

KUADRATİK ATAMA PROBLEMİNE YENİ BİR MELEZ KARINCA KOLONİSİ OPTİMİZASYON ALGORİTMASI ÖNERİSİ*

Osman PALA¹

ÖZ

Günümüzde işletmeler çok farklı tiplerde karar problemleri ile uğraşmak durumundadırlar. Kuadratik atama problemi ise işletmelerin karşılaştıkları bu tip problemlerin birçoğu için model olarak kullanılabilir. Problem, aralarında iş akışı bulunan aktivite merkezlerinin lokasyonlara yerleştirilmesi olarak ifade edilebilmektedir. Problemin modelinde doğrusal olmayan fonksiyonlar ve tam sayılı değişkenler bulunması sebebiyle çözümünde yaklaşık iyi çözümler üreten sezgisel yaklaşımlar çoğunlukla tercih edilmektedir. Çalışma kapsamında, kuadratik atama problemi için Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması ile yerel arama birleşiminden yeni bir melez sezgisel algoritma geliştirilmiştir. Önerilen yaklaşım, farklı yerel arama metodları ile hibritleştirilmiş algoritmalarla ve klasik sezgisel yaklaşımla kuadratik atama probleminin çözümünde örnek problemler üzerinden kıyaslanmıştır. Yöntemlerden elde edilen çözüm değerlerine göre önerilen yaklaşımın çözüm performansının etkili olduğu görülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması, Kuadratik Atama Problemi, Yerel Arama, Komşuluk Fonksiyonları

PROPOSAL OF A NEW HYBRID ANT COLONY OPTIMIZATION ALGORITHM FOR QUADRATIC ASSIGNMENT PROBLEM

ABSTRACT

Today, businesses have to deal with many different types of decision problems. The quadratic assignment problem can be used as a model for many of these problems faced by businesses. The problem can be expressed as locating activity centers which they have work flow between each other. Because there are nonlinear functions and integer variables in the model of the problem, heuristic approaches that produce approximate good solutions are often preferred. Within the scope of the study, a new hybrid heuristic algorithm has been developed from the combination of Ant Colony Optimization Algorithm and local search for the quadratic assignment problem. The proposed approach has been compared over sample problems in solving the quadratic assignment problem with algorithms hybridized with different local search methods and classical heuristic approach. According to the solution values obtained from the methods, the solution performance of the proposed approach is seen to be effective.

Keywords: Ant Colony Optimization Algorithm, Quadratic Assignment Problem, Local Search, Neighbourhood Functions

Giriş

Önemli bir karar problemi olan Kuadratik Atama Problemi (KAP) farklı türde birçok gerçek hayat probleminin ele alınmasında başvurulan temel bir matematiksel modele sahiptir. Bu tip problemlerin en sık karşılaşılanlarından biri de işletmelere dair tesis

¹ Arş. Gör. Dr., Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi İ.İ.B.F. Ekonometri Bölümü osmanpala@kmu.edu.tr
ORCID: 0000-0002-2634-2653.

* Bu çalışma, 25-29 Ekim 2019 tarihleri arasında Antalya, Türkiye’de düzenlenen “VI. Uluslararası Stratejik Araştırmalar Kongresi (İSRC2019)” konulu bilimsel etkinlikte sunulan bildirinin gözden geçirilmiş, genişletilmiş ve yeniden düzenlenmiş halidir.

Received/Geliş: 12/12/2019 Accepted/Kabul: 23/11/2020, Research Article/Araştırma Makalesi

Cite as/Alıntı: Pala, O. (2020), “Kuadratik Atama Problemine Yeni Bir Melez Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması Önerisi”, Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, cilt 29, sayı 4, s.21-32.

yerleşim problemi olarak bilinmektedir. Tesis yerleşiminde eşit miktarda tesis ve lokasyon için tesislerin lokasyona yerleşimi, her bir lokasyonun birbirlerine uzaklığı ve bu lokasyonlara atanan her bir tesisin arasındaki akışa göre şekillenmektedir. Probleme hedeflenen, uzaklık ve iş yükü miktarlarına göre tüm tesisler arası etkileşimin en az maliyetle tamamlanmasıdır. Abdel-Basset vd. (2018) tarafından KAP'a dair detaylı literatür incelemesinde modelin farklı varyasyonları ve bunların çözümünde kullanılan algoritmaların üzerinde durulmuştur. Problemin boyutları büyüdüğünde, çözümün klasik en iyi çözüm veren yöntemlerle mümkün olmaması sebebiyle çözümde genellikle optimuma yakınsayan sezgisel algoritmaların kullanıldığını ifade etmişlerdir.

