

## PAPER DETAILS

TITLE: KARESEL ATAMA PROBLEMİ İÇİN BULANIK ADAPTİF ÇAPRAZLAMALI GENETİK  
ALGORITMA ÖNERİSİ

AUTHORS: Osman PALA

PAGES: 22-35

ORIGINAL PDF URL: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/1179209>

# KARESEL ATAMA PROBLEMİ İÇİN BULANIK ADAPTİF ÇAPRAZLAMALI GENETİK ALGORİTMA ÖNERİSİ\*

Osman PALA<sup>1</sup>

**Atıf/©:** Pala, O. (2020). Karesel atama problemi için bulanık adaptif çaprazlamalı genetik algoritma önerisi. *Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 13(1), 22-35. doi: 10.17218.hititsosbil.650655

**Özet:** Karesel atama problemi çok farklı alanlarda farklı tipleriyle karşılaşılabilen bir problem türüdür. Birbiri arasında akış olan faaliyet noktalarının birbiri arasında belirli mesafe olan lokasyonlara atanmasına dayanan ve akış ile mesafenin birlikte ele alınması gereken problemin, klasik çözüm yöntemleri ile çözümü oldukça zor olmakta ve çoğunlukla sezgisel algoritmalar ile uygun çözümler elde edilebilmektedir. Çok sık kullanılan sezgisel algoritmalarından biri ise Genetik Algoritma'dır. Genetik Algoritma rassallık içeren prosedürlere sahip, canlıların evrimini taklit eden oldukça başarılı bir yöntemdir. Algoritmanın en önemli prosedürlerinden bir tanesi ise çaprazlama işlemidir. Karesel atama problemi için literatürde sıklıkla pozisyon temelli çaprazlama tercih edilmektedir. Pozisyon temelli çaprazlamada kaç adet noktanın sabit kalacağı ve bu değerin nasıl belirleneceği önemli bir durumdur. Çalışmada, sabit tutulan nokta sayısını önceden belirli değerler ile ele alan klasik Genetik Algoritma yaklaşımları ile önerilen yöntem olan bulanık adaptif yaklaşım kıyaslanmıştır. Yapay zekanın bir türü olan Bulanık Mantık teorisinden faydalanan bulanık adaptif yaklaşım sayesinde algoritmanın çözüm esnasında elde ettiği bilgiler kullanılarak parametreler kontrol edilmekte ve algoritmanın arama yönü daha akıllı bir şekilde değişebilmektedir. Önerilen yöntemin etkinliğini değerlendirebilmek için literatürde yer alan karesel atama problem örneklerinden yararlanılmıştır. Sonuçların değerlendirilmesi ile Genetik Algoritma'da bulanık adaptif yaklaşımın etkinliği ortaya çıkmıştır.

**Anahtar Kelimeler:** Karesel Atama Problemi, Genetik Algoritma, Bulanık Mantık, Sezgisel Yaklaşımlar, Probleme Özgü Yaklaşımlar.

## **A Proposed Genetic Algorithm With Fuzzy Adaptive Crossover For Quadratic Assignment Problem**

**Citation/©:** Pala, O. (2020). A proposed genetic algorithm with fuzzy adaptive crossover for quadratic assignment problem. *Hitit University Journal of Social Sciences Institute*, 13(1), 22-35. doi: 10.17218.hititsosbil.650655

**Abstract:** The quadratic assignment problem is a type of problem that can be encountered in many different fields. The problem, which is based on the assignment of the points of activity which have flow between each other to locations with a certain distance between each other and where flow and distance has to be handled together, is very difficult to solve by classical solution methods and mostly suitable solutions can be obtained with heuristic algorithms. One of the most frequently used heuristic algorithms is Genetic Algorithm. Genetic Algorithm is a very successful method that simulates the evolution of living things with procedures involving randomness. One of the most important procedures of the algorithm is crossover. For the quadratic assignment problem, position-

Makale Geliş Tarihi: 25.11.2019 Makale Kabul Tarihi: 30.5.2020

\* Bu makale 1-3 Kasım 2019 tarihleri arasında Aydın'da düzenlenen 3. Uluslararası EUREFE Kongresi adlı etkinlikte sözlü bildiri olarak sunulmuş ve özeti kongre bildiri özet kitabında basılmış "Karesel Atama Problemi İçin Bulanık Adaptif Çaprazlamalı Genetik Algoritma" başlıklı bildirinin tamamlanmış halidir.

<sup>1</sup> Arş. Gör. Dr., Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, osmanpala@kmu.edu.tr, <http://orcid.org/0000-0002-2634-2653>

based crossover is often preferred in the literature. How many points will remain constant and how to determine this value is important for position based crossover. In this study, the classical Genetic Algorithm approaches, which treat the number of fixed points with predetermined values, are compared with the proposed method, fuzzy adaptive approach. By using the fuzzy adaptive approach which uses Fuzzy Logic theory which is a kind of artificial intelligence, the parameters are controlled by using the information obtained by the algorithm during the solution and the search direction of the algorithm can change more intelligently. In order to evaluate the effectiveness of the proposed method, the examples of quadratic assignment problems in the literature were utilized. With the evaluation of the results, the effectiveness of the fuzzy adaptive approach in Genetic Algorithm was revealed.

**Keywords:** Quadratic Assignment Problem, Genetic Algorithm, Fuzzy Logic., Heuristic Approaches, Problem Specific Approaches.

## 1. GİRİŞ

Karesel Atama Problemi (KAP) çok farklı alanlarda uygulaması olan np-zor bir problem türüdür. Bir işletmenin tesis yerleşim problemi olarak ele alınabileceği gibi aynı zamanda elektronik bileşen yapılarının dizaynında veya enerji hatlarının tasarımında da kullanılabilen, kısaca birbirleriyle etkileşimli elemanlara sahip sistemlerin bağlantılarına ve yerleşimlerine odaklanan, önemli ve gerçek hayatta sıklıkla çeşitli türleriyle karşılaşılan bir problemidir. Christofides ve Benavent (1989) tarafından en popüler optimizasyon problemlerinden olan Gezgin Satıcı Problemi (GSP) ile ilişkisi ortaya konan KAP benzer tipteki problemlere göre çözülmesi daha zor bir problem olarak bilinmektedir.

