



TESİS DÜZENLEMESİ PROBLEMİNDE YEREL ARAMA SEZGİSELİ KULLANAN BİR GENETİK ALGORİTMA : MEMETİK ALGORİTMA YAKLAŞIMI

Orhan TÜRKBEY

Gazi Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, 06570-Maltepe/Ankara

Geliş Tarihi : 16.10.2001

ÖZET

Memetik Algoritmalar (MA), evrimsel algoritmalar içinde Yerel Arama (YA) tekniklerini kullanan ve Genetik Algoritma (GA)'lara benzeyen melez (hibrid) yapıli algoritmalarlıdır. Bu çalışmada, Kuadratik Atama Problemi (KAP) için 2-opt benzeri bir YA sezgiseli kullanan memetik yapıli algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen MA'da KAP için daha önce kullanılmamış bir çaprazlama operatörü uygulanmış, çözüm çeşitliliğini artırmak için ise Eshelman prosedüründen yararlanılmıştır. Geliştirilen MA, QAP-LIB'den alınan test problemler üzerinde denenerek, sonuçlar literatürdeki mevcut teknikler ile karşılaştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler : Tesis düzenlemesi, Genetik algoritma, Memetik algoritma, Yerel arama, Kuadratik atama problemi

A GENETIC ALGORITHM USING THE LOCAL SEARCH HEURISTIC IN FACILITIES LAYOUT PROBLEM: A MEMETIC ALGORITHM APPROACH

ABSTRACT

Memetic algorithms, which use local search techniques, are hybrid structured algorithms like genetic algorithms among evolutionary algorithms. In this study, for Quadratic Assignment Problem (QAP), a memetic structured algorithm using a local search heuristic like 2-opt is developed. Developed in the algorithm, a crossover operator that has not been used before for QAP is applied whereas, Eshelman procedure is used in order to increase the solution variability. The developed memetic algorithm is applied on test problems taken from QAP-LIB, the results are compared with the present techniques in the literature.

Key Words : Facilities layout, Genetic algorithm, Memetic algorithm, Local search, Quadratic assignment problem

1. GİRİŞ

Aralarındaki akış miktarı bilinen n sayıda tesisin aralarındaki uzaklıklar belli olan n sayıda bölgeye, tesisler arası malzeme akış miktarı ile uzaklıklar çarpımını enküçükleyecek şekilde atanması problemine KAP denilmektedir. Problem, daha genel bir ifadeyle, verilen bir $N = \{1, 2, \dots, n\}$ kümesi, $A = (a_{ij})$ ve $B = (b_{ij})$ matrisleri ve N kümesinin tüm permütasyonları $\Pi(n)$ için aşağıdaki toplamın en küçülenmesi olarak ifade edilebilir:

$$C(\pi) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{\pi(i)\pi(j)}, \quad \pi \in \Pi(n) \quad (1)$$

Burada n tesis/yer sayısını, (nxn)'lik A ve B matrisleri ise sırasıyla, tesisler arasındaki akış miktarını ve yerler arasındaki uzaklığı göstermektedir.

Literatürde KAP, klasik bir Kombinatoriyal Optimizasyon problemidir ve NP-hard olarak gösterilmektedir (Garey and Johnson, 1979). Gerçek yaşamda karşılaşılan tesis planlama, mimari tasarım, donanım/çip tasarımı gibi problemler KAP olarak modellenebilir. Problemin; kampüs planlama, kablo düzenleme, çip düzenleme, kontrol paneli tasarımı, makina çizelgeleme, bilgi aktarımı, kimyasal reaksiyonların analizi, arkeolojide veri sıralaması gibi pek çok uygulama alanı mevcuttur. Aşağıda, KAP'ın kampüs planlama uygulamasına yönelik bir örnek verilmektedir (Mirchandani and Francis, 1990).