KAP'ın çözümünde kullanılan sezgisel algoritmalarla bakıldığında; Taillard (1991) çalışmasında problemi dayanıklı tabu arama algoritması adını verdiği sezgisel yaklaşım ile çözmüştür. Daha az kompleks yapı ve parametre kullanımı yardımıyla ortaya koyduğu paralelleştirme yaklaşımıyla test problemlerinde etkin çözüm elde etmiştir. Tate ve Smith (1996) önerdikleri probleme özgü genetik algoritma yaklaşımı ile örnek problemlerde literatürde yer alan diğer yöntemlerle yarışabilen bir model sunmuşlardır. Çalışmalarında yöntemlere dair farklı parametre değerleri kullanarak yaklaşımı detaylı bir şekilde araştırmışlardır. Peng vd. (1996) benzetilmiş tavlama yöntemi ile KAP test örneklerini çözmüşlerdir. Sonuçların en az diğer sezgiseller ile elde edilen çözüm değerleri kadar iyi bulunduğu ifade edilmiştir. Gambardella vd. (1999) problemin çözümünde Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması (KKOA) ile yerel aramayı bir arada kullanarak melez bir sezgisel yaklaşımı kullanmışlardır. Önerdikleri yaklaşım olan yerel aramada, feromonların miktarlarına göre çözümlerin geliştirilmesi amaçlanmaktayken belirli bir zaman diliminde daha iyi sonuç elde edilemediğinde feromonlar ilk düzeylerine çekilmektedir. Maniezzo ve Colomi (1999) KKOA'da görünürlüğün sayısal hesaplamasında farklı bir yöntem önerdikleri çalışmada KAP test problemlerinde klasik yaklaşımlardan daha iyi sonuç elde etmişlerdir. Ahuja vd. (2000) çalışmalarında KAP'a özel önerdikleri genetik algoritma yönteminde rassallığa dayalı başlangıç çözümleri üretme, yeni bir çaprazlama yaklaşımı, çeşitliliği artıran göç mekanizması, popülasyonun bir kısmına periyodik yerel arama uygulaması ve turnuva seçim yaklaşımlarıyla çeşitliliği ve iyi çözümlere yönelimi birlikte gözetmişler ve çok sayıda test örneğinde bilinen en iyi çözümlere ulaşabilmişlerdir. Stützle ve Hoos (2000) önerdikleri karınca sistemi algoritması ile feromon miktarları için alt ve üst sınır koyarak problemi çözmüşlerdir. Görünürlük matrisi kullanımının KAP özelinde iyi etki yaratmadığını ifade ettikleri çalışmada test problemlerinde önerinin etkinliğini göstermişlerdir. Talbi vd. (2001) tarafından yapılan çalışmada paralel KKOA ile problemin çözümü için yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Ayrıca tabu yerel arama metodu ile güçlendirilmiş yaklaşımın test problemlerinde yüksek başarımler elde ettiği ifade edilmiştir. Tseng ve Liang (2006) problemin çözümü için KKOA, genetik algoritma ve yerel aramayı birleştirdikleri yeni bir melez sezgisel algoritma önermişlerdir. Algoritmalar arası geri bildirimlerle bağlantı kurarak önerdikleri yaklaşım ile test problemlerinde yüksek oranda başarı kaydedtiklerini ifade etmişlerdir. Demirel ve Toksan (2006) tarafından yapılan çalışmada önerdikleri melez sezgisel algoritmada KKOA ile benzetilmiş tavlama yöntemlerini bir arada kullanılarak probleme özgü yeni bir yöntem önerilmiştir. Örnek problemlerin çözümüyle, geliştirilen yöntemin başarısı gözler önüne serilmiştir. Liu vd. (2007) tarafından yapılan çalışmada KAP'a parçacık sürü