KAP'ta yer alan karar değişkeni sayısı 20'yi geçtiğinde kesin çözüm veren yöntemler etkin şekilde kullanılamamakta ve çoğunlukla uygun çözüm elde etmek için sezgisel algoritmalarla başvurulmaktadır (Taillard, 199, s. 443). Abdel-Basset ve diğerleri (2018) KAP hakkında yaptıkları detaylı literatür taramasında problemin değişik türlerini, farklı problemlerle bir arada kullanılışı, çözüm yöntemleri ve gerçek hayat uygulamalarına yer vermişlerdir. Çok sayıda değişik türü olan KAP'ın çözümünde sezgisel algoritmaların ön planda olduğunu ve problem hakkında yapılan çoğu çalışmanın çözüm yöntemine odaklandığını ifade etmişlerdir. Burkard ve diğerleri (1996) çalışmalarında çok sayıda KAP örneği bulunan veri kütüphanesini ve örnekler için en iyi sonuçları veren sezgisel algoritmaları değerlendirmişlerdir. Boyut büyüdüğünde genetik algoritmaların performanslarının diğerlerinin önüne geçtiği görülmektedir.

KAP en zor optimizasyon problemlerinden biri olarak bilinirken, çok sayıda evrimsel algoritma, klasik yöntemlerin etkin çözüme ulaşamadığı ve yerel optimumlarda takılıp kaldığı optimizasyon problemlerinde kullanılmaya başlanmıştır. Bu evrimsel algoritmalarından en çok kullanılanı ve bilineni ise Genetik Algoritma (GA) olarak öne çıkmaktadır (Lim ve diğerleri, 2000, s. 250).

GA yöntemi kullanarak KAP'a çözüm getiren bazı çalışmalara bakıldığında; Bean (1994) çalışmasında GSP tipinde uygun çözümün dizilime bağlı olduğu problemlerde GA'yı kullanmış ve bu problemlerden biri olan KAP için de test problemlerini çözmüştür. KAP'ın çözüm olarak daha zor bir problem olduğu ifade edilen çalışmada önerilen algoritma etkin performans gösterememiştir. Tate ve Smith (1995) yaptıkları çalışma ile GA kullanarak bazı önemli KAP örneklerinde uygun sonuçlar elde etmişlerdir. Hesaplama zamanının az ve elde edilen amaç fonksiyonu değerlerinin sapmalarının küçük olduğunu belirtmişlerdir. Lim ve diğerleri (2000) yerel arama prosedürü ile güçlendirdiği GA ile KAP örneklerinde uygun sürelerde etkin çözümlere ulaşmışlardır. Ahuja ve diğerleri (2000) GA ile KAP örneklerine çözüm getirdikleri çalışmalarında, başlangıç popülasyon seçimi için özel rassal metot, yeni çaprazlama prosedürleri, çeşitliliği

artıracak göçmen prosedürü ve farklı popülasyonlardan turnuva seçim yöntemi gibi öneriler sunmuşlardır. El-Baz (2004) çalışmasında KAP olarak ele aldığı tesis yerleşim yeri problemlerinin çözümünde GA kullanarak farklı çalışmalarda kullanılan teknik ve sonuçlarla elde ettiği sonuçları kıyaslayarak önerdiği yöntemin etkinliğini ortaya koymuştur. Drezner (2005) çalışmasında başlangıç popülasyonunu hızlı GA olarak ifade ettiği yaklaşımla elde ederek sonrasında çözüm aşamasında benzer bir GA kullanarak KAP örneklerinde oldukça iyi sonuçlar alınabileceğini göstermiştir. Gülsün ve diğerleri (2009) elitist yaklaşım ve iki noktalı çaprazlama yöntemlerini birlikte kullandıkları GA yöntemiyle KAP test problemlerini çözmüş ve önerdikleri algoritmanın etkinliğini ortaya koymuşlar ve sonrasında önerilen metodu yapısal elektrik sektöründeki problemleri çözmede kullanmışlardır. Lalla-Ruiz ve diğerleri (2016) çalışmalarında yanlış rassal anahtar yaklaşımını çaprazlamada kullanarak GA yöntemiyle KAP örneklerinde bilinen yöntemlere göre daha iyi sonuçlar elde ettiklerini ifade etmişlerdir. Chmiel (2019) çalışmasında koşullu beklenen değer kavramını GA'da çaprazlama operatörü içinde kullanarak KAP örneklerinde etkin çözümler elde etmiştir.

Genel olarak bakıldığında, KAP örneklerinin GA ile çözümünde çaprazlama operatörünün seçimi ve işleyişi literatürde önemli yer tutmakta ve algoritmanın etkinliğini etkilemektedir. GSP ve KAP tipi dizilime ve atamaya dayalı problem türlerinin GA yöntemiyle çözümü esnasında kullanılacak olan çaprazlama operatörlerinin seçimi için yapılan çalışmalardan bazıları ise; Moscato (1989), Potvin (1996), Larranaga ve diğerleri (1999) ve Cicirello (2006) tarafından gerçekleştirilmiştir. Çalışmada KAP için daha etkin çözümler verdiği Larranaga ve diğerleri (1999) tarafından ifade edilen ve ilk defa Syswerda (1991) tarafından önerilen pozisyon temelli çaprazlama kullanılmıştır.

Çalışmadaki ana amaç ise GA'nın etkinliğini artırmak için önemi Eiben ve diğerleri (1999) tarafından da ifade edilen algoritma parametrelerinin kontrolünün sağlanmasıdır. Bu amaçla çalışmada çaprazlama operatörünün işleyişi için yeni bir bulanık adaptif yaklaşım önerilmiştir. KAP test problemleri çözülerek algoritma başlamadan ayarlanmış parametrelere göre çalışan klasik GA ile algoritma süresince parametre kontrolü sağlayan bulanık adaptif GA (BAGA) yöntemlerinin etkinlikleri değerlendirilmiş ve kıyaslamalar gerçekleştirilmiştir.

## 2. KARESEL ATAMA PROBLEMİ

KAP, eş sayıda yer ve tesis içeren modelinde, tesisler arasında belirli yoğunluklardaki akışın ve yerler arasındaki mesafelerin birlikte dikkate alınarak, tesislerin yerlere birebir şekilde minimum maliyet ile atanmasını amaçlayan bir problem türüdür.

KAP ilk defa Koopmans ve Beckmann (1957) tarafından bölünemeyen kaynakların tahsisini ele aldıkları çalışmalarında tanımlanmıştır. Lawler (1963) çalışmasında KAP için genelleştirilmiş matematiksel model oluşturmuş ve doğrusal programlama ile probleme çözüm önerisi getirmiştir. Maniezzo ve Colorni (1999) sezgisel algoritma yaklaşımı ile çözüm önerisi getirdikleri çalışmalarında KAP matematiksel atama modelini problemde eşit sayıda tesis ve lokasyon bulunduğu aşağıdaki şekilde ifade etmişlerdir.

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

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

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

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

Amaç fonksiyonu olan Eşitlik 1'de yer alan  $n$  parametresi toplam lokasyon ve tesis sayısını belirtirken  $u_{ih}$  parametresi  $i$ . lokasyondan  $h$ . lokasyona olan uzaklığı ifade etmektedir. Tesisler arası akışı ifade eden  $a_{jk}$  parametresi ise  $j$ . tesisten  $k$ . tesise olan akışın miktarını belirtmektedir.