Örnek : 4 adet kampüs binasının, 4 farklı alana kurulması problemi ele alınsın. Alanlar arası uzaklıklar $A = (a_{ik})$, binalar arası akış miktarları ise $B = (b_{ik})$ matrisleriyle gösterilmiştir.

$$a_{ik} = \begin{matrix} & \begin{matrix} a & b & c & d \end{matrix} \\ \begin{matrix} a \\ b \\ c \\ d \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 340 & 320 & 400 \\ 340 & 0 & 360 & 200 \\ 320 & 360 & 0 & 180 \\ 400 & 200 & 180 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

$$b_{ik} = \begin{matrix} & \begin{matrix} A & B & C & D \end{matrix} \\ \begin{matrix} A \\ B \\ C \\ D \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 80 & 40 & 30 \\ 80 & 0 & 30 & 20 \\ 40 & 30 & 0 & 10 \\ 30 & 20 & 10 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Örneğin; A, B, C ve D binaları sırasıyla a, b, c ve d alanlarına kurulacaksa, bu takdirde (1) numaralı maliyet fonksiyonu kullanılarak,

$C(\pi) = 2 [340*80 + 320*40 + 400*30 + 360*30 + 200*20 + 180*10] = 137.200$ uzaklık*hacim değeri hesaplanır. Eğer bu permütasyon aşağıdaki gibi değiştirilirse,

D (a)	B (b)
A (c)	C (d)

ortaya çıkacak yeni uzaklık*hacim maliyeti;

$C(\pi) = 2 [340*20 + 320*10 + 400*30 + 360*30 + 200*80 + 180*40] = 112.000$ (Uzaklık*Hacim) şeklinde hesaplanır.

Seyyar Satıcı Problemi (SSP) ile graf bölümlenme gibi kombinatoriyal problem sınıfının tanınmış problemleri, KAP'nin özel durumları olarak modellenebilir. Ancak, bu problemlere kıyasla KAP'nin çözümü oldukça zordur. Literatürde KAP için (i) dinamik programlama, (ii) kesme düzlemi

teknikleri ve (iii) dal-sınır metodu gibi kesin çözüm yöntemleri geliştirilmişse de bu teknikler ancak $n < 30$ için etkili olabilmektedir.

Kesin çözüm yöntemlerinin yetersizliği nedeniyle KAP'nin çözümü için bir çok sezgisel (heuristic) algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritmalar arasında "karınca kolonileri, genetik algoritmalar, tavlama benzetimi, yapay sinir ağları, tabu arama, memetik algoritmalar ve rastlantısal (randomize) arama (GRASP)" gibi teknikler yer almaktadır.

Bu çalışmada KAP için geliştirilen bir MA, yani YA sezgiseli kullanan evrimsel yapıya bir algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen MA, SSP ve KAP gibi kombinatoriyal tipteki problemler için başarıyla uygulanmış ve diğer sezgisel tekniklere göre üstün olduğu gösterilmiştir (Merz and Freisleben, 1997a; 1997b; 1999).

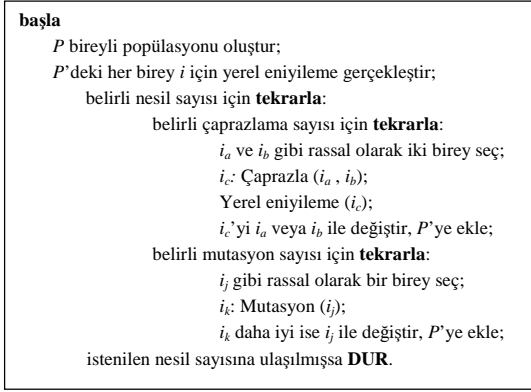
Bu çalışmada, Merz ve Freisleben'in KAP için geliştirdiği MA yapısı ele alınarak, daha önce kullanılmamış olan bir çaprazlama operatörü kullanılmış, sonuçlar mevcut tekniklerle kıyaslanmıştır.

Çalışmanın yapısı şöyledir: ikinci bölüm "kombinatoriyal optimizasyonda MA'nın kullanımına ilişkindir". Yine, üçüncü bölümde "bu çalışmada geliştirilen algoritmanın yapısı ile çaprazlama, mutasyon ve YA operatörlerine değinilmiştir". Bu bölümde ayrıca, geliştirilen algoritmadaki çözüm çeşitliliğinin artırılması için kullanılan Eshelman prosedürü anlatılmaktadır. Dördüncü bölümde ise, QAP-LIB'den seçilen test problemleri üzerinde MA'nın performansı incelenmektedir. Sonuçlar ve öneriler beşinci bölümde sunulmaktadır.