optimizasyonu algoritması uyarlanmıştır. Algoritmayı bulanık matris yapıları ile problemin yapısına uygun hâle getirdikleri çalışmada, test problemlerinin önerilen yöntemle yüksek başarımla ile çözüldüğü belirtilmiştir. Duman vd. (2012) tarafından ilk kez ortaya atılan göçmen kuşlar algoritmasının performansı KAP örneklerinde test edilmiştir. Analizler sonucunda ortaya atılan yaklaşımın birçok sezgisel algoritmadan daha iyi çözümler üretebildiği ifade edilmiştir. Dokeroglu (2015) melez öğretim öğrenme tabanlı optimizasyon algoritmasını KAP'ın çözümünde önermiştir. Önerilen yaklaşımla ilk önce öğretmen tarafından eğitim ve sonrasında öğrenciler arası etkileşimle eğitim metaforu kullanılmıştır. Ayrıca tabu arama algoritmasında da faydalanılan yöntem KAP örnek problemlerinde başarılı çözümler üretmiştir. Samanta vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada modifiye edilmiş yapay arı kolonisi KAP'a uyarlanmıştır. Önerilen yaklaşımda ayrıca komşuluk üreten yerel arama yöntemlerinden faydalanılarak test problemleri etkin bir şekilde çözülmüştür. Pradeepmon vd. (2018) KAP'ın çözümünde modifiye edilmiş ayrık parçacık sürü optimizasyonunu kullanmışlardır. Parçacık sürü optimizasyonundaki pozisyon güncelleme yaklaşımı yerine olası pozisyonları tespit edip bunlardan birini seçmeye yönelik yaklaşımı önermişlerdir. Önerilen yaklaşımın bilinen sezgisellerle benzer performansa sahip olduğu ifade edilmiştir. Dorigo ve Stützle (2019) tarafından yapılan inceleme çalışmasında ise KKOA'nın KAP için ürettiği çözümlerin yüksek başarıya sahip olduğu ifade edilmiştir. Çalışmada özellikle yerel arama yaklaşımlarıyla birlikte kullanılan KKOA'nın performansının belirgin şekilde iyileştiğinin altı çizilmiştir. Öte yandan problemin olası çözümü bir tur dizilimi olması sebebiyle tur oluşturan KKOA'nın probleme uyumunun oldukça yüksek olduğu ifade edilmiştir.

Çalışma kapsamında KAP'a dair etkin çözümler üretebilen yeni bir melez KKOA algoritması önerilmiştir. Önerilen yöntemde 3-opt komşuluk arama yaklaşımından oluşan bir yerel arama yaklaşımıyla KKOA hibritleştirilmiştir. Değişik tipte komşuluk oluşturma yaklaşımlarına göre arama yapan yerel arama yaklaşımlarıyla önerilen metodun karşılaştırılması örnek problemler üzerinden yapılmıştır. Ele alınan problemler ise Burkard vd. (1996) tarafından önerilen QAPLIB adlı veri deposundan temin edilmiştir.

Kuadratik Atama Matematiksel Modeli

Koopmans ve Beckmann'ın (1957) yaptıkları çalışmada atama problemlerini incelemişler ve iktisadi aktivitelerin lokasyonlarını ele alarak ilk defa KAP modeli ortaya atmışlardır. Maniezzo ve Colomi (1999) ise probleme ait modeli Eşitlik 1-4 ile ifade etmişlerdir. Modelde yer alan parametre ve değişkenlere dair açıklamalar ise Tablo 1'deki gibidir. Burada, amaçlanan minimum taşıma maliyetiyle tüm akışın sağlanmasıdır.

$$\text{Min } Z = \sum_{i,j=1}^n \sum_{h,k=1}^n u_{ih} \cdot a_{jk} \cdot x_{ij} \cdot x_{hk} \quad (1)$$

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

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

$$x_{ij} \in (0,1) \quad (i, j = 1, \dots, n) \quad (4)$$

Tablo 1. KAP Matematiksel Modelindeki Değişkenler

n	Problemdaki lokasyon ve aktivite merkezi adeti
u_{ih}	Lokasyon i ile lokasyon h arası mesafe
x_{ij}	Lokasyon i'ye aktivite merkezi j'nin atanma durumu
x_{hk}	Lokasyon h'ye aktivite merkezi k'nın atanma durumu
a_{jk}	Aktivite merkezi j'den aktivite merkezi k'ya akış miktarı

Melez Karınca Kolonisi Optimizasyonu Yaklaşımı

Dorigo'nun (1992) çalışmasıyla sezgisel algoritma literatürüne kazandırılan ve genel olarak KKOA şeklinde adlandırılan yaklaşım, karınca kolonilerinin habitatlarında buldukları yiyecekleri en kısa sürede kolonilerine taşıma çabalarından esinlenmiştir. Doğada alternatif yollara giden karıncalar koku partikülü olan feromonları yürüdükleri yerlere bırakmakta ve diğer karıncalar da yol tercihi yaparken bu koku partiküllerinin yoğun olduğu görece az süren yolları daha sıklıkla seçmektedir. Belirli bir noktadan sonra tüm karıncalar optimum olan yola yönelmeye başlamaktadır. KAP'a özel uyarlanmış olan melez KKOA'da öncelikle ilk lokasyona bir aktivite merkezi yerleştirilmekte ve sonrasında sırasıyla lokasyonlara diğer kalan aktivite merkezleri yerleştirilmektedir. Buna göre bir sonraki lokasyona hangi aktivite merkezinin atanacağı konusunda seçim yapılmaktadır.

Karıncaların, her bir yeni lokasyon için seçeceği aktivite merkezi, Eşitlik 5'te yer alan olasılık hesabına göre yapılmaktadır (Stützle ve Hoos, 2000, s. 892). Çalışma kapsamında da bu yaklaşıma göre seçim gerçekleştirilmiştir. Eşitlik 5'teki parametrelerin açıklamaları Tablo 2'deki gibidir.

$$P_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} \quad \text{eğer } j \in N_i^k \quad (5)$$

Tablo 2. Eşitlik 5'te Bulunan Parametreler ve Açıklamaları

$j \in N_i^k$ $j \in N_i^k$	i. aktivite merkezindeki karınca k'nın atanabileceği herhangi bir j. aktivite merkezi
$l \in N_i^k$	i. aktivite merkezindeki karınca k'nın atanabileceği tüm olası l aktivite merkezleri
P_{ij}^k	Karınca k'nın i. aktivite merkezinden j. aktivite merkezine geçiş olasılığı
τ_{ij}	i ve j aktivite merkezleri arasındaki feromon miktarı
η_{ij}	i ve j aktivite merkezleri arasındaki görünürlük değeri (uzaklık değerinin tersi)
α	Feromon gücü katsayısı
β	Görünürlük gücü katsayısı
N	Aktivite merkezlerinin kümesi

Karıncların tamamının turu bittiğinde aktivite merkezleri geçişleri arası feromonlar Eşitlik 6'daki gibi yeniden belirlenmektedir (Stützle ve Hoos, 2000, s. 892).

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (6)$$

Eşitlik 6'da $(1-\rho)$ feromonların buharlaşıp yok olma oranırken karınca k tarafından i ve j aktivite merkezleri geçişi arasına bırakılan partikül miktarıysa $\Delta \tau_{ij}^k$ ile ifade edilmekte ve Eşitlik 7'de olduğu gibi belirlenmektedir. Eşitlik 7'de bulunan L_k ifadesi karınca k'ya ait olan tur uzunluğu veya bir başka adla toplam maliyettir.

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{1}{L_k} & \text{eğer i-j aktiviteleri arası geçiş olduysa} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (7)$$

Çalışma kapsamında Stützle ve Hoos'un da (2000) önerdiği şekilde, aktivite merkezleri geçişi arasındaki feromon iz miktarlarının belirli alt ve üst değerler arasında kalması prensibi uygulanırken ayrıca sadece ilgili turda bulunan en kısa yola feromon güncelleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Öte yandan her on turda bir, turun en kısası yerine optimizasyon süreci boyunca bulunmuş olan en kısa yola feromon güncellemesi yapılmıştır.

KAP için örnek tur gösterimi ise Tablo 3'teki gibidir. Buna göre ikinci lokasyona üçüncü aktivite merkezi atanırken, beşinci lokasyona beşinci aktivite merkezi atanmıştır.

Burada sıralama lokasyonu, rakamlar ise aktivite merkezlerini ifade etmektedir. O halde lokasyonlar her zaman küçükten büyüğe sıralanırken aktivite merkezleri bu lokasyonlara yerleşmektedir.

Tablo 3. KAP İçin Örnek Tur

Örnek Tur	1	<u>3</u>	4	2	<u>5</u>
-----------	---	----------	---	---	----------

Çalışmada Stütze ve Hoos'un (2000) önerisi olan ve probleme özgü görünürlük matrisi için eş değerlerin kullanıldığı klasik yaklaşım KKOA olarak adlandırılmıştır.

Çalışma kapsamında kullanılan ve önerilen toplamda beş tip yerel arama yöntemi olmuştur. Yöntemlerden üçü, Jahed ve Rahbari'nin (2017) probleme özgü önerdiği komşuluk oluşturma yaklaşımları olup, yer değiştirme, tersine döndürme, araya sokma şeklinde adlandırılmaktadır. Dördüncü yaklaşım ise ilk üç yöntemi rassal olarak kullanan karma yaklaşım olurken çalışmada ayrıca Johnson ve McGeoch (1997) tarafından KAP'a benzer tipte tur oluşturan bir problem türü olan gezgin satıcı problemi için önerilen, 3-opt yaklaşımı yerel aramada kullanılmıştır.

Tablo 4'te yer değiştirme ile nasıl komşuluk oluşturulduğu ifade edilmiştir. Burada 2. ve 5. aktivite merkezleri buldukları lokasyonlarını değiştirmektedirler.

Tablo 4. Yer Değiştirme ile Komşuluk Geliştirme

Eski Tur	1	<u>2</u>	3	4	<u>5</u>
Yeni Tur	1	<u>5</u>	3	4	<u>2</u>

Tablo 5'teyse komşuluk üretmede tersine döndürme yaklaşımının işleyişi aktarılmıştır. Burada belirlenmiş olan başlangıç ve bitiş yerlerine göre arada kalan tüm rakamlar tersine döndürülerek yeni tur oluşturulmuştur.

Tablo 5. Tersine Döndürme ile Komşuluk Geliştirme

Eski Tur	1	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>4</u>	<u>5</u>
Yeni Tur	1	<u>5</u>	<u>4</u>	<u>3</u>	<u>2</u>

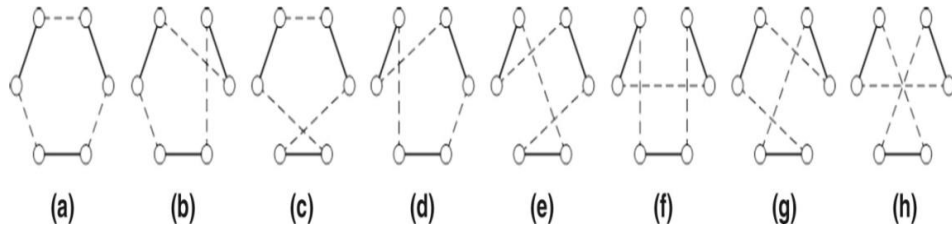
Tablo 6'da ise komşuluk üretmede araya sokma yaklaşımının işleyişi aktarılmıştır. Burada 2. aktivite merkezi 3. aktivite merkezi sonrası gelecek şekilde araya sokulmaktadır. Buna göre 3 ve 2 arka arkaya olacak biçimde yeni tur oluşturulmaktadır.

Tablo 6. Araya Sokma ile Komşuluk Geliştirme

Eski Tur	1		<u>2</u>	<u>3</u>	4	5
Yeni Tur	1		<u>3</u>	<u>2</u>	4	5

Çalışma dâhilinde kullanılan dördüncü yerel arama yaklaşımı ise komşuluk üretme yaklaşımlarını her bir turda rassal bir şekilde tercih eden ve buna göre yerel arama gerçekleştiren karma yaklaşımdır.

Çalışmada kullanılan 3-opt yerel arama yaklaşımında lokasyonlar arasındaki üç bağlantının silinerek tüm lokasyonların toplamda üç ayrı gruba ayrılması ve sonrasında farklı şekillerde bu grupların birleştirilmesine dayanmaktadır. Şekil 1’de 3-opt yaklaşımı ile mevcut çözümdeki lokasyonların kesikli çizgilerle gruplara ayrılması ve sonrasında farklı şekillerde grupların birleşerek yeni komşulukların nasıl üretildiği bulunmaktadır.



Şekil 1. 3-Opt Komşuluk Oluşturma

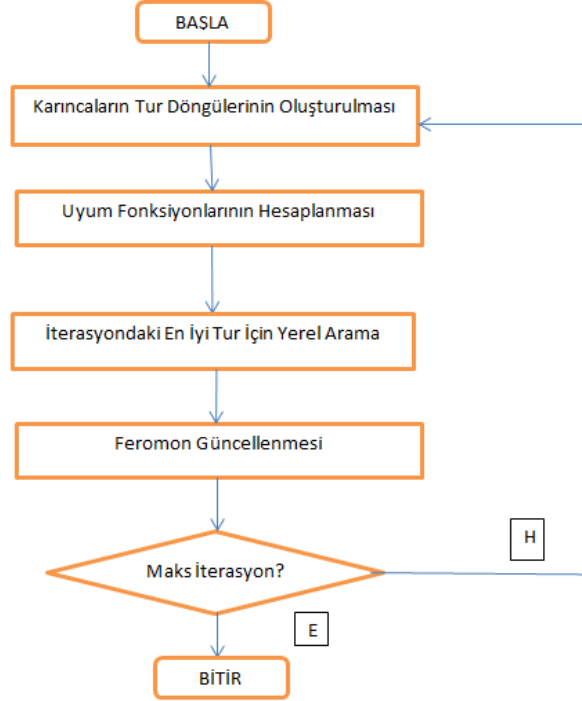
Kaynak: (Gülcü vd., 2018, s. 1672).

Yerel aramanın, algoritmanın çalışma zamanını anlamlı şekilde etkilememesi ve bu şekilde uygulanması yeterli görülmesi nedeniyle her bir tur sonunda ilgili tura ait en kısa tur için yerel arama uygulanmıştır. Her bir iterasyonda, n adet aktivite merkezinin bulunduğu problem için tüm yerel aramalarda $n*(n-1)/2$ kadar yeni tur oluşturulmaktadır. Çalışmada yer alan melez yaklaşımların tamamı Tablo 7’deki gibidir. Buna göre melez KKOA yaklaşımlarında hangi yerel arama yaklaşımının bulunduğu görülmektedir.

Tablo 7. Melez KKOA Modelleri ve Yerel Arama Yaklaşımları

	Yer Değiştirme	Tersine Döndürme	Araya Sokma	Karma Komşuluk	3-opt
YA1KKOA	+				
YA2KKOA		+			
YA3KKOA			+		
YA4KKOA				+	
YA5KKOA					+

Çalışmada kullanılan algoritmalara dair akış çizelgesi Şekil 2’deki gibi gerçekleşmiştir. Algoritmalarda öncelikle karıncaların turları oluşturulmakta ve sonrasında Eşitlik 1’deki amaç fonksiyonu, uyum fonksiyonu olarak kullanılarak en iyi sonuca sahip tur belirlenmektedir. Sonrasında ise iterasyondaki en iyi turun yerel arama ile komşulukları aranmaktadır. Daha iyi bir tur bulunduğu takdirde, yerel arama ile bulunan tur, iterasyondaki turla yer değiştirmektedir. En son olarak ise feromon miktarları güncellenmektedir. Algoritma maksimum iterasyon sayısı sağlandığında sonlandırılmaktadır.



Şekil 2. Melez KKAO Akış Çizelgesi

Bulgular

Çalışma kapsamında QAPLIB'ten temin edilen Nug12, Tai20a, Tai25a, Nug25, Tai30a ve Tai35a adlı altı adet KAP örneği kullanılmıştır. Problemlerdeki sayısal değerler problemde bulunan lokasyon sayısını ifade etmektedir. Algoritmalarda kullanılan parametre değerlerinden karınca adeti, ortalama her bir lokasyona bir adet karınca gelecek şekilde ve sıklıkla KKAO'da tercih edildiği biçimde lokasyon sayısına eşit olarak belirlenmiştir. Feromon partikülü buharlaşma yüzdesi, feromon partikülü katsayısı ve görünürlük matrisi katsayısı Stützle ve Hoos'da (2000) olduğu gibi sırasıyla %20, 1 ve 1 olarak çalışmada kullanılmıştır. Algoritma denemeler sonucu 100.n iterasyon sonunda durdurulmaktadır. Yöntemlerin tamamı MATLAB programlama dilinde yazılmış ve aynı ortamda çalıştırılarak sonuçlar elde edilmiştir.

Algoritmaların otuz defa çalıştırılması ile elde edilen ve tüm problemlere ait olan sonuç değerleri Tablo 8'deki gibidir. Problem adının altındaki, parantez içindeki değerler ilgili probleme ait bilinen en iyi değeri ifade ederken, sonuç değerlerindeki en iyi değer, sapma ve ortalama ifadeleri ise sırasıyla ilgili algoritma ile bulunan en iyi değer, bilinen en iyi değerden sapma yüzdesi ve 30 kez çalıştırılan algoritmaların ortalama sonuç değerlerini belirtmektedir. Problemlerden elde edilen sonuçlara bakıldığında, melez KKAO'ların tamamı klasik KKAO'ya göre hem en iyi değeri bulma hem de ortalama değerler açısından daha iyi sonuç vermektedir. Ayrıca yer değiştirmeye dayalı

YA1KKOA, karma yaklaşım YA4KKOA ve önerilen YA5KKOA diğer melez yöntemler olan YA2KKOA ve YA3KKOA'ya göre başarı açısından daha çok öne çıkmıştır. Nug12 problemi için bilinen en iyi değeri YA1KKOA, YA4KKOA ve önerilen YA5KKOA algoritmaları elde ederken, ortalama değer açısından YA5KKOA algoritması en yüksek başarıya sahip olmuştur. YA5KKOA algoritması toplamda, 3 adet problem için algoritmalar arasında en iyi değer bulmada ve ortalama değerinde en yüksek başarıya sahipken, YA1KKOA 2 adet problem için en iyi değeri elde etmede ve 3 adet problemde ise ortalama değer açısından önde gelmektedir. Son olarak YA4KKOA ise 3 adet problemde algoritmalar arasında en iyi sonuca ulaşabilirken, ortalama değerler bakımından öne çıkamamıştır. Diğer algoritmalara bakıldığında ise herhangi bir problem için daha iyi sonuç elde edememişlerdir.

Tablo 8. KAP Örnekleri Algoritma Çözüm Sonuçları

Problem Adı	Sonuç Değerleri	KKOA	YA1KKOA	YA2KKOA	YA3KKOA	YA4KKOA	YA5KKOA
nug12 (578)	En İyi	590	578	582	582	578	578
	Sapma	2%	0%	0.70%	0.70%	0%	0%
	Ortalama	612.8	587.4	593.47	598.6	588.67	585.8
tao20a (703482)	En İyi	743954	733142	738902	745806	734672	729234
	Sapma	5.75%	4.22%	5.03%	6.02%	4.43%	3.66%
	Ortalama	769530	744970	756550	759270	752830	750834
tao25a (1167256)	En İyi	1232474	1229132	1243576	1238330	1227602	1238690
	Sapma	5.59%	5.30%	6.54%	6.09%	5.17%	6.12%
	Ortalama	1275700	1246500	1260500	1262300	1254000	1251300
nug25 (3744)	En İyi	3978	3878	3938	3924	3936	3860
	Sapma	6.25%	3.58%	5.18%	4.81%	5.13%	3.10%
	Ortalama	4106.1	3991.4	4028.5	4045	4021.3	3976
tao30a (1818146)	En İyi	1958412	1916042	1936114	1947240	1927244	1925872
	Sapma	7.71%	5.38%	6.49%	7.10%	6.00%	5.93%
	Ortalama	1981700	1949600	1960300	1965900	1955000	1951100
tao35a (2422002)	En İyi	2606946	2582398	2607788	2593752	2574860	2582558
	Sapma	7.64%	6.62%	7.67%	7.09%	6.31%	6.63%
	Ortalama	2650600	2617700	2629100	2634000	2620200	2613300

Çalışmada önerilen YA5KKOA, başarı açısından diğer algoritmalara nazaran biraz daha öne çıkmıştır. Bunun nedeni olarak algoritmanın barındırdığı 3-opt yeni

komşuluk üretme yaklaşımlarında hem ikili hem de üçlü değişikliklerin bulunması ve bu sayede daha farklı çözüm alanlarını tarayabilmesi olduğu düşünülmektedir.

Sonuç ve Tartışma

Birçok işletmenin ve kurumun devamlı karşılaştıkları karar verme problemlerinin önemli bir kısmına temel teşkil eden ve bir atama problemi tipi olan KAP'ın etkin çözümü ile yüksek maliyetlerden kaçınılabilmektedir. Rekabetin arttığı günümüzde işletmeler her türlü problemin yüksek başarıyla çözümüne daha fazla ihtiyaç duymaktadır. KAP'ın klasik matematiksel metotlar ile çözümü problemin boyutu büyüdüğünde imkânsızlaşmakta ve bu nedenle sezgisel yaklaşımlara başvurulmaktadır.

Çalışmada ele alınan tur geliştirmeye dayalı sezgisel metot KKO A, karıncaların en kısa yolu bulan toplulukça hareket etme davranışını esas almaktadır. Öte yandan sezgisel algoritmaları yerel arama anlayışı ile birleştirmek algoritmaların performanslarını artırabilen bir yaklaşım olarak bilinmektedir. Çalışma kapsamında KKO A ve farklı yerel arama yaklaşımları birleştirilerek melez KKO A yöntemleri oluşturulmuştur. Örnek problemlerin çözümü ile beş farklı melez KKO A'nun tamamının klasik KKO A'ya göre çok daha iyi sonuçlar ürettiği görülmüştür. Ayrıca farklı komşuluk oluşturma biçimleri barındıran ve çalışma dâhilinde önerilen 3-opt yöntemle oluşturulan YA5KKO A yaklaşımı KAP örneklerinde en az diğer melez yaklaşımlar kadar başarılı çözümler üreterek etkinliğini ortaya koymuştur. Öte yandan KKO A algoritmasında probleme özgü geliştirmeler ile algoritmanın performansının KAP için daha da artacağı düşünülmektedir. Bu çalışmanın KAP için KKO A'da kullanılacak yerel arama yaklaşımlarının karşılaştırılması ve yerel aramanın uygulanışı bakımından literatüre özgün katkı sağladığı düşünülmektedir.

Kaynaklar

- Abdel-Basset, M., Manogaran, G., Rashad, H., Zaided, A. N. H. (2018). A comprehensive review of quadratic assignment problem: variants, hybrids and applications. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, s. 1-24. Doi: 10.1007/s12652-018-0917-x
- Ahuja, R. K., Orlin, J. B., Tiwari, A. (2000). A greedy genetic algorithm for the quadratic assignment problem. *Computers & Operations Research*, 27(10), 917-934.
- Burkard, R. E., Karisch, S. E., Rendl, F. (1997). QAPLIB—a quadratic assignment problem library. *Journal of Global optimization*, 10(4), 391-403.
- Demirel, N. Ç., Toksarı, M. D. (2006). Optimization of the quadratic assignment problem using an ant colony algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 183(1), 427-435.
- Dokeroglu, T. (2015). Hybrid teaching–learning-based optimization algorithms for the Quadratic Assignment Problem. *Computers & Industrial Engineering*, 85, 86-101.

- Dorigo, M. (1992). Optimization, learning and natural algorithms. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy.
- Dorigo, M., Stützle, T. (2019). Ant colony optimization: overview and recent advances. In Handbook of metaheuristics (pp. 311-351). Springer, Cham.
- Duman, E., Uysal, M., Alkaya, A. F. (2012). Migrating Birds Optimization: A new metaheuristic approach and its performance on quadratic assignment problem. *Information Sciences*, 217, 65-77.
- Gambardella, L. M., Taillard, É. D., Dorigo, M. (1999). Ant colonies for the quadratic assignment problem. *Journal of the operational research society*, 50(2), 167-176.
- Jahed, A. Rahbari, M. (2017). Comparison of Three Neighbor Generation Structures by Simulated Annealing Method to Solve Quadratic Assignment Problem. 10th International Conference of Iranian Operations Research Society (ICIORS 2017), University of Mazandaran, May 2017, Babolsar, Iran.
- Koopmans, T. C., Beckmann, M. (1957). Assignment problems and the location of economic activities. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 53-76.
- Liu, H., Abraham, A., Zhang, J. (2007). A particle swarm approach to quadratic assignment problems. In Soft computing in industrial applications (pp. 213-222). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Maniezzo, V., Colomi, A. (1999). The ant system applied to the quadratic assignment problem. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 11(5), 769-778.
- Peng, T., Huanchen, W., Dongme, Z. (1996). Simulated annealing for the quadratic assignment problem: A further study. *Computers & industrial engineering*, 31(3-4), 925-928.
- Pradeepmon, T., Sridharan, R., Panicker, V. (2018). Development of modified discrete particle swarm optimization algorithm for quadratic assignment problems. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(4), 491-508.
- Samanta, S., Philip, D., Chakraborty, S. (2018). Bi-objective dependent location quadratic assignment problem: Formulation and solution using a modified artificial bee colony algorithm. *Computers & Industrial Engineering*, 121, 8-26.
- Stützle, T., Hoos, H. H. (2000). MAX-MIN ant system. *Future generation computer systems*, 16(8), 889-914.

Ç.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt 29, Sayı 4, 2020, Sayfa 21-32

Taillard, É. (1991). Robust taboo search for the quadratic assignment problem. *Parallel computing*, 17(4-5), 443-455.