Karar değişkenlerini ifade eden  $x_{ij}$  ve  $x_{hk}$  ise sırasıyla  $i$ . lokasyona  $j$ . tesisin,  $h$ . lokasyona  $k$ . tesisin atanma durumunu göstermektedir. Eşitlik 2’de ise her bir lokasyona sadece bir tesisin atanmasını sağlayan kısıt bulunurken, Eşitlik 3’te ise her bir tesisin sadece bir lokasyona atanmasını garanti altına alan kısıt bulunmaktadır. Eşitlik 4,  $x_{ij}$  karar değişkeninin 0-1 tam sayı değişkeni olduğunu ifade etmektedir.

### 3. KARESEL ATAMA İÇİN GENETİK ALGORİTMA

GA, ilk defa Holland ve arkadaşları tarafından ortaya atılan popülasyonun evrimine dayalı bir sezgisel algoritmadır (Holland, 1992, s. 11). Canlı türlerinin birbirlerine genlerini aktararak soylarını sürdürürken aynı zamanda yeni kuşakların ortama ve hayat şartlarına kendinden önce gelen kuşaklara göre daha çok adaptasyon gösterecek şekilde oluşması ve evrimleşmesini optimizasyon problemlerinin çözümü için taklit eden GA en popüler sezgisel algoritmalarından biridir. Genetik algoritmaların temel işleyişi ve genel yapısı Pulat ve Kocakoç (2017) tarafından yapılan çalışmada incelenmiştir.

Çalışmada KAP için gerçekleştirilen ve kullanılan GA aktarılmıştır. Problemin uygun çözümlerini temsil eden ve her biri kromozom olarak adlandırılan yapıların kodlanması ve bu sayede eski kromozomlardan (ebeveynlerden) yeni kromozomların (çocukların) oluşumu çoğu zaman probleme özgü olmaktadır. KAP’ta bulunan uygun çözümlerin bir dizilim sunmasından ötürü aşağıdaki Tablo 1’deki gibi kromozomlar çalışmada kodlanmıştır.

**Tablo 1.** KAP İçin GA Kromozom Yapısı

|                   |          |          |   |   |   |   |   |   |   |
|-------------------|----------|----------|---|---|---|---|---|---|---|
| <b>Kromozom A</b> | <u>2</u> | <u>5</u> | 1 | 3 | 4 | 9 | 7 | 6 | 8 |
| <b>Kromozom B</b> | 8        | 6        | 7 | 4 | 3 | 5 | 1 | 2 | 9 |

Tablo 1’de bulunan Kromozom A’da ilk sırada 2 rakamının bulunması 1. lokasyonda 2. tesisin bulunduğu, ikinci sırada ise 5 rakamının bulunması ise 2. lokasyonda 5. tesisin bulunduğu anlamına gelmektedir. Kısaca lokasyonlar 1’den 9’a kadar sabit olarak dizilimdeyken tesisler karışık sırada boş lokasyonlara yerleşmektedir.

GA için kromozomlardan oluşacak bir başlangıç popülasyonuna ihtiyaç vardır. Başlangıç popülasyonundan yola çıkılarak çözüme ulaşacağı için başlangıç popülasyonunun oluşturulması ve büyüklüğü önemlidir. Çalışmada popülasyon oluşumunda uniform dağılışa göre tesisler lokasyonlara rassal olarak yerleştirilirken Popülasyon Büyüklüğü (PB) ise denemeler sonucunda problemde yer alan karar noktası sayısının 4 katı PB olarak algoritmalarda kullanılmıştır. Yeni üretilen kromozomların veya başlangıç popülasyonlarının uygunluk değerleri ise Eşitlik 1 ile hesaplanmaktadır.

GA’da önemli bir kavram olan elitizm, önceki nesillerdeki iyi sonuçlardan faydalanmayı garanti altına almaktadır. Çalışmada popülasyondaki elitist grubu en iyi çözüme sahip ilk beş adet kromozom oluşturmakta ve bu grup değişmeden bir sonraki nesile aktarılmaktadır.

GA’da hangi ebeveynlerden yeni çocuklar üretileceğinin seçimi de farklı yollarla yapılabilir. Bunlardan birisi ise rulet tekerleği seçim yöntemidir. Bu yöntemde çözüm değerlerinin iyiliği oranında kromozomların ebeveyn olma şansı artmaktadır. Çalışmada ebeveynlerden biri elitist gruptan, bir diğeri de popülasyonun kalan kısmından rulet tekerleği yöntemine göre seçilmiştir.

GA’nın en çok önem verilen kavramı, genlerin kromozomlar arası aktarılışının nasıl yapılacağını belirleyen çaprazlama operatörüdür. Çaprazlama operatörünün gerçekleşme olasılığı ise Çaprazlama Oranı (ÇO) olarak adlandırılmaktadır. Çaprazlama eğer gerçekleşmez ise kromozom bir sonraki nesile olduğu gibi aktarılır ve belli oranda eski neslin devamı ile önceki çözümlerdeki iyi yapılar da korunmuş olur. Çalışmada KAP’da etkin olduğu Larranaga ve diğerleri (1999)

tarafından aktarılan ve Syswerda (1991) tarafından ortaya atılan pozisyon temelli çaprazlama kullanılırken Çaprazlama Oranı (ÇO) olarak ise % 80 değerinden faydalanılmıştır. Pozisyon temelli çaprazlama ile KAP'a ait kısıtlar olan Eşitlik 2, 3 ve 4'e uygun çözümler üretilebilmektedir. Pozisyon temelli çaprazlama ise Syswerda (1991) tarafından aşağıdaki Tablo 2'deki gibi önerilmektedir.

Ebeveynler Tablo 2'deki gibi olsun, Ebeveyn A'dan altı çizili olan 2., 4. ve 6. sıralar rassal olarak seçilsin. O halde Çocuk C'de ilk önce bu sıralara Ebeveyn A'da bulunan rakamlar gelecektir. Bunların toplam adeti ise Sabit Adeti (SA) olarak adlandırılmıştır. Bu örnekte 3 adet sabit rakam kullanıldığı için SA değeri 3 olmaktadır. Tablo 2'deki 3. satırda sabitler yerleştirilmiştir. Boş kalan sıralara ise Ebeveyn B'deki rakamlar hali hazırda Çocuk C'deki rakamlar kullanılmayarak sıralanır ve bu durumda üretilen Çocuk C'nin son hali 4. satırdaki gibi olmaktadır.

**Tablo 2.** KAP İçin GA Çaprazlama Yapısı

|                  |   |          |   |          |   |          |   |   |   |
|------------------|---|----------|---|----------|---|----------|---|---|---|
| <b>Ebeveyn A</b> | 2 | <u>5</u> | 1 | <u>3</u> | 4 | <u>9</u> | 7 | 6 | 8 |
| <b>Ebeveyn B</b> | 8 | 6        | 7 | 4        | 3 | 5        | 1 | 2 | 9 |
| <b>Çocuk C</b>   | – | <u>5</u> | – | <u>3</u> | – | <u>9</u> | – | – | – |
| <b>Çocuk C</b>   | 8 | <u>5</u> | 6 | <u>3</u> | 7 | <u>9</u> | 4 | 1 | 2 |

Çalışmada, pozisyon temelli çaprazlamada Sabit Adeti (SA) adı verilen ve arama yönünü ile çocukların ebeveynlere benzeme oranını etkileyen parametre üzerinde durulmuştur.

GA1 olarak adlandırdığımız ve SA'nın sabit olduğu modelde problemde yer alan karar değişkeni sayısı n'e göre belirlenmekte ve aşağıdaki Eşitlik 5'deki gibi hesaplanmaktadır. Burada paydada yer alan 5 değeri denemeler sonucu elde edilmiştir.

$$SA = \left\lceil \frac{n}{5} \right\rceil \quad (5)$$

GA2 olarak ifade ettiğimiz ve SA'nın iterasyonlar boyunca aynı oranda artmasına dayalı yöntemde ise SA Eşitlik 6'daki gibi hesaplanmaktadır. Burada başlangıçta düşük olan SA parametresi daha geniş alanda aramaya imkan verirken algoritmada iterasyon sayısı çoğaldıkça artmakta ve aramaları belirli bölgelerde yoğunlaştırmaktadır. Paydada yer alan 2 ve 8 değerleri GA1'deki 5 değeri orta değer olacak şekilde üst ve alt değerler olarak kullanılmıştır.

$$SA = \left\lceil \left( \frac{n}{2} - \frac{n}{8} \right) \times \left( \frac{\text{iterasyon no}}{\text{maksimum iterasyon sayısı}} \right) + \left( \frac{n}{8} \right) \right\rceil \quad (6)$$

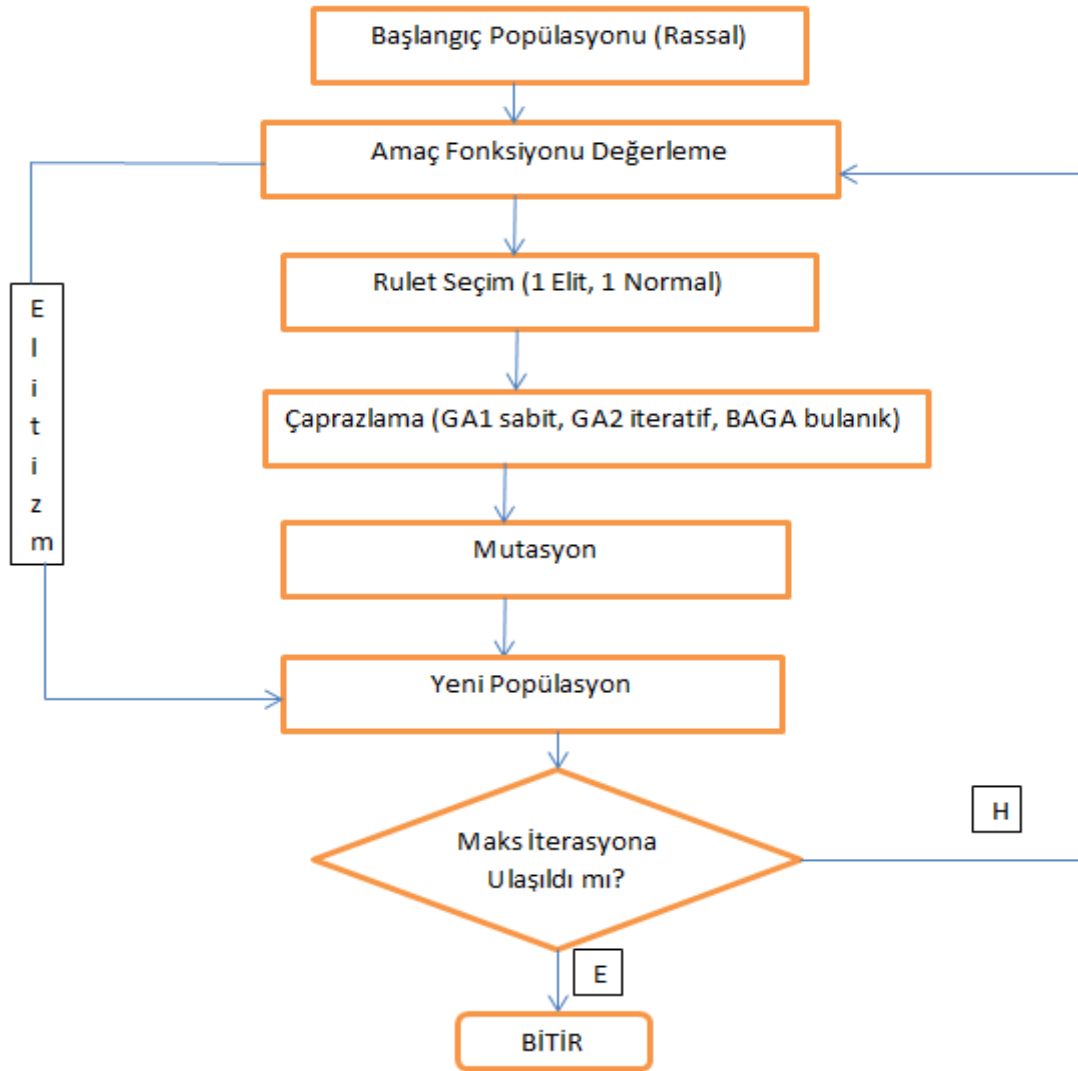
GA'nın bir başka önemli yapısı ve operatörü ise yerel optimumdan kaçınmayı ve çeşitliliği sağlayan mutasyondur. Mutasyon çok küçük olasılıkla yeni oluşturulan çocuk üzerinde meydana gelse de etkili bir operatördür. Çalışmada yer değiştirmeye dayalı mutasyon kullanılırken Mutasyon Oranı (MO) olarak % 10 belirlenmiştir. Yer değiştirmeye dayalı mutasyon ise aşağıdaki Tablo 3'teki gibi olmaktadır.

**Tablo 3.** GA Mutasyon Yapısı

|                      |          |   |          |   |   |   |   |   |   |
|----------------------|----------|---|----------|---|---|---|---|---|---|
| Çocuk C              | <u>8</u> | 5 | <u>6</u> | 3 | 7 | 9 | 4 | 1 | 2 |
| Çocuk C <sub>m</sub> | <u>6</u> | 5 | <u>8</u> | 3 | 7 | 9 | 4 | 1 | 2 |

Tablo 3'te rassal olarak 1. ve 3. sıralar seçilmiş olsun. O halde Tablo 3'ün ilk satırındaki bu sıralarda bulunan rakamlar yer değiştirip ikinci satırdaki gibi yeni çocuğu oluşturacaktır.

Çalışmada GA yöntemi belirli sayıda nesil üreterek durmaktadır. İterasyon sayısı olarak da görülebilecek nesil sayısı problemin karar değişkeni sayısının 100 katı olarak belirlenmiştir. Şekil 1'de GA'nın genel işleyiş prosedürü akış şeması olarak verilmiştir.



**Şekil 1.** Genetik Algoritma Akış Şeması

#### 4. BULANIK ADAPTİF ÇAPRAZLAMA İLE GENETİK ALGORİTMA

Sezgisel algoritmaların başarılarında veya başarısızlıklarında parametre değerleri önemli rol oynamaktadır. Parametreler iki farklı anlayışa göre şekillenebilmektedir. Bunlardan ilki algoritma çalışmadan önce iterasyonlarda hangi parametre değerinin olacağı bilinen ve parametre ayarlama olarak ifade edilen yapıyken bir diğeri ise algoritma çalıştırıldıktan sonra elde edilen bazı bilgileri kullanarak parametrelerin belirlendiği parametre kontrolü olarak adlandırılmaktadır (Eiben ve diğerleri, 1999, s. 124).

Çalışmada pozisyon temelli çaprazlamada önemi büyük olan SA için parametre ayarlamaya dayalı yaklaşımla belirleyen GA1 ve GA2 modelleri bulunurken, SA'yı bulanık adaptif yaklaşımla belirleyerek parametre kontrolü sağlayan modele BAGA adı verilmiştir.

Herrera ve Lozano (2003) BAGA konseptini inceledikleri çalışmada girdi ve çıktı parametrelerinin bulanık kurallar ile dikkatlice ilişkilendirilerek kullanılması gerektiğine değinmişlerdir. Önerdikleri yöntemde amaç fonksiyonunun iyileşme oranı ile mevcut mutasyon ve çaprazlama oranlarını girdi olarak kullanarak üçgen bulanık üyelik ve bulanık kural tabanları ile mutasyon

oranı ve çaprazlama oranı çıktılarını elde etmişlerdir. Çalışmada kullandıkları test problemlerinde klasik GA'ya göre önerdikleri BAGA'nın daha iyi performans gösterdiğini ifade etmişlerdir. Liu ve Lampinen (2005) BAGA ile ilgili çalışmalarda çaprazlama oranı, mutasyon oranı ve popülasyon büyüklüğü gibi parametrelerin sıklıkla bulanık kurallarla kontrol edildiğini ifade etmişlerdir. Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi kullanarak aynı parametreleri kontrol ettikleri yöntemleri ile sürekli değişken tipine sahip optimizasyon problemlerinde etkin çözüm elde ettiklerini belirtmişlerdir.

Çalışmada kontrol edilen parametre bir başka ifadeyle çıktı parametresi ise çaprazlamada kullanılan SA Payda (SAP) olup girdi parametreleri olarak bulanık adaptif Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) için önerilmiş olan iki parametre kullanılmıştır. Bunlardan ilki Shi ve Eberhart (2001) tarafından PSO'da kullanılan ve amaç fonksiyonunda iyileşme oranını ifade eden ve Performans İyileşme Oranı (PİO) olarak Eşitlik 7'de hesaplanış şekli verilen parametredir.

$$PİO = \left( \frac{\text{Bulunan En İyi Değer} - \text{Hedeflenen Değer}}{\text{Bulunan En Kötü Değer} - \text{Hedeflenen Değer}} \right) \quad (7)$$

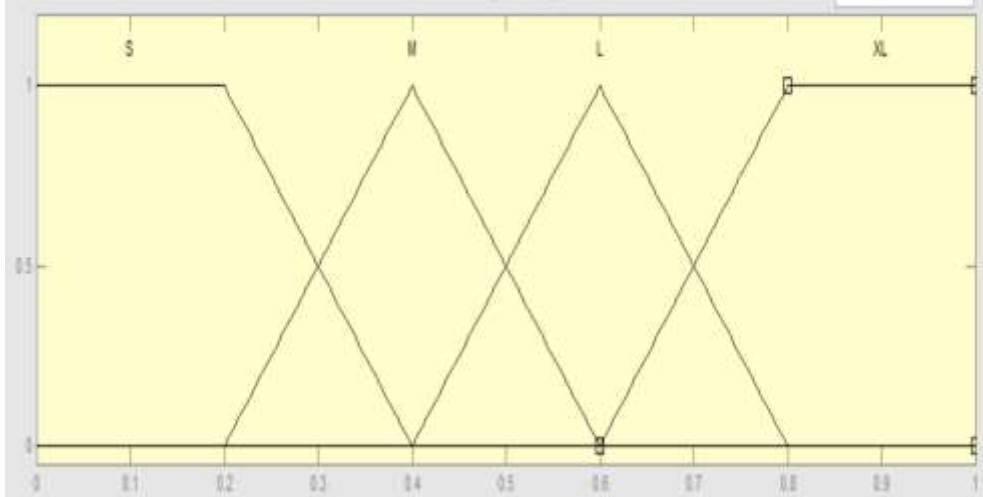
Bir diğer girdi parametresi ise Niknam (2010) tarafından PSO için önerilen Optimumun Değişmeme Oranı (ODO) olarak ifade edilebilen parametre olup Eşitlik 8'de hesaplanma yöntemi verilmiştir.

$$ODO = \left( \frac{\text{Mevcut İterasyon No} - \text{Mevcut Optimumun Bulunduğu İterasyon No}}{\text{Optimumda İyileşme Olmadan Devam Eden En Uzun Seri}} \right) \quad (8)$$

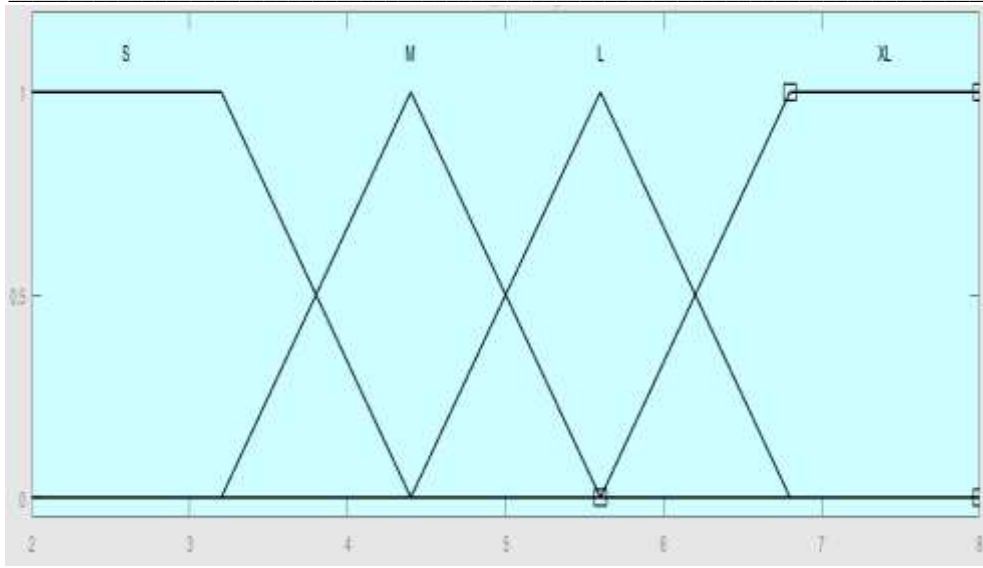
SA değeri ise buna göre problemin karar noktası boyutu ve SAP değeri bulanık girdiler ile Eşitlik 9'daki gibi hesaplanmaktadır.

$$SA = \left\lfloor \frac{n}{SAP} \right\rfloor \quad (9)$$

Bulanık üyelik fonksiyonları ise değerleri küçük (S), orta (M), büyük (L) ve çok büyük (XL) ifadeleri kullanılarak PİO (0,1), ODO (0,1) ve SA (2,8) aralıkları için Şekil 2 ve 3'te olduğu gibi belirlenmiştir.



**Şekil 2.** PİO ve ODO İçin Bulanık Üyelikler



**Şekil 3.** SAP İçin Bulanık Üyelik

Çalışmada kullanılan bulanık kurallar denemeler yardımı ve teorik olarak sonuçlarda iyileşme olduğunda arama uzayını daraltma, sonuçlarda iyileşme gözlenmediğinde arama uzayını genişletme prensibine göre Tablo 4'deki gibi gerçekleşmiştir. Tablo 4'deki kural tabanlarına göre PİO girdi değeri küçük (S) iken ve ODO girdi değeri büyük (L) iken SAP çıktı değeri küçük (S) olmaktadır. PİO büyük (L) ve ODO küçük (S) olduğunda ise SAP büyük (L) olacaktır.

**Tablo 4.** SAP İçin Bulanık Kurallar

|     |    | ODO |    |    |    |
|-----|----|-----|----|----|----|
|     |    | S   | M  | L  | XL |
| PİO | S  | S   | S  | S  | M  |
|     | M  | M   | M  | M  | L  |
|     | L  | L   | L  | L  | XL |
|     | XL | L   | XL | XL | XL |

## 5. UYGULAMA

Çalışmada (A quadratic assignment problem library [QAPLIB]) (12.08.2019) kütüphanesinden 12 adet çeşitli sayıda karar noktasına sahip KAP örnekleri önerilen metodun etkinliğini değerlendirebilmek amacıyla kullanılmıştır.

Test problemlerinin çözümü ile GA1, GA2 ve BAGA yöntemleri kıyaslanmıştır. Algoritmaların çözümünde kullanılan parametreler olan popülasyon büyüklüğü, karar noktasının 4 katı iken, ÇO % 80 ve MO % 10 olarak ele alınırken maksimum iterasyon sayısı ise karar noktasının 100 katı olarak belirlenmiştir. Ayrıca, optimizasyon süresince elde edilen en iyi çözüm değiştiğinde yeni çözümün komşuluklarına bakılmıştır. Tüm yöntemlerin MATLAB ortamında, Intel(R) Core(TM) i5-3210M CPU @ 2.50GHz, 2501 Mhz, 2 Çekirdek, 4 Mantıksal İşlemciye ve toplamda 8 GB Ram'e sahip bilgisayarda, problemlere göre 10'ar kez ayrı ayrı çalıştırılmasıyla elde edilen sonuçlar Tablo 5'te verilmiştir. Problemlerin bilinen en iyi çözümleri ile algoritmalarla elde edilen en iyi çözüm değerleri ve bu değerlerin bilinen en iyi çözümden sapma oranları sonuçlar olarak aktarılan değerler olmuşturlardır. Örnek isimlerinde yer alan rakam değerleri problemin kaç adet karar noktası olduğunu belirtirken, her üç algoritmanın da çalışma hızı benzer olup en küçük karar noktasına sahip örneklerde yaklaşık 0,2 dakikada sonuçlanırken en büyük örnekte

ise 10 dakikaya kadar üstel olarak artış göstermiştir. Yüksek performanslı sistemlerde algoritmanın çok daha hızlı çalışacağı öngörülmektedir.

**Tablo 5.** GA1, GA2 ve BAGA Hesaplama Sonuçları

| Örnek<br>Adı | Bilinen<br>En iyi<br>Çözüm | GA1             |                | GA2             |                | BAGA            |                |
|--------------|----------------------------|-----------------|----------------|-----------------|----------------|-----------------|----------------|
|              |                            | En iyi<br>Çözüm | Sapma<br>Oranı | En iyi<br>Çözüm | Sapma<br>Oranı | En iyi<br>Çözüm | Sapma<br>Oranı |
| Nug12        | 578                        | 578             | % 0            | 586             | % 1,37         | 578             | % 0            |
| Esc16a       | 68                         | 68              | % 0            | 68              | % 0            | 68              | % 0            |
| Tai20a       | 703482                     | 730142          | % 3,65         | 724044          | % 2,84         | 705622          | % 0,3          |
| Nug25        | 3744                       | 3780            | % 1            | 3764            | % 0,5          | 3744            | % 0            |
| Tai25a       | 1167256                    | 1211750         | % 3,67         | 1196340         | % 2,43         | 1189658         | % 1,81         |
| Bur26a       | 5426670                    | 5427776         | % 0,02         | 5432763         | % 0,11         | 5426670         | % 0            |
| Tai30a       | 1818146                    | 1867944         | % 2,67         | 1871988         | % 2,88         | 1856940         | % 2,01         |
| Esc32h       | 438                        | 440             | % 0,45         | 440             | % 0,45         | 438             | % 0            |
| Tai35a       | 2422002                    | 2505712         | % 3,34         | 2487930         | % 2,65         | 2488100         | % 2,66         |
| Tai40a       | 3139370                    | 3266428         | % 3,89         | 3262044         | % 3,76         | 3205430         | % 2,06         |
| Wil50        | 48816                      | 49064           | % 0,51         | 49090           | % 0,59         | 49002           | % 0,38         |
| Tai100a      | 21044752                   | 21758888        | % 3,28         | 21797164        | % 3,45         | 21708198        | % 3,05         |

Tablo 5'deki sonuçlara bakıldığında önerilen parametre kontrolüne dayanan BAGA ile tüm örneklerde parametre ayarlamaya dayalı klasik yöntemlere göre eşit veya daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Problemlerin yarısına yakınında bilinen en iyi değere ulaşabilen BAGA ile 32 karar noktalı Esc32h probleminde en iyi değer elde edilmişken diğer iki algoritma ile en büyük boyutlu olarak 16 karar noktalı Esc16h probleminde en iyi değer bulunabilmiştir. Öte yandan 50 karar noktalı Wil50 probleminde bilinen en iyi değere oldukça yakınsayan sonuca BAGA ile ulaşılmıştır. BAGA için bilinen en iyi değere en büyük sapma % 3 civarı ile çözümü oldukça zor bir problem olan Tai100a'da elde edilmiştir.

KAP için literatürde son dönemde göze çarpan çalışmalar Duman ve diğerleri (2012) ile Dökeroğlu (2017) tarafından gerçekleştirilmiştir. Her iki çalışmada da birçok zor KAP örneğinde bilinen en iyi değerler önerilen algoritmalar ile elde edilebilmiştir. Çalışmalar genel olarak oldukça yüksek performanslı bilgisayar sistemleri üzerinde ve daha geniş arama uzaylarında çalışan başarılı algoritmalar ile gerçekleştirilmiştir. Bu doğrultuda önerilen BAGA yaklaşımının arama uzayının genişletilmesi için geliştirilecek akılcı stratejiler ve denemelerin uygun ortamlarda yapılmasının fayda sağlayıcı öngörülmektedir.

## 6. SONUÇ

KAP önemli bir optimizasyon problemidir. Gerçek hayatta fabrika yerleşiminde ilgili departmanların hangi noktalara yerleşeceği veya bir mikroçipte bulunan elektronik devre sistem elemanlarının bölgesel yerleşimi gibi birçok farklı alanda karşılaşılabilmektedir. Problemin np-zor doğası gereği sezgisel algoritmalar ile çözümü yaygın olarak gerçekleştirilmektedir. Sezgisel algoritmalar, gerçek hayatta karşılaşılan ve matematiksel modeli olsa da kesin çözüm yöntemleri ile çözülmesi imkansız veya çok uzun zaman alabilen problemlerin çözümünde uygun ve yaklaşık çözümleri kısa zamanda üreterek çok kullanışlı ve faydalı olmaktadır. Fakat sezgisel

algoritmaların işleyişinde önemli yer tutan sezgisel parametrelerin belirlenişi ve etkin kullanımı arama yönünü etkileyen zahmetli bir işlemdir. Çalışmada önerilen BAGA yöntemi, GA'daki çaprazlamaya dair parametrelerin bulanık adaptif yaklaşımla kontrolüne dayanmakta ve parametre belirleme için algoritma çözüm değerlerini kullanarak kendi başına arama yönlerine karar verebilmektedir. Bulanık adaptif yöntemler ile algoritmalar daha akıllı hale gelerek çözüm performanslarında gelişme kaydedilmektedir. Çalışmada elde edilen sonuçlara göre önerilen BAGA yönteminin diğer klasik GA yöntemlerine göre daha iyi sonuçlar üretebileceği görülmektedir. Ayrıca, önerilen yaklaşımın özellikle büyük boyutlu problemlerde performansını artırmak için farklı yaklaşımlar ile ele alınması gerektiği düşünülmektedir. Gelecekteki çalışmalarda, önerilen yöntemde kural tabanları ve küme üyelik fonksiyonları üzerinde durularak daha da iyileştirmeler sağlanabileceği düşünülmektedir.

#### KAYNAKÇA

- Abdel-Basset, M., Manogaran, G., Rashad, H., ve Zaid, A. N. H. (2018). *A comprehensive review of quadratic assignment problem: variants, hybrids and applications*. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 1-24. <https://doi.org/10.1007/s12652-018-0917-x>
- Ahuja, R. K., Orlin, J. B., ve Tiwari, A. (2000). *A greedy genetic algorithm for the quadratic assignment problem*. Computers & Operations Research, 27(10), 917-934. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00067-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00067-2)
- Bean, J. C. (1994). *Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization*. ORSA journal on computing, 6(2), 154-160. <https://doi.org/10.1287/ijoc.6.2.154>
- Burkard, R. E., Karisch, S. E., ve Rendl, F. (1997). *QAPLIB—a quadratic assignment problem library*. Journal of Global optimization, 10(4), 391-403. <https://doi.org/10.1023/A:1008293323270>
- Chmiel, W. (2019). *Evolutionary algorithm using conditional expectation value for quadratic assignment problem*. Swarm and Evolutionary Computation, 46, 1-27. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2019.01.004>
- Christofides, N., ve Benavent, E. (1989). *An exact algorithm for the quadratic assignment problem on a tree*. Operations Research, 37(5), 760-768. <https://doi.org/10.1287/opre.37.5.760>
- Cicirello, V. A. (2006). *Non-wrapping order crossover: An order preserving crossover operator that respects absolute position*. In Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation (1125-1132). ACM. doi: 10.1145/1143997.1144177
- Dökeroğlu, T. (2017). *Karesel atama problemi için yeni bir özuyarlamalı paralel güçlü tabu-arama algoritması*. Pamukkale University Journal of Engineering Sciences, 23(5). 559-565.
- Drezner, Z. (2005). *Compounded genetic algorithms for the quadratic assignment problem*. Operations Research Letters, 33(5), 475-480. <https://doi.org/10.1016/j.orl.2004.11.001>
- Duman, E., Uysal, M., ve Alkaya, A. F. (2012). *Migrating Birds Optimization: A new metaheuristic approach and its performance on quadratic assignment problem*. Information Sciences, 217, 65-77.

- 
- Eiben, Á. E., Hinterding, R., ve Michalewicz, Z. (1999). *Parameter control in evolutionary algorithms*. IEEE Transactions on evolutionary computation, 3(2), 124-141. DOI: 10.1109/4235.771166
- El-Baz, M. A. (2004). *A genetic algorithm for facility layout problems of different manufacturing environments*. Computers & Industrial Engineering, 47(2-3), 233-246. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2004.07.001>
- Gülsün, B., Tuzkaya, G., ve Duman, C. (2009). *Genetik algoritmalar ile tesis yerleşimi tasarımı ve bir uygulama*. Doğuş Üniversitesi Dergisi, 10 (1) 2009, 73-87 <http://journal.dogus.edu.tr/>
- Herrera, F., ve Lozano, M. (2003). *Fuzzy adaptive genetic algorithms: design, taxonomy, and future directions*. Soft computing, 7(8), 545-562. <https://doi.org/10.1007/s00500-002-0238-y>
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press.
- Koopmans, T. C., ve Beckmann, M. (1957). *Assignment problems and the location of economic activities*. Econometrica: journal of the Econometric Society, 53-76. DOI: 10.2307/1907742
- Lalla-Ruiz, E., Expósito-Izquierdo, C., Melián-Batista, B., ve Moreno-Vega, J. M. (2016). *A hybrid biased random key genetic algorithm for the quadratic assignment problem*. Information Processing Letters, 116(8), 513-520. <https://doi.org/10.1016/j.ipl.2016.03.002>
- Larranaga, P., Kuijpers, C. M. H., Murga, R. H., Inza, I., ve Dizdarevic, S. (1999). *Genetic algorithms for the travelling salesman problem: A review of representations and operators*. Artificial Intelligence Review, 13(2), 129-170. <https://doi.org/10.1023/A:1006529012972>
- Lawler, E. L. (1963). *The quadratic assignment problem*. Management science, 9(4), 586-599. <https://doi.org/10.1287/mnsc.9.4.586>
- Lim, M. H., Yuan, Y., ve Omatu, S. (2000). *Efficient genetic algorithms using simple genes exchange local search policy for the quadratic assignment problem*. Computational Optimization and Applications, 15(3), 249-268. <https://doi.org/10.1023/A:1008743718053>
- Liu, J., ve Lampinen, J. (2005). *A fuzzy adaptive differential evolution algorithm*. Soft Computing, 9(6), 448-462. <https://doi.org/10.1007/s00500-004-0363-x>
- Maniezzo, V., ve Colorni, A. (1999). *The ant system applied to the quadratic assignment problem*. IEEE Transactions on knowledge and data engineering, 11(5), 769-778. DOI: 10.1109/69.806935
- Moscato, P. (1989). *On genetic crossover operators for relative order preservation*. C3P Report, 778. <http://www.dmi.unict.it/mpavone/nc-cs/materiale/moscato89.pdf>
- Niknam, T. (2010). *A new fuzzy adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for non-linear, non-smooth and non-convex economic dispatch problem*. Applied Energy, 87(1), 327-339. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2009.05.016>
- Potvin, J. Y. (1996). *Genetic algorithms for the traveling salesman problem*. Annals of Operations Research, 63(3), 337-370. <https://doi.org/10.1007/BF02125403>
-

- 
- Pulat, M., ve Kocakoç, İ. D.(2017). *Gezgin Satıcı Probleminin Çözümünde Kullanılan Genetik Algoritmanın Parametrelerinin İncelenmesi*. Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi, 21-36. Özel Sayı. <https://doi.org/10.18092/ulikidince.317858>
- QABLIB- <http://anjos.mgi.polymtl.ca/qaplib/> Erişim tarihi: 12.08.2019.
- Shi, Y., ve Eberhart, R. C. (2001). *Fuzzy adaptive particle swarm optimization*. In Proceedings of the 2001 congress on evolutionary computation. (1), 101-106. IEEE. DOI: 10.1109/CEC.2001.934377
- Syswerda, G. (1991). *Schedule Optimization Using Genetic Algorithms*. In Davis, L. (ed.) Handbook of Genetic Algorithms, 332–349. New York: Van Nostrand Reinhold.
- Taillard, É. (1991). *Robust taboo search for the quadratic assignment problem*. Parallel computing, 17(4-5), 443-455. [https://doi.org/10.1016/S0167-8191\(05\)80147-4](https://doi.org/10.1016/S0167-8191(05)80147-4)
- Tate, D. M., ve Smith, A. E. (1995). *A genetic approach to the quadratic assignment problem*. Computers & Operations Research, 22(1), 73-83. [https://doi.org/10.1016/0305-0548\(93\)E0020-T](https://doi.org/10.1016/0305-0548(93)E0020-T)

---

**SUMMARY**

**Introduction:** Quadratic Assignment Problem (QAP) is a np-difficult problem type that has application in many different areas. In its model with the same number of locations and facilities, QAP is a type of problem that aims to assign the facilities to the places with minimum cost by considering the flows between the facilities at certain densities and the distances between the places together. While QAP is known as one of the most difficult optimization problems, a large number of evolutionary algorithms have been used in optimization problems where classical methods cannot reach an effective solution and remain stuck at local optimum. The most used and known of these evolutionary algorithms stands out as Genetic Algorithm (GA). The main purpose in the study is to control the algorithm parameters to increase the effectiveness of GA. For this purpose, in the study, a new fuzzy adaptive approach is proposed for the crossover operator. By solving QAP test problems, the efficiency of the fuzzy adaptive GA (BAGA) method that provides parameter control during the algorithm and the classical GA, which operates according to the parameters set before the algorithm started, were evaluated and comparisons were made.

**Method:** GA is one of the most popular heuristic algorithms that mimic the process of developing and evolving new generations that emerge during the transfer of their genes to each other, adapt to the environment and life conditions more than the previous generations, for the solution of optimization problems.

The most important concept of GA is the cross operator, which determines how to transfer genes between chromosomes. In the study, position based crossover, known to be effective in QAP, was used. In position-based crossing, a constant number (CN) of genes of one chromosome are transferred exactly to the new chromosome, while values from the other chromosome that are not found in the new chromosome are transferred in order. In the study, the model that provides parameter control by determining CN, which is of great importance in position-based crossing, with a fuzzy adaptive approach, is named BAGA. The fuzzy rules used in the study are based on the principle of experimentation and theoretically, narrowing the search space when there is an improvement in the results, and expanding the search space when there is not any improvement in the results.

**Findings:** In the study, 12 QAP samples with various decision points were used to evaluate the effectiveness of the proposed method. Considering the results, with the BAGA based on the proposed parameter control, equal or better results were obtained in all samples compared to classical methods based on parameter setting. While BAGA, which can find the best known value for the half of the samples, the highest dimension which the best value was obtained is the 32-point Esc32h problem, while the other two algorithms found the best value only in the 16-point Esc16h problem. On the other hand, the result, which greatly approximates the best known value in the Wil50 problem with 50 decision points, was achieved with BAGA. The biggest deviation to the best known value for BAGA was obtained in Tai100a, which is a very difficult problem to solve with around 3%.

**Results and Conclusions:** Heuristic algorithms are very useful in solving real-time problems that cannot be solved with exact solution methods, or that can take a long time, by producing appropriate and approximate solutions in a short time. But the determination and effective use of heuristic parameters, which have an important place in the functioning of heuristic algorithms, is a troublesome process that affects the search direction. The BAGA method proposed in the study is based on the fuzzy adaptive approach of the parameters related to the crossover in GA

---

and can decide its search directions by using algorithm solution values for parameter determination. With fuzzy adaptive methods, algorithms become smarter and improvement in solution performance is achieved. According to the results obtained in the study, it is seen that the proposed BAGA method can produce better results than other classical GA methods. In addition, it is thought that the proposed approach should be handled with different approaches in order to increase its performance especially in large-scale problems. In future studies, it is thought that further improvements can be achieved by emphasizing rule bases and cluster membership functions in the proposed method.