2. MEMETİK ALGORİTMALAR

MA'lar evrim yapısı üzerine kurulu, nesillere dayalı sezgisel arama yapan yaklaşımlardır (detaylı bilgi için bkz. Moscato, 1989). MA'lar bir anlamda YA tekniğini kullanan hibrid GA'lar gibidirler. Aralarındaki fark, MA'ların yerel optimal çözüm uzayı arasında arama yapması, GA'ların ise tüm çözüm uzayı içinde arama yapmasıdır. Kombinatoriyal tipteki problemler için kullanılan bir MA'nın genel yapısı Şekil 1'de verilmektedir.

KAP için evrimsel özellikte geliştirilen ilk algoritmalarından birisi Tate and Smith (1995)'e aittir. Bu çalışma, klasik bir GA'nın KAP'a doğrudan uyarlanmasıdır ve herhangi bir YA prosedürü kullanılmamıştır. Çözülen en büyük problem (nug30) olup, en iyi çözüm bulunamamıştır.



Şekil 1. KAP için kullanılan MA'nın genel yapısı

Merz and Freisleben (1997a), KAP için YA prosedürünü kullanan bir GA geliştirmişlerdir. Bu GA MA'nın özel bir durumudur. Çalışmada kendi geliştirdikleri DPX çaprazlama operatörü kullanılmış ve oldukça iyi sonuçlar elde edilmiştir. Aynı yazarların 1999'da yaptıkları ve KAP için; MA, Tabu Arama ve Karınca Kolonisi algoritmalarını karşılaştırdıkları bir çalışmada, MA'nın incelenilen her problem için diğerlerine üstün olduğu gösterilmiştir.

Ahuja et al., (2000), KAP için Greedy esasına dayalı bir GA geliştirmiş, algoritma için de iki yeni çaprazlama tekniğini uygulamışlardır. Algoritmada mutasyon ve yerel optimizasyon operatörlerinin değişik uygulamaları gerçekleştirilmiştir. Ancak bu yazarların elde ettiği sonuçlar Merz and Freisleben (1999)'den daha iyi değildir. KAP için geliştirilen diğer evrimsel algoritmalar için Merz and Freisleben (1997a, 1999) ve Ahuja et al., (2000)'nin makalelerine bakınız.

3. GELİŞTİRİLEN MEMETİK ALGORİTMA

Bu çalışmada KAP için geliştirilen MA'nın yapısı Şekil 1'de verilmiştir. MA'ların başarısı, GA'lar gibi, kullandıkları çaprazlama, mutasyon ve YA operatörlerine bağlıdır. Bu operatörlerle beraber çözüm çeşitliliğini uygulayan stratejiler, MA'ları oluşturan yapılar olduğundan, her birine aşağıda değinilecek ve bu çalışmada uygulanan operatörler anlatılacaktır.

3. 1. Çözümlerin Gösterimi

Bu çalışmada kullanılan MA'da herhangi bir KAP'nin uygun çözümü, permütasyon kodlaması kullanılarak gösterilmiştir. Yaygın olarak kullanılan bu kodlamada, kromozomda i . pozisyonda görülen

j . gen ile ifade edilen, i . bölgeye yerleştirilen j . tesistir ($\pi(i) = j$). Örneğin 2 4 7 1 8 9 3 5 6 kodlaması, 2. tesisin 1. bölgeye, 4. tesisin 2. bölgeye, vb. şekilde atandığını göstermektedir. Bu çalışmada MA'daki başlangıç popülasyonu rassal olarak türetilmiştir.

3. 2. Yerel Arama Prosedürü

2-opt sezgiselinin bir varyantı olarak bilinen çiftlerli yer değiştirme prosedürü, kullanılan MA'da YA için kullanılmıştır. Kodlamada, herhangi iki birimin yerini değiştirmekle gerçekleştirilen bu prosedür, herhangi bir KAP çözümünün komşu çözümünü elde etmek için kullanılır. Bir çözümün bütün komşuları içerisindeki en iyi sonuç veren çözümü, o bölgenin yerel en iyi çözümü olarak adlandırılır. Ancak herhangi bir KAP çözümünün bütün çözümlerine bakmak yerine, mevcut çözümü iyileştiren ilk çözümü almak, sonuç açısından çözümü kötüleştirmemekle beraber bilgisayar zamanını da azaltmaktadır (Merz and Freisleben 1997b, 1999). Bu çalışmada kullanılan MA'da da herhangi bir çözümün iyileştirilmesi, o çözümün mevcut değerini iyileştiren ilk komşusu ile yer değiştirilerek gerçekleştirilmektedir. Mevcut çözümleri iyileştirmek için bütün komşu çözümlere sadece MA'nın ilk adımında bakılmış, çaprazlamadan sonra gerçekleştirilen YA'da yukarıdaki prensip uygulanmıştır.

3. 3. Çaprazlama Operatörü

Permütasyon türü kodlama kullanan GA'lar için literatürde pek çok çaprazlama tekniği önerilmiştir. Bunların orijinal isimleri ve kısaltmaları Tablo 1'de verilmiştir (Potvin 1996; Larrañaga et al., 1999).

KAP için bu operatörlerin hangisinin en iyi sonuç vereceğini gösteren bir çalışma yapılmamıştır. Ancak SSP için (Potvin, 1996 and Larrañaga et al., 1999) bu tür iki çalışma yapmışlardır.

Her iki çalışmada da; ER, OX1, POS ve OX2 operatörlerinin diğerlerine üstün olduğu gösterilmiştir. Whitley et al., (1989)'nin geliştirdiği ER operatörü ise SSP için diğer bütün operatörlere üstün gelmiştir.

Tate and Smith (1995) geliştirdikleri GA'da POS operatörüne benzer bir teknik kullanmışlardır. Miagkikh et al., (1996), PMX'in değiştirilmiş bir versiyonu olan UPMX isimli bir operatörü GA için de kullanmışlardır. Ahuja et al., (2000) KAP için OX1 operatörünün iyi sonuç vermediğini söyleyerek iki yeni çaprazlama operatörü geliştirmişlerdir.

Tablo 1. Permütasyon Kodlaması İçin Geliştirilen Çaprazlama Operatörleri

Çaprazlama Operatörleri	Araştırmacılar
Partially-mapped crossover (PMX)	Goldberg and Lingle (1985)
Order-crossover (OX1)	Davis (1985)
Order-based crossover (OX2)	Syswerda (1991)
Position-based crossover (POS)	Syswerda (1991)
Heuristic crossover	Grefenstette (1997)
Edge recombination crossover (ER)	Whitley et al., (1989)
Sorted match crossover	
Voting recombination crossover (VR)	Mühlenbein et al., (1991)
Maximal preservative crossover (MPX)	Larrañaga et al., (1999)
Distance preserving crossover (DPX)	Merz and Freisleben (1997b)

Merz and Freisleben (1999) ise mevcut operatörleri kullanmamış, DPX ile gösterilen yeni bir tekniği geliştirmişler ve bunu KAP için uygulamışlardır. Bunların dışında KAP için kullanılmış başka bir operatöre rastlanılamamıştır.

Bu çalışmada geliştirilen MA için, Whitley et al., (1989) tarafından geliştirilen ve SSP’de en iyi sonuç verdiği söylenen ER çaprazlama operatörü kullanılmıştır. ER operatörü, iki kromozomdan yeni bir kromozom elde etmek için “kenar haritaları”ndan (edge map) yararlanmaktadır. Kenar haritaları, kromozomda kodlanmış her elemanın komşu olduğu kenarları gösteren bir yapıdır. Operatörün algoritmik çalışma basamakları şöyledir:

1. Ebeveyn kromozomlardan herhangi birisinin ilk elemanını seç (güncel eleman).
2. Kenar haritasında güncel elemanı, olduğu her yerden çıkar.
3. Eğer güncel elemanın komşu kenarları varsa, adım 4’e git, yoksa 5’e git.
4. Kenar haritasında güncel elemanın komşu sayısı en az olan komşu elemanını seç (eşit sayıda olanlardan rasgele seçim yap), bu elemanı güncel eleman olarak belirle. Adım 2’ye git.
5. Eğer seçilmemiş bir eleman kalmadıysa DUR. Yoksa rasgele seçilmemiş bir eleman seçerek adım 2’ye git.

Aşağıda ER Operatörü Bir Örnek Üzerinde Verilmektedir (Larrañaga et al., 1999a)

Eleman	Komşular
1	2, 6, 3, 5
2	1, 3, 4, 6
3	2, 4, 1
4	3, 5, 2
5	4, 6, 1
6	1, 5, 2

1. (1 2 3 4 5 6) ve (2 4 3 1 5 6) gibi iki kromozom ele alınsın. Bu kromozomlar için kenar haritası yukarıda verilmiştir.
2. Çocuk elemanı için 2. kromozomun ilk elemanı olan (2) seçilsin. (2) elemanı kenar haritasında (1), (3), (4) ve (6)’nın komşusu olarak görülmektedir. Buradan çıkartıldığında (1)’in 3, (3), (4) ve (6)’nın ise 2 adet komşusu kalmaktadır. Bunlar arasında (3), (4) ve (6) en küçük sayıda komşuya sahip olduklarından (3) rasgele güncel eleman olarak seçilir.
3. (3) kenar haritasından çıkarılır. (3)’ün komşuları (1) ve (4)’tür. Daha az komşu kenara sahip olan (4) olduğundan bu eleman güncel eleman olur.
4. (4)’ün bir tek komşusu vardır, (5) seçilir.
5. (5)’in iki komşusu (1) ve (6)’dır. İkisinin de eşit sayıda komşusu olduğundan (1) rasgele seçilir.
6. (6) seçilir.

Bu örnekte elde edilen çocuk kromozom (2 3 4 5 1 6) olacaktır.

Bu çalışmada kullanılan MA’da eğer çocuk kromozomunun değeri ebeveynlerden iyi ise, kötü olan ebeveyn ile değiştirilir. Her nesilde (0.5P) kadar çaprazlama işlemi yapılır.

4. 4. Mutasyon

Permütasyon kodlama işlemi için bir çok mutasyon operatörü geliştirilmiştir. Fakat bu çalışmada Merz and Freisleben (1997a) ile uyumluluk göstermesi bakımından ilgili çalışmada kullanılan operatör uygulanmıştır. Her popülasyonda (0.2P) kadar mutasyon işlemi gerçekleştirilir. Herhangi bir KAP çözümünde mutasyon, rasgele seçilen iki

eleman arasındaki dizinin, bu elemanlarla birlikte tersine döndürülmesiyle gerçekleştirilir. Aşağıda verilen örnekte (7) ve (9) elemanlarıyla sınırlandırılan (7 1 8 9) dizisi tersine çevrilmiştir.

2 4 (7 1 8 9) 3 5 6 : 2 4 (9 8 1 7) 3 5 6

4. 5. Eshelman prosedürü

MA'larda kullanılan YA tekniklerinin bilgisayar zamanını arttırması nedeniyle, kullanılan popülasyon büyüklüğü genellikle 10 ile 40 arasında değişmektedir (Merz and Freisleben, 1997b). Ancak bu kadar küçük popülasyonlar, algoritmanın erken zamanda yakınsamasına (premature convergence) neden olabilir. Yukarıda da belirtildiği gibi MA'lar yerel bölgelerde arama yaparlar. Çaprazlama ve mutasyon operatörleri algoritmayı başka noktalara sıçratır. Ancak her çaprazlamadan sonra yapılan yerel iyileştirme, algoritmayı ilgili bölgede yerel optimuma doğru çeker. Başka bölgelere sıçramak ve erken yakınsamayı önlemek için Eshelman tarafından geliştirilen yeniden başlatma prosedürü uygulanmıştır. Yeniden başlatma, yerel optimumda duran algoritmayı çözüm kümesinin yeni bir bölgesine farklı çözümlerle götürerek çözüm çeşitliliğini sağlar. Eshelman prosedüründe; yakınsama sonucunda (30 nesil boyunca eniyi çözüm değişmiyorsa), eniyi çözüm dışında popülasyondaki tüm bireyler mutasyona tabi tutulmakta ve mutasyondan sonra her birey yerel olarak eniyileştirilmektedir.

5. PERFORMANS ANALİZLERİ

Çalışmada kullanılan MA, C⁺ programlama dilinde kodlanmış ve Windows ortamında Pentium III 600 MHz işlemciye sahip bir sistemde çalıştırılmıştır. İlk aşamada algoritmanın performansını etkileyen parametreleri belirlemek için faktöriyel dizayn uygulanmış, daha sonra algoritma QAP-LIB (bkz. ref. QAP-LIB-Quadratic Assignment Problem Library)'den seçilen test problemleri üzerinde denenmiştir.

5. 1. Deney Tasarımı

Geliştirilen MA'da kullanılan parametrelerin, algoritmanın performansı üzerindeki etkilerini belirlemek için iki yönlü ANOVA testi uygulanmıştır. Burada ele alınan parametreler toplam nesil sayısı (generation) ve her nesildeki birey sayısı (popsize)'dir. Çaprazlama ve mutasyon operatörleri, nesil sayısına bağlı olduklarından bu deneysel analize tabi tutulmamışlardır. Deney tasarımı MINITAB Release 13.3 kullanılarak yapılmıştır. Tablo 2, MA için uygulanan "iki yönlü

ANOVA testinin sonuçlarını" göstermektedir. Bu sonuçlara göre her iki faktörün de p değeri 0.01'in altında olduğundan, algoritma performansı üzerinde etkin oldukları görülmektedir. Faktörlerin etkileşiminin de performans üzerinde kısmen etkili olduğu söylenebilir.

Tablo 2'de generation ve popsize faktörleri için ayrıca güven aralıkları verilmiştir. Buna göre algoritmanın performansı, nesil sayısı 100'den büyük olduğunda yaklaşık aynı kalmakta, 50 olduğunda ise düşmektedir. Nesil büyüklüğü 20 olduğu zaman algoritma düşük bir performans göstermekte, 40'dan sonrası için ise performans önemli ölçüde yükselmektedir.

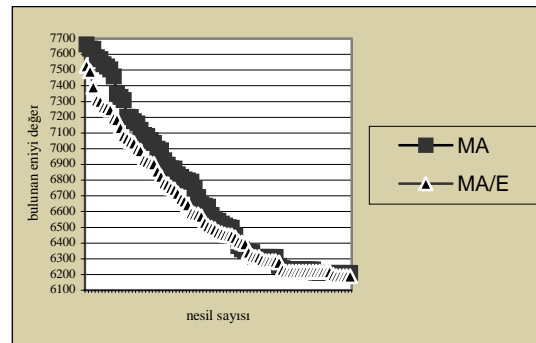
Tablo 2. Geliştirilen MA İçin Yapılan İki Yönlü ANOVA Sonuçları

Two-way ANOVA: C6 versus generation; popsize					
Analysis of Variance for C6					
Source	DF	SS	MS	F	P
generati	2	290282	145141	100,79	0,000
popsize	2	44963	22481	15,61	0,000
Interaction	4	19514	4879	3,39	0,019
Error	36	51839	1440		
Total	44	406598			

generati		Individual 95% CI			
50	Mean 6368,1	-----			
100	6193,9	(-*---)			
250	6201,9	(--*--)			
		6180,0	6240,0	6300,0	6360,0

popsize		Individual 95% CI			
20	Mean 6299,3	-----			

Geliştirilen MA'da kullanılan Eshelman prosedürünün, geliştirilen algoritmanın performansını nasıl etkilediğini görmek için örnek bir problem üzerinde (nug30) algoritması, bu teknik kullanılmadan ve kullanılarak çalıştırