuruluş yeri seçimi kararları çok daha önemli hale gelmiştir.

¹ necdet@istanbul.edu.tr (N. Özçakar)

² mbasti@fatih.edu.tr (M. Bastı)

*Bu makale, ikinci yazar tarafından İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Üretim Yönetimi Bilim Dalı'nda tamamlanmış olan "Kuruluş Yeri Seçimi Probleminin Çözümünde Meta Sezgisel Algoritmalar" adlı doktora tezinden hazırlanmıştır.



Kuruluş yeri seçim problemlerinde genel amaç müşterilere hizmet veren tesislerin en iyi konumlarının bulunması olarak ifade edilebilir. Çalışmanın asıl odaklandığı konu olan ve kuruluş yeri seçim problemleri içerisinde önemli bir yer tutan p -medyan problemi ise; önceden belirlenmiş olan p adet tesisin n düğümünden oluşan şebeke üzerinde minimum toplam maliyet ortaya çıkacak şekilde konumlarının belirlenmesini ($p < n$) amaçlar. Buna ek olarak hizmet alacak müşterilerin açılan p adet tesisten kendisine en yakın olana atanması diğer bir amaçtır.

Analitik metotlar kullanılarak çözümünün zorluğundan dolayı p -medyan probleminin çözümünde sezgisel ve meta sezgisel algoritmalar daha yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada da p -medyan probleminin çözümünde güncel bir meta sezgisel algoritma olan parçacık sürü optimizasyonu (PSO) algoritması kullanılmıştır. Günümüzde birçok optimizasyon probleminde başarıyla kullanılmakta olan parçacık sürü optimizasyonu (PSO), sürü halinde hareket eden balıklar, kuş sürüleri ve böceklerin iki boyutlu hareketlerinden esinlenerek geliştirilmiş popülasyon temelli bir optimizasyon algoritmasıdır.

2. Kuruluş Yeri Seçimi Problemi

Kuruluş yeri seçim problemi gerçek hayatta sıklıkla karşılaşılan problemlerinden birisidir. İster kamu, isterse özel sektör kuruluşu olsun neredeyse tüm organizasyonlar bu problem ile karşı karşıya kalmaktadır. Kamu kurumları vatandaşa hizmet verecekleri hizmet noktalarını (okullar, hastaneler, acil servis binaları vb.) en iyi konumlara yerleştirmeye çalışırken, özel sektör ise üretim merkezleri, satış noktaları ve depoların yerleri ile ilgili kritik kararlar vermek durumunda kalmaktadır.

Temel olarak kuruluş yeri seçim problemlerinin amacı N adet tesisin M adet konuma ($N < M$) aralarındaki taşıma maliyetlerinin minimum yapacak şekilde yerleştirilmesidir [1]. Kuruluş yeri seçimi ile ilgili literatürdeki ilk çalışma 1909 yılında Alfred Weber tarafından yapılmıştır. Weber birçok müşteriye hizmet veren bir depo tesisin yerinin talep noktaları ile arasındaki toplam mesafeyi minimize edecek şekilde belirlenmesi için bir model önermiştir [2]. Hakimi tarafından 1964 yılında yapılan çalışmada ise otoyol üzerindeki polis noktalarının yerlerinin belirlenmesi için bir model önerilmiştir [3]. Literatürde ilk defa Hakimi tarafından tanıtilen ve p -medyan problemi olarak adlandırılan bu problem, kuruluş yeri seçim problemi altında önemli bir problem türüdür. Bu çalışmadan sonra birden fazla tesisin şebeke üzerinde yerleştirilmesi problemi üzerinde yoğun olarak çalışılmaya başlanmıştır.

Kuruluş yeri seçim problemleri çözüm için harcanan zamanın problemin boyutu ile ilişkili olarak üstel bir şekilde arttığı problemlerdir. NP-Zor olarak isimlendirilen bu yapıdaki problemler, problem boyutunun polinom fonksiyonu ile sınırlı olan hesaplama süresi içinde çözülememektedir. Bu sebeple NP-Zor sınıftaki problemlerin çözümü için tam çözüm yöntemleri yerine, optimum çözümü garanti etmeyen fakat kabul edilebilir bir çözüme kısa sürelerde ulaşabilen sezgisel ve meta sezgisel algoritmalar kullanılmaktadır.

Kuruluş yeri seçim problemlerinin sınıflandırması literatürde çok farklı açılardan yapılmakta olup genel olarak;

- Sürekli, ayrık ya da ağ yapısındaki kuruluş yeri seçim problemi
- Tekli kuruluş ya da çoklu kuruluş yeri seçim problemi
- Kapasite kısıtlı ya da kapasite kısıtsız kuruluş yeri seçim problemi

şeklinde kategorilere ayrılabilir.

Literatürde kabul gören sınıflandırmalardan birisi Daskin tarafından yapılan sınıflandırma olup, Daskin kuruluş yeri seçim problemlerini kapsama problemleri, merkez problemleri,

medyan problemleri, sabit maliyetli tesis yerleşim problemleri olmak üzere 4 ana gruba ayırmıştır [4]. Current ve arkadaşları ise kuruluş yeri seçim problemlerini küme kapsama, maksimum kapsama, p-merkez, p-dağılım, p-medyan, sabit maliyetli tesis yeri seçim, ana dağıtım üssü (hub) ve maksimum toplam olarak 8 ana grupta incelemişlerdir [5]. Sule tarafından kuruluş yeri seçim problemi p-medyan, p-merkez, kapasite kısıtsız tesis yeri seçim problemi, kapasite kısıtlı tesis yeri seçim problemi, karesel atama problemi olmak üzere 5 başlık altında incelenmiştir [6].

3. P-Medyan Problemi

P-medyan problemi kuruluş yeri seçim problemleri içerisinde tartışmasız en çok bilinen ve çözümünü için birçok çalışma yapılmış olan kuruluş yeri seçim ve atama modelidir [7]. P-medyan problemi minisum tesis yerleşim problemleri sınıfına girmektedir. Minimum toplam maliyeti amaçlayan minisum problemleri ilk olarak Kuehn ve Hamburger [8], Hakimi [3], Manne [9] ve Balinski [10] tarafından formüle edilmiştir. P-medyan probleminin ayrıntılı olarak formülasyonunu ise ilk defa 1964 yılında Hakimi [3] yapmıştır. Hakimi sadece problemi formüle etmekle kalmamış aynı zamanda üçgen eşitsizliği olan bir şebekede optimum yerleşimin düğümler üzerinde olduğunu ispatlamıştır [11].

P-medyan probleminin en temel hali 1-Medyan problemi olarak da isimlendirilen, şebeke üzerinde tüm talep noktalarına hizmet verecek olan 1 adet medyan tesisin bulunmasını amaçlayan modeldir. Sadece bir kuruluş yeri seçilen bu problemde amaç toplam maliyetin minimum yapılmasıdır. Medyan noktası sayısı birden fazla olduğu problemlere ise p-medyan problemi adı verilmiştir.

3.1. Problemin Tanımı

P-medyan problemi p adet tesisin n adet düğümden oluşan şebeke üzerinde minimum maliyet oluşacak şekilde yerleştirilmesi ve yerleştirilen bu tesislerden hizmet alacak talep noktalarının belirlenmesi problemidir. Buradaki bahsedilen maliyet; zaman, para, toplam uzaklık gibi bir ölçüt olabilir. Bazı problemlerde tüm talep noktaları amaç fonksiyonunu eşit miktarda etkileyebilir bu türdeki p-medyan problemlerine ise ağırlıklı p-medyan problemi ismi verilmektedir [5, 11-13]. P-medyan probleminde tesisler sadece şebeke üzerindeki düğümlere yerleştirilebilmektedir, bu özelliği ile ayrık kuruluş yeri seçim problemleri kategorisine girmektedir.

P-medyan probleminin kombinatoryal NP-zor optimizasyon problemi olduğu Cornuejols ve arkadaşları [14] ile Kariv ve Hakimi tarafından ispatlanmıştır [15]. Kombinatoryal optimizasyon ayrık çözüm uzayına sahip problemler için optimum çözümü arayan metotlara verilen genel isimdir. Bu metotla amaç fonksiyonunu optimize eden kesikli karar değişkenlerinin değerlerinin bulunması hedeflenmektedir. Gezgin satıcı problemi, en kısa yol problemi, atama problemleri, araç rotalama problemleri ve benzeri problemler bu yapıdaki problemlerdir.

NP-zor sınıfına giren ve bu çalışmanın konusu olan p-medyan kuruluş yeri seçim problemi için kullanılan çözüm yaklaşımları üç ana yöntem üzerinde yoğunlaşmaktadır. Bunlar:

- Tam çözüm metotları
- Sezgisel algoritmalar
- Meta Sezgisel algoritmalar

şeklinde ifade edilebilir [2].

Bu metotların p-medyan probleminin çözümünde kullanılma oranları karşılaştırıldığında sezgisel ve meta sezgisel yaklaşımlar açık bir şekilde önde görülmektedir.

P-medyan probleminde amaç toplam maliyeti minimum yapacak şekilde açılacak olan p adet tesisin en uygun yerlerinin belirlenmesi ve talep noktalarının bu tesislere atanmasıdır.

Ayrık kuruluş yeri seçim problemleri sınıfında yer alan p-medyan probleminde hizmet veren tesisler sadece şebeke üzerindeki düğümler üzerinde açılabilir. Hakimi [11] tarafından p-medyan probleminde p adet tesisin şebeke üzerindeki düğümlere yerleştirildiğinde en az bir optimum sonuç bulunduğu ispat edilmiştir [13]. Diğer ifadeyle problemin ayrık yapıda olması optimum çözüme ulaşılması konusunda engel değildir. Bu çerçevede n adet düğümden oluşan şebeke üzerinde açılacak p adet tesisin optimum yerleşiminin bulunması için aşağıdaki Eşitlik 1 kadar olası çözüm mevcuttur.

$$\binom{n}{p} = \frac{n!}{p!(n-p)!} \quad (1)$$

Modelin matematiksel formülasyonu aşağıdaki şekilde verilebilir [16].

Amaç Fonksiyonu:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i d_{ij} x_{ij} \quad (2)$$

Kısıtlar:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad \forall i \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$x_{ij} \leq y_j \quad \forall i, j \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^n y_j = p \quad (5)$$

$$x_{ij}, y_j \in \{0,1\} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

Karar Değişkenleri:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{eğer } i \text{ müşterisi } j \text{ tesisine atanmışsa} \\ 0 & \text{diğer durumda} \end{cases}$$

$$y_j = \begin{cases} 1 & \text{eğer } j \text{ noktasında bir tesis açılmışsa} \\ 0 & \text{diğer durumda} \end{cases}$$

Burada;

n = toplam talep noktası sayısı

a_i = i noktasındaki talep

d_{ij} = i noktası ile j noktası arasındaki uzaklık

p = yerleştirilecek olan hizmet verecek tesis sayısı

Eşitlik 2 ile gösterilen amaç fonksiyonuyla hizmet veren tesisler ile talep noktaları arasında oluşan toplam maliyeti minimize etmek amaçlanmaktadır. Eşitlik 3 ile bir talep noktasının tüm taleplerinin sadece bir tesisten karşılanması kısıtı verilmiştir, yani her talep noktası yalnız bir tesise atanmaktadır. Eşitlik 4 ile açık olmayan bir tesise talep noktası ataması yapılmaması şartı ifade edilmekte, yani tutarlılık sağlanmaktadır. Eşitlik 5 ise açılacak olan tesis sayısını p adet ile sınırlandırmaktadır.

4. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması

Günümüzde birçok optimizasyon probleminde başarıyla kullanılmakta olan Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), sürü halinde hareket eden balıklar, kuş sürüleri ve böceklerin iki boyutlu hareketlerinden esinlenerek ilk olarak Kennedy ve Eberhart [17, 18] tarafından 1995 ve 1997 yıllarında tanımlanmış; daha sonra Shi ve Eberhart [19, 20] tarafından 1998 yılında; Kennedy, Eberhart ve Shi [21] tarafından ise 2001 yılında geliştirilmiş popülasyon temelli meta sezgisel bir algoritmadır.

PSO algoritması bireyler arasındaki sosyal bilgi paylaşımını esas almaktadır. Arama işlemi popülasyonu oluşturan bireyler tarafından ve belirli bir nesil sayısınca yapılır. Her bireye parçacık ismi verilir ve parçacıklardan oluşan popülasyon sürü olarak isimlendirilir. Her birey kendi bulunmuş olduğu pozisyonu, bir önceki tecrübesinden yararlanarak sürüdeki en iyi pozisyona sahip bireye doğru yakınsamak üzere ayarlar. Sürüdeki en iyi değere sahip bireye küresel en iyi adı verilirken, bireyin mevcut duruma kadar olan en iyi değerine ise yerel en iyi adı verilir ve bu değerler algoritmada hafızada saklanır. PSO algoritması, temel mantık olarak popülasyonu oluşturan bireylerin her birinin pozisyonunun, sürü içindeki en iyi pozisyona sahip olan bireye yaklaştırılmasına diğer bir ifade ile yakınsamasına dayanır.

PSO algoritmasının ana parametreleri konum vektörü ve hız vektörleridir. Parçacığın bir sonraki iterasyonda alacağı konum, kendi tecrübesi ve sürü içerisinde en iyi uygunluk fonksiyonu değerini veren bireyin (gbest) tecrübesi kullanılarak hesaplanmaktadır. Diğer ifadesiyle algoritma hafızasında her bireyin en son hız ve konum vektörü bilgilerini, geçmiş en iyi konumunu (lbest) ve sürüdeki en iyi bireyin konumunu (gbest) tutar ve bu değerleri yeni hız ve pozisyon değerlerinin hesaplanmasında kullanır.

X_i^k parçacığın (bireyin) pozisyon vektörü olarak ifade edilir ve problemin boyutu kadar elaman içerir. Parçacığın pozisyon vektörünün popülasyon içerisindeki gösterimi $X_i^k = [x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{ij}^k]$ şeklindedir [22]. Buradaki k iterasyon sayısını, X_i i 'inci bireyi, j

ise bireye ait parametreleri (gen) ifade etmektedir. Yani x_{i1}^k k 'inci iterasyonda i 'inci bireyin pozisyon vektöründeki birinci elemanını temsil etmektedir. PSO'da parçacık sayısı popülasyon büyüklüğü kadar olup bu çalışmada NP ile gösterilmiştir. PSO'da da diğer meta sezgisellerde olduğu gibi bireylerin başlangıç değerleri rastgele olarak oluşturulur. Bu çerçevede başlangıç popülasyonunun bireylerine ait pozisyon vektörü değerleri belirlenen alt ve üst limitler arasında rastgele olarak oluşturulmaktadır.

V_i^k hız vektörü olarak ifade edilir ve parçacığın bir sonraki iterasyondaki konumunu belirleyen parametrelerden bir tanesidir. Parçacığın hız vektörünün popülasyon içerisinde gösterimi $V_i^k = [v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{ij}^k]$ şeklindedir [22]. Yine buradaki v_{i1}^k k 'inci iterasyonda i 'inci parçacığın hız vektörünün birinci parametresini temsil etmektedir. Başlangıç popülasyonunun bireylerine ait hız vektörünün parametreleri yine belirlenen alt ve üst limitler arasında rastgele olarak oluşturulur.

$f(Lbest_i)$ i 'inci bireyin mevcut ana kadar elde etmiş olduğu en iyi uygunluk fonksiyonu değeri, yani yerel en iyidir. Bir popülasyondaki yerel en iyi sayısı birey sayısı kadardır. Yerel en iyilere karşılık gelen ve değerlerini pozisyon vektöründen alan vektöre yerel en iyi komşular ismi verilir ve $Lbest_i = [lbest_{i1}, lbest_{i2}, \dots, lbest_{ij}]$ şeklinde gösterilir. Gösterimdeki $lbest_{i1}$ i 'inci yerel en iyi vektörünün birinci değeridir [22].

$f(Gbest)$ küresel en iyi değer olarak isimlendirilir ve mevcut duruma kadar elde edilen en iyi uygunluk fonksiyonu değerini ifade eder. Küresel en iyi değere sahip bireyin pozisyon vektörü ise küresel en iyi komşular olarak isimlendirilir ve $Gbest=[gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_j]$ şeklinde gösterilir.

Algoritmanın diğer bir parametresi olan ve eylemsizlik ağırlığı olarak isimlendirilen w bir önceki hız vektörünün mevcut hız vektörü üzerindeki etkisini kontrol eden parametredir. w parametresinin 1'e yakın bir değer seçilerek her iterasyonda doğrusal olarak azaltılması önerilmektedir [19]. PSO'da eylemsizlik ağırlığı algoritmanın küresel arama ile yerel arama yeteneği arasındaki dengeyi sağlamak için kullanılan bir parametredir.

Yukarıda bahsettiğimiz parametrelerin kullanıldığı ve parçacıkların hız vektörünün güncellenmesini sağlayan denklemi aşağıdaki gibi (eşitlik 7) gösterebiliriz [19].

$$v_{ij}^{k+1} = w^{k+1} \times v_{ij}^k + c_1 \times r_1 \times (lbest_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 \times r_2 \times (gbest_j^k - x_{ij}^k) \quad (7)$$

Eşitlik 7'de kullanılan c_1 parametresi sosyal öğrenme katsayısı olarak da ifade edilir ve hız vektörü güncellenirken yerel en iyinin hesaplamaya etkisini belirler. Diğer ifadeyle parçacığın kendi tecrübesinden yola çıkarak hareket etmesini sağlar [23]. Aynı eşitlikteki c_2 parametresi ise kavramsal katsayı olup, küresel en iyinin yeni hesaplanan hız vektörüne katkısını belirler. Kennedy ve Eberhart [17], Eberhart ve Shi [23] tarafından yapılan çalışmalar c_1 ve c_2 parametrelerinin birbirine eşit ve 2 olarak alınmasının iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir. Yine denklemde r_1 ve r_2 0 ile 1 arasında düzgün dağılmış rastgele değerlerdir. Burada $lbest_{ij}$ yerel en iyi komşular olarak isimlendirilen, i 'inci bireyin en iyi uygunluk fonksiyonu değerini veren pozisyon vektörünün j 'inci değeri, $gbest_j$ ise küresel en iyi komşular olarak ifade edilen küresel en iyi parçacığın j 'inci değeridir.

Eşitlik 7'de kullanılan w parametresinin değerinin bir sonraki iterasyon için hesaplanması aşağıdaki Eşitlik 8 ile yapılır [24]. Eşitlikteki β değeri eylemsizlik ağırlığını azaltma katsayısıdır.

$$w^{k+1} = w^k \times \beta \quad (8)$$

Parçacığın bir sonraki pozisyonunu hesaplanması ise aşağıda 9 numaralı eşitlikle gösterilmiştir [18]. Bu eşitlikte vektörlerin toplanması ile yeni pozisyon vektörü hesaplanmaktadır. Açacak olursak, parçacığın bir sonraki iterasyondaki pozisyonu olan x_{ij}^{k+1} değeri, mevcut pozisyonu olan x_{ij}^k ile bir sonraki iterasyondaki hız vektörü olan v_{ij}^{k+1} değerlerinin toplanmasıyla elde edilmektedir.

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (9)$$

Yukarıda detaylı bir şekilde açıklanan PSO algoritmasının adımları daha iyi anlaşılabilmesi için sözde kod yapısı olarak aşağıda Şekil 1 ile gösterilmiştir.

```
Parametre değerlerini belirle
Başlangıç popülasyonunu oluştur
  Tüm bireyler için {
    Uygunluk fonksiyon değerlerini hesapla
    Başlangıç pozisyonunu yerel en iyi olarak al
  }
Küresel en iyiyi bul
Yap {
  Tüm bireyler için
  {
    Hız vektörünü güncelle
    Pozisyon vektörünü güncelle
    Uygunluk fonksiyonu değerlerini hesapla
    Yerel en iyi değeri güncelle
  }
  Küresel en iyi değeri güncelle
}
Durdurma kriterleri(maksimum iterasyon sayısı veya optimum değer)
```

Şekil 1 PSO Algoritmasının Adımları

5. P-Medyan Kuruluş Yeri Seçim Probleminin Çözümü İçin Önerilen PSO Algoritması Modeli

Bu çalışmada şebeke yapısındaki p -medyan probleminin matris şeklinde gösterimi tercih edilmiştir. Matris gösterimi hem kolay kodlanabilirlik hem de hız açısından daha avantajlıdır. Önerilen PSO algoritması modelinde popülasyonu oluşturan bireylere başlangıçta Eşitlik 7 kullanılarak rastgele birer sürekli pozisyon değerleri atanmıştır. Ele alınan p -medyan problemi kesikli bir problem olduğu ve uygulanan modelde sürekli değerler üzerinden çalıştığından bu sürekli değerlerin uygunluk fonksiyonu hesaplamasında kullanılabilmesi için kesikli değerlere çevrilmesi gerekmektedir. Diğer bir ifadeyle sürekli değerler 0 ya da 1 değerlerine dönüştürülecektir. Modelde medyan tesislerin 1, medyan olmayan tesislerin 0 olarak belirlenmesiyle yapılan gösterim sürekli verilerin kesikli verilere dönüştürülmesi anlamına gelmektedir. Bu yöntemle sürekli optimizasyon problemlerinin çözümünü amaçlayan PSO algoritmasının kesikli optimizasyon problemlerini de çözebilir hale getirilmesi sağlanmıştır.

Sürekli verilerin kesikli hale dönüştürülmesi ile ilgili literatürde farklı problem tipleri için farklı uygulamalar vardır. Şevkli ve Güner kapasite kısıtsız tesis yeri seçim probleminin çözümünde kullandıkları PSO algoritması modelinde bu dönüşüm işlemi önce sürekli değerler 2 ye göre modunu alıp sonra tamsayıya dönüştürerek gerçekleştirmişlerdir [25]. Literatürde bu konuda diğer bir uygulama ise Taşgetiren ve arkadaşları tarafından permütasyon akış tipi çizelgeleme problemi için geliştirilen PSO algoritması modelinde kullanılmıştır. Bu çalışmada sürekli değerlerin indisleri büyükten küçüğe doğru sıralanarak daha sonra bu sıralama değerleri ele alınan problemin uygunluk fonksiyonu değerini hesaplamada kullanılmıştır [24].

Bu çalışmada önerilen modelde ise kesikli verilerin sürekli hale dönüştürülmesi için takip edilen yöntem her bir X_i vektörünü oluşturan en küçük değere sahip p adet x_{ij} değerinin 1 yani medyan noktaları olarak, geriye kalan tüm x_{ij} değerlerinin ise 0, yani talep noktası olarak belirlenmesi işlemidir. Bahsedilen sürekli – kesikli dönüşümü daha iyi anlaşılması

için aşağıda örnek üzerinde gösterilmiştir. Tablo 1’de sürekli pozisyon değerlerine sahip örnek bir popülasyon verilmiştir.

Tablo 1 Örnek Sürekli Pozisyon Vektörü Değerleri (n=5, p=2)

X_i	1	2	3	4	5
X_1	3.51	-0.73	-2.45	-2.62	2.39
X_2	0.68	-3.88	-0.36	2.39	-0.48
X_3	-2.22	0.22	3.64	1.26	3.27

Sürekli değerlerin kesikli hale dönüştürülmesinde kullanılan her satırdaki (her bireyin) en küçük p adet pozisyon vektörü değerinin medyan tesis olarak seçilmesi kuralına göre işlem yapıldığında aşağıda Tablo 2’deki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 2 Sürekli Pozisyon Değerlerinin Kesikliye Dönüştürülmesi (n=5, p=2)

X_i	1	2	3	4	5
X_1	0	0	1	1	0
X_2	0	1	0	0	1
X_3	1	1	0	0	0

5.1. P-medyan Problemi İçin PSO Algoritması Modelinin İşleyişi

P-medyan kuruluş yeri seçim probleminin PSO algoritması modeli kullanarak çözülmesi ayrıntılı olarak aşağıdaki adımlar ile açıklanabilir.

Adım 1

Probleme ait veriler metin dosyasından okunur ve Floyd algoritması kullanılarak en kısa yollar hesaplanıp hafızada bir maliyet matrisi olarak tutulur.

Adım 2

Başlangıç parametrelerine uygun değerler atanır.

İterasyon sayısı 0 olarak belirlenir (k=0).

Popülasyon sayısı (NP) belirlenir.

Başlangıç pozisyon vektörü $[x_{\min}, x_{\max}]$ aralığında bir tekdüze rastgele değişken olarak aşağıda verilen Eşitlik 10’a göre oluşturulur.

$$x_{ij} = x_{\min} + r_1 \times (x_{\max} - x_{\min}) \quad (10)$$

Başlangıç hız vektörleri de $[v_{\min}, v_{\max}]$ aralığında aşağıda verilen Eşitlik 11 kullanılarak oluşturulur.

$$v_{ij} = v_{\min} + r_2 \times (v_{\max} - v_{\min}) \quad (11)$$

Başlangıç pozisyon vektörüne karşılık gelen medyan gösterim dizisi oluşturulur. Bu dizi medyan olan tesislerin 1 olarak diğer tesislerin ise 0 olarak gösterildiği bir tamsayı dizisidir. Bahsedilen tamsayı dizisinin gösterimi Eşitlik 12’de verilmiştir.

$$S_i^0 = [s_{i1}^0, s_{i2}^0, \dots, s_{in}^0] \quad (12)$$

Medyan gösterim dizisinin uygunluk fonksiyonu değerleri Eşitlik 13’e göre hesaplanır.

Uygunluk fonksiyonu değeri hizmet alacak olan talep noktalarının en yakın medyan tesise atanması ve bu atama sonucunda ortaya çıkan bütün yolların maliyetlerinin toplamından oluşan bir tamsayı değeridir.

$$f_i^k = f(S_i^k) = \sum_i^{NP} (\min(cost[i][m_j])) \quad (13)$$

Bu aşamaya kadar herhangi bir uygunluk fonksiyonu değeri hesaplanmadığı için, her bir bireyin başlangıçtaki uygunluk fonksiyonu değerleri yerel olarak en iyi uygunluk fonksiyonu değerleridir (*Lbest*). Bu uygunluk fonksiyonu değerleri içerisindeki en iyi yerel uygunluk fonksiyonu değeri ise küresel olarak en iyi olan uygunluk fonksiyonu değeridir (*Gbest*).

Adım 3

İterasyon sayısı güncellenir.

$$k = k+1 \quad (14)$$

Adım 4

Eylemsizlik ağırlığı daha önce verilen 8 numaralı eşitlik kullanılarak güncellenir.

Adım 5

Bütün bireylerin hız vektörleri güncellenir.

Güncelleme işlemi daha önce verilmiş olan Eşitlik 7'ye göre yapılır. Eşitlikte geçen c_1 ve c_2 değerleri sırasıyla sosyal ve kavramsal katsayılar olup modelde 2 olarak alınmıştır.

Pozisyon vektörünün değişimi, eski hız vektörüyle arasındaki farkın (küresel en iyi ve yerel en iyi arasındaki farkın) bir lineer kombinasyonudur.

Adım 6

Pozisyon vektörleri daha önce verilen Eşitlik 9'a göre güncellenir.

Bu adımda mevcut pozisyon üzerine hız vektörü eklenerek bir sonraki pozisyon hesaplanmaktadır.

Adım 7

Uygunluk fonksiyonu değeri yeniden hesaplanır.

Bu pozisyon değerlerine karşılık gelen medyan gösterim dizisi güncellenir. Sonuç olarak bu diziye karşılık gelen uygunluk fonksiyonu değeri daha önce verilen Eşitlik 13'e göre hesaplanır.

Adım 8

Her bir bireyin yerel en iyi değerleri güncellenir.

Hesaplanan uygunluk fonksiyonu değeri bireyin daha önce hesaplanan en iyi uygunluk fonksiyonu değeri olan $f(Lbest_i)$ ile karşılaştırılır. Hesaplanan yeni değer yerel en iyi değerden daha iyi ise, yerel en iyi ve bireyin pozisyon vektörü değerleri güncellenir (yani pozisyon vektörü değerleri yerel en iyi bireyine aktarılır), aksi durumda herhangi bir değişiklik yapılmaz.

$$f(X_i^k) < f(Lbest_i) \text{ ise } Lbest_i = X_i^k \text{ ve } f(Lbest_i) = f(X_i^k) \text{ dir.} \quad (15)$$

Adım 9

Küresel en iyi değer güncellenir.

Güncellenen her bir birey bir önceki popülasyon için hesaplanan en iyi uygunluk fonksiyonu değeri, yani küresel en iyi ile karşılaştırılır. Eğer bir önceki jenerasyonda hesaplanan küresel en iyi değerden daha iyi bir uygunluk fonksiyonu değeri varsa bu bireyin değeri küresel en iyi olarak kaydedilir. Aksi durumda küresel en iyi değiştirilmez.

Bu güncelleme yapılırken aşağıdaki yöntem takip edilir;

$$f(Lbest_i) < f(Gbest) \text{ ise } Gbest = Lbest_i, \quad f(Gbest) = f(Lbest_i) \quad (16)$$

Yani en iyi çözümü veren X_i bireyinin değerleri küresel en iyi komşular ($Gbest$) olarak, uygunluk fonksiyonu değeri ise küresel en iyi değer olarak $f(Gbest)$ kaydedilmektedir.

Adım 10

Bir yerel arama işlemi yapılır.

Bu yerel aramada belirlenen medyan tesislerden sırayla seçilen bir medyan tesis değiştirilip diğerleri sabit tutularak $p \times n$ (burada seçilen medyan tesis medyan olarak belirlenen diğer $p-1$ adet düğüm hariç alternatif bütün düğümler ile tek tek yer değiştirilmektedir) seviyesinde bir arama gerçekleştirilir. Eğer daha iyi bir uygunluk fonksiyonu değeri bulunursa birey, yani medyan olarak belirlenmiş olan tesis güncellenir. Daha iyi bir uygunluk fonksiyonu değeri bulunamaz ise herhangi bir değişiklik yapılmaz. Bu yerel arama algoritması bir tür ağgözlü arama algoritmasıdır.

Kullanılan yerel arama algoritmasının sözde kod yapısı aşağıda Şekil 2'de verilmiştir.

```
For i = 1 to p (Bütün medyan tesisler için) {
  For j = 1 to n ( i'inci medyan tesisin yerini 1' den n' e kadar değiştir)
  {
    Medyan tesisi değiştir ve uygunluk fonksiyonunu hesapla
    Eğer uygunluk fonksiyon değeri daha iyi ise
    Medyan tesisin yerini güncelle
  }
}
```

Şekil 2 Yerel Arama Algoritmasının Sözde Kod Yapısı

Adım 11

Bu işlemleri belirli bir iterasyon sayısına ya da optimum değer bulununcaya kadar tekrar et. Durdurma kriteri sağlanıyorsa dur, yoksa Adım 3'e geri dön.

5.2. P-medyan Problemi İçin PSO Algoritması Modelinde Parametre Değerleri

P-medyan kuruluş yeri seçim probleminin çözümünde kullanılan PSO algoritması modelinde kullanılan parametreler ve değerleri aşağıda verilmiştir. Önerilen PSO

algoritması modelinde kullanılan parametrelerin değerlerini belirlemek için çözülecek olan problem setinden elde edilen örnek bir problem seti üzerinde ceteris paribus yöntemi ile denemeler yapılmıştır. Bu yöntemle elde edilen ve en iyi sonuçları veren parametre değerleri aşağıda verilmiştir.

Tablo 3 P-medyan İçin PSO Modelinde Kullanılan Parametre Değerleri

Popülasyon Sayısı (NP)	$n/4$
Başlangıç Pozisyon Vektör Aralığı (x_{max}, x_{min})	-8, 8
Başlangıç Hız Vektör Aralığı (v_{max}, v_{min})	-20, 20
Başlangıç Eylemsizlik Ağırlığı (w)	1.0
Eylemsizlik Ağırlığı Azaltma Katsayısı (β)	0.9995
Sosyal Katsayı (c_1)	2
Kavramsal Katsayı (c_2)	2

6. Deneysel Çalışma ve Sonuçlar

Yukarıda aşamaları belirtilen ve Visual C++ programında yazılmış yerel aramalı PSO algoritması modeli; Tablo 3'te verilen parametreler kullanılarak Intel Xeon 3.0 Ghz, 4 GB RAM kapasiteli bilgisayarda, literatürde yaygın olarak kullanılan, optimum çözümleri bilinen ORLIB ve Galvao test problemlerine 10 defa tekrar edilerek uygulanmış ve Tablo 4 ve Tablo 5 ile verilen sonuçlar elde edilmiştir.

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde algoritmaların performansları genel olarak iki açıdan karşılaştırılmaktadır. Bunlardan birincisi optimuma yakınsama ya da diğer ifadeyle toplam maliyet yaklaşımıdır. Algoritmaların performanslarının karşılaştırılmasında kullanılan diğer ölçüt ise problemlerin çözümü için harcanan zamandır.

Algoritmaların toplam maliyet ölçütüne göre başarımlı performansı açısından karşılaştırılmasında kullanılan yöntem, ortalama bağıl hata (Mean Relative Percent Deviation) ve minimum bağıl hataların hesaplanması ve birbirleri ile karşılaştırılmasıdır. Bu çalışmada da kullanılan ortalama bağıl hata hesabı aşağıda verilen Eşitlik 17'ye göre yapılmıştır.

$$\text{Ortalama Bağıl Hata} = \frac{f_{ort} - f_{opt}}{f_{opt}} \times 100 \quad (17)$$

Bu eşitlikte f_{ort} her bir problemin 10 tekrarla çözümüyle elde edilen sonuçların ortalamasının alınması yoluyla hesaplanmıştır. Diğer parametre olan f_{opt} ise ilgili problemin optimum amaç fonksiyonu değeridir.

İkinci olarak kullanılan minimum bağıl hata ise bir problemin 10 tekrarla çözümü sırasında elde edilen en iyi çözümün kullanıldığı hesaplama yöntemidir.

$$\text{Minimum Bağıl Hata} = \frac{f_{min} - f_{opt}}{f_{opt}} \times 100 \quad (18)$$

6.1. Modelin Uygulandığı Test Problemleri

Literatürdeki çalışmalarda genellikle algoritmaların performansını ölçmek için zor optimum çözümü bilinen test problemleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada da önerilen model iki farklı test problem seti üzerinde uygulanmış ve sonuçları değerlendirilmiştir. Önerilen modelin uygulandığı test problem setlerinden birincisi literatürde üzerinde yoğun bir şekilde çalışılan ORLIB ya da OR-Library test problemleri olarak bilinen ve Beasley [26] tarafından tanımlanan problem setidir. Bu test problem seti çok farklı boyutlarda ve zorluklarda toplam 40 ayrı problemden oluşmaktadır. Problemlerin tamamının optimum çözümleri Beasley tarafından verilmiştir [26].

Modelin uygulandığı diğer test problemi seti ise Galvao problemleri olarak bilinen problem setidir. Bu problem seti Galvao ve ReVelle [27] tarafından tanımlanmıştır. Galvao problem seti ORLIB problem setinden göreceli olarak daha küçük boyuttaki 16 adet problemden oluşmaktadır.

Bu test problemleri üzerinde yapılmış olan çalışmalarda en iyi sonuç veren sezgisel yöntemler şu şekilde sıralanabilir;

- Genetik Algoritma [7]
- Tavlama Benzetimi [28]
- Gamma Sezgiseli [29]
- Tabu Arama [30]

6.2. P-medyan Problemi İçin Önerilen PSO Algoritması Modelinin ORLIB Problem Seti Sonuçları

Tablo 4’de PSO algoritması modelinin ORLIB problem setine uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar verilmiştir. Ortalama hata ölçütüne göre sonuçlar incelendiğinde 40 adet problemden 6’sında optimum sonuca ulaşıldığı görülmektedir. Problem büyüklüğü ile optimum çözüme ulaşma arasındaki ilişki incelendiğinde ulaşılan 6 optimum çözümden tamamının p değeri 5 ve 10 olan görece olarak küçük boyutlu problemler olduğu görülmektedir.

Minimum hata ölçütüne göre sonuçları incelediğimizde 40 problemin 28’inde optimum sonuç elde edilmiştir. Bu ölçüte göre de optimum değere ulaşamayan problemlerin yine büyük p değerlerine sahip olan problemler olduğu görülmüştür.

P-medyan probleminin çözümü için önerilen PSO algoritması modelinin ORLIB problem seti sonuçları için son değerlendirme 40 problemin tamamı için yapılabilir. Bu çerçevede ortalama minimum bağıl hata %0.05 gibi oldukça küçük bir değerdir. Ortalama bağıl hata açısından sonuçları incelersek ortalama bağıl hataların ortalamasının %0.24 olarak gerçekleştiği görülmektedir.

Elde edilen bu sonuçlara göre PSO modelinin p-medyan probleminin çözümü sırasında genellikle n değerlerinden çok p değerlerinden etkilendiği söylenebilir. Şöyle ki n değerlerinden etkilenmeksizin küçük p değerine sahip problemlerde optimum çözüme ulaşılrken, p değerinin büyük olduğu problemlerde optimumdan az da olsa sapmalar ortaya çıkmaktadır.

Tablo 4 PSO Modelinin ORLIB Problem Seti İçin Performans Özeti

Problem	n	p	Optimum	Hata Oranı (%)		Çalışma Süresi (sn.)
				Ortalama	Minimum	
pmed1	100	5	5819	0.00	0.00	0.01
pmed2	100	10	4093	0.26	0.00	3.75
pmed3	100	10	4250	0.14	0.00	1.36
pmed4	100	20	3034	0.33	0.00	5.11
pmed5	100	33	1355	0.30	0.00	7.64
pmed6	200	5	7824	0.00	0.00	0.00
pmed7	200	10	5631	0.07	0.00	4.57
pmed8	200	20	4445	0.21	0.00	14.66
pmed9	200	40	2734	0.49	0.00	47.34
pmed10	200	67	1255	0.70	0.00	103.15
pmed11	300	5	7696	0.00	0.00	0.00
pmed12	300	10	6634	0.00	0.00	0.00
pmed13	300	30	4374	0.19	0.00	56.49
pmed14	300	60	2968	0.25	0.03	257.02
pmed15	300	100	1729	0.57	0.23	506.87
pmed16	400	5	8162	0.03	0.00	2.06
pmed17	400	10	6999	0.05	0.00	22.40
pmed18	400	40	4809	0.17	0.04	298.88
pmed19	400	80	2845	0.34	0.18	806.80
pmed20	400	133	1789	0.64	0.00	1441.68
pmed21	500	5	9138	0.00	0.00	0.01
pmed22	500	10	8579	0.10	0.00	8.19
pmed23	500	50	4619	0.25	0.00	540.82
pmed24	500	100	2961	0.33	0.00	1710.14
pmed25	500	167	1828	0.89	0.49	3796.80
pmed26	600	5	9917	0.01	0.00	5.88
pmed27	600	10	8307	0.01	0.00	40.26
pmed28	600	60	4498	0.21	0.09	1355.67
pmed29	600	120	3033	0.47	0.10	3855.67
pmed30	600	200	1989	1.14	0.45	7684.67
pmed31	700	5	10086	0.00	0.00	30.43
pmed32	700	10	9297	0.03	0.00	81.40
pmed33	700	70	4700	0.19	0.04	2420.96
pmed34	700	140	3013	0.48	0.23	7037.18
pmed35	800	5	10400	0.23	0.00	23.37
pmed36	800	10	9934	0.14	0.00	76.30
pmed37	800	80	5057	0.16	0.08	4136.95
pmed38	900	5	11060	0.04	0.00	18.39
pmed39	900	10	9423	0.05	0.00	28.98
pmed40	900	90	5128	0.25	0.04	6525.34
Ulaşılan Optimum Sonuç Sayısı				6	28	
Optimumdan Ortalama Sapma				0.24	0.05	

Tablo 5 Meta Sezgisellerin ORLIB Problem Seti Sonuçlarının Karşılaştırılması

	PSO	SA	TS	GAMMA	GA
Optimuma Ulaşılan Problem Sayısı	28	26	22	39	28
Optimumdan Ortalama Sapma (%)	0.05	0.083	0.156	0.001	2.174

Diğer çözüm yöntemlerine ait sonuçlar minimum bağıl hata ölçütüne göre verildiği için karşılaştırma bu ölçüte göre yapılmıştır. Yapılan karşılaştırmaya göre PSO algoritması GAMMA sezgiselinden sonra en iyi sonucu veren ikinci algoritmadır. Burada GA ile optimum çözüme ulaşılan problem sayısında eşitlik söz konusu iken optimumdan sapma ortalaması dikkate alındığında PSO modelinin GA'ya göre daha iyi olduğu görülmektedir. Üzerinde durulabilecek önemli bir konu GAMMA sezgiselinin p-medyan problemine özel bir sezgisel iken, PSO, SA, TS ve GA'nın ise genel amaçlı meta sezgisel algoritmalar olduğudur.

6.3. P-medyan Problemi İçin Önerilen PSO Modelinin Galvao Problem Seti Sonuçları

Tablo 6'da PSO algoritması modelinin Galvao problem setine uygulanması ile elde edilen sonuçlar verilmiştir. Sonuçlardan minimum bağıl hata oranları dikkate alındığında 16 problemden 4'ünde optimum değere ulaşıldığı görülmektedir. Ortalama bağıl hata oranına göre sonuçları incelediğimizde ise yalnız 1'inci problemde optimum çözüme ulaşıldığı görülmektedir.

Tablo 6 PSO Modelinin Galvao Problem Seti İçin Performans Özeti

Problem	n	p	Optimum	Hata Oranı (%)		Çalışma Süresi (sn.)
				Ortalama	Minimum	
Galvao1	100	5	5703	0.00	0.00	0.001
Galvao2	100	10	4426	2.09	0.32	23.029
Galvao3	100	15	3893	1.35	0.00	27.458
Galvao4	100	20	3565	0.35	0.17	35.269
Galvao5	100	25	3291	0.40	0.03	41.197
Galvao6	100	30	3032	0.35	0.07	48.102
Galvao7	100	35	2784	0.47	0.18	55.215
Galvao8	100	40	2542	0.35	0.20	61.227
Galvao9	150	5	10839	0.12	0.00	8.460
Galvao10	150	15	7390	0.95	0.41	47.132
Galvao11	150	20	6454	1.95	0.00	58.167
Galvao12	150	25	5875	1.72	0.51	83.980
Galvao13	150	35	5192	0.64	0.13	130.558
Galvao14	150	45	4636	0.39	0.15	172.857
Galvao15	150	50	4374	0.45	0.18	194.428
Galvao16	150	60	3873	0.30	0.21	235.735
Ulaşılan Optimum Sonuç Sayısı				1	4	
Optimumdan Ortalama Sapma				0.74	0.16	

P-medyan probleminin çözümü için önerilen PSO algoritması modelinin Galvao problem seti sonuçları için son değerlendirme 16 problemin tamamı için yapılabilir. Bu çerçevede ortalama minimum bağıl hata %0.16, ortalama bağıl hataların ortalaması ise %0.74 olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 7 Galvao Problem Seti İçin GA ve PSO Sonuçlarının Karşılaştırılması

	PSO	GA
Optimuma Ulaşılan Problem Sayısı	4	9
Optimumdan Ortalama Sapma (%)	0.16	0.50

Algoritmanın uygulandığı diğer problem seti olan Galvao problem seti için literatürde sadece Alp ve arkadaşlarının yaptığı çalışma [7] olduğu için elde edilen sonuçlar bu çalışma ile karşılaştırılmıştır. Yukarıda Tablo 7 ile verilen karşılaştırma sonucunda optimum çözüme ulaşılan problem sayısında GA modeli 9 adet ile daha iyi sonuç verirken optimumdan ortalama sapmaya göre PSO algoritması modeli 0.16 yüzde ile daha iyi performans göstermiştir.

7. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada, NP-zor kombinatoriyal optimizasyon problemleri sınıfına giren ve kuruluş yeri seçim problemleri içinde önemli bir yer tutan p-medyan probleminin çözümünde sürü zekası temelli bir meta sezgisel olan PSO algoritması kullanılmıştır.

Çalışmanın konusu olan p-medyan problemlerinin çözümünde iki temel yaklaşım mevcuttur. Bunlardan birincisi kesin çözüm metotları iken ikinci yaklaşım yaklaşık çözüm metotlarıdır. Kesin çözüm yaklaşımları ile kabul edilebilir süreler içinde çözülebilecek problem boyutları oldukça sınırlıdır. Bu sebeple çalışmada yaklaşık çözüm metotları kategorisine giren meta sezgisel algoritmalarından birisi olan PSO algoritması kullanılmıştır.

Geliştirilen PSO algoritması modeli literatürde iyi bilinen ORLIB ve Galvao p-medyan test problemlerine 10 defa tekrar yapılarak uygulanmıştır. Çalışmada p-medyan kuruluş yeri seçim problemleri için önerilen modelin uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar temel olarak iki açıdan değerlendirilmiştir. Birinci değerlendirme ölçütü problemin optimum çözüme yakınsama başarısı iken ikinci ölçüt elde edilen çözüme ulaşmak için harcanan toplam zamandır. Meta sezgisel algoritmaların optimuma yakınsama başarıları ortalama bağıl hata ve minimum bağıl hata değerleri hesaplanarak incelenmiştir.

Uygulama sonuçları PSO algoritması modelinin p-medyan probleminin çözümünde oldukça iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Elde edilen sonuçlar ORLIB p-medyan test problemleri için yapılan diğer çalışmalar ile karşılaştırıldığında Rosing ve arkadaşlarının geliştirdiği GAMMA sezgiseli [29] dışındaki diğer yöntemlerden daha iyi sonuç verdiği açıkça görülmektedir. Sonuçlarda dikkat çeken bir nokta önerilen PSO algoritması modelinin problemdeki düğüm sayısından çok p, yani açılacak medyan tesis sayısından etkilenmekte olduğudur. Küçük p değerlerinde algoritma genellikle optimuma ulaşmakta, büyük p değerlerinde ise az da olsa optimumdan sapmalar ortaya çıkmaktadır.

Bu çalışmanın literatüre katkıları kısaca şöyle özetlenebilir. Standart PSO algoritması bizim bilgimize göre ayrık p-medyan problemine ilk kez uygulanmış ve diğer çözüm yöntemleri ile karşılaştırılmıştır.

Çalışmanın gelecekteki çalışma konuları ise şu şekilde özetlenebilir; öncelikle bu çalışmada kapasitesiz p-medyan kuruluş yeri seçimi problemi ele alınmış ve çözüm geliştirilmiştir. Gelecekte yapılacak çalışmalarda problemin kapasite kısıtlı olan hali üzerinde durulabilir. Ayrıca önerilen PSO algoritması modeli, literatürdeki başka test problemlere uygulanıp diğer algoritmalarla performansları karşılaştırılabilir. Son olarak ise, PSO algoritması modeli gerçek hayat problemleri üzerinde uygulanarak diğer yöntemlerle karşılaştırılabilir.

Kaynakça

- [1] R. Tavakkoli, E. Shayan, Facilities Layout Design by Genetic Algorithms. *Computers and Industrial Engineering*, 35, 3-4, 527-530 (1998).
- [2] M. Jamshidi, Median Location Problem, in *Facility Location: Concepts, Models, Algorithms and Case Studies* (R.Z. Farahani and M. Hekmatfar, Eds.), Physica-Verlag Heidelberg, 2009, p.177-191.
- [3] S.L. Hakimi, Optimum Location of Switching Centers and the Absolute Centers and Medians of a Graph. *Operations Research*, 12, 450-459 (1964).
- [4] M.S. Daskin, *Network and Discrete Location: Models, Algorithms and Applications*. John Wiley & Sons, Inc., New York, 1995, p.92-303.
- [5] J. Current, M.S. Daskin and D. Schilling, Discrete Network Location Model, in *Facility Location: Applications and Theory* (Z. Drezner and H.W. Hamacher, Eds.), Springer-Verlag, 2001, p.83-120.
- [6] D.R. Sule, *Logistics of Facility Location and Allocation*. Marcel Dekker, New York, US, 2001, p.173-220
- [7] O. Alp, E. Erkut, Z. Drezner, An Efficient Genetic Algorithm for the p-Median Problem. *Annals of Operations Research*, 122, 1-4, 21-42 (2004).
- [8] A.A. Kuehn, M.J. Hamburger, A Heuristic Program for Locating Warehouses. *Management Science*, 9, 4, 643-666 (1963).
- [9] A. Manne, Plant Location Under Economies of Scale Decentralization and computation. *Management Science*, 11, 213-235 (1964).
- [10] M. Balinski, Integer Programming, Methods, Uses and Computation. *Management Science*, 12, 253-313 (1965).
- [11] S.L. Hakimi, Optimum Distribution of Switching Centers in a Communication Network and Some Related Graph Theoretic Problems. *Operations Research*, 13, 462-475 (1965).
- [12] W. Pullan, A Population Based Hybrid Metaheuristic for the p-median Problem. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 76-82 (2008).
- [13] T. Küçükdeniz, *Sürü Zekası Optimizasyon Tekniği ve Tedarik Zinciri Yönetiminde Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, (2009).
- [14] G. Cornuejols, M.L. Fisher, G.L. Nemhauser, Location of Bank Accounts to Optimise Float: an Analytic Study of Exact and Approximate Algorithms. *Management Science*, 23, 789-810 (1977).
- [15] O. Kariv, S.L. Hakimi, An Algorithmic Approach to Network Location Problems. II: The p-medians. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 37, 3, 539-560 (1979).
- [16] C. ReVelle, R. Swain, Central Facilities Location. *Geographical Analysis*, 2, 30-42 (1970).
- [17] J. Kennedy, R.C. Eberhart, Particle swarm optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, USA, 1942-1948 (1995).
- [18] J. Kennedy, R.C. Eberhart, A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Optimization. Proceedings of the Conference on Systems Man and Cybernetics SMC97, 4104-4109 (1997).

- [19] Y. Shi, R.C. Eberhart, A Modified Particle Swarm Optimizer. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE Press, Piscataway, NJ, 1998, p. 69-73.
- [20] Y. Shi, R.C. Eberhart, Parameter Selection in Particle Swarm Optimization. Evolutionary Programming VII: Proc. EP 98, Springer-Verlag, New York, 1998, p.591-600.
- [21] J. Kennedy, R.C. Eberhart, Y. Shi, *Swarm Intelligence*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, USA, 2001, p. 287-323.
- [22] M. Şevkli, M. Yenisey, Atölye Tipi Çizelgeleme Problemleri İçin Parçacık Sürü Optimizasyonu Yöntemi. *İTÜ Dergisi*, 5, 2, 58-68 (2006).
- [23] R.C. Eberhart, Y. Shi, Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources. Proceedings on Evolutionary Computation Congress, Seoul, South Korea, 81-86 (2001).
- [24] M.F. Taşgetiren, Y.C. Liang, M. Şevkli, G. Gençyılmaz, A Particle Swarm Optimization Algorithm for Makespan and Total Flowtime Minimization in The Permutation Flowshop Sequencing Problem. *European Journal of Operational Research*, 177, 3, 1930-1947 (2007).
- [25] M. Şevkli, A.R. Güner, A Continuous Particle Swarm Optimization Algorithm for Uncapacitated Facility Location Problem. in *Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence* (M. Dorigo et.al. Eds.), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Vol. 4150, 2006, p.316-323.
- [26] J.E. Beasley, A Note on Solving Large p-Median Problems. *European Journal of Operational Research*, 21, 270-273 (1985).
- [27] R.D. Galvão, C. ReVelle, A Lagrangean Heuristic for the Maximal Covering Location Problem. *European Journal of Operations Research*, 88, 114-123 (1996).
- [28] F. Chiyoshi, R.D. Galvão, A Statistical Analysis of Simulated Annealing Applied to the p-Median Problem. *Annals of Operations Research*, 96, 61-74 (2000).
- [29] K.E. Rosing, C.S. ReVelle, D.A. Schilling, A Gamma Heuristic for the p-Median Problem. *European Journal of Operational Research*, 117, 522-532 (1999).
- [30] M. Maroszekz, C. Rettig, *A Tabu Search for the p-Median Problem*. Technical Report, Institute of Information Systems, School of Business, University of Hamburg, (2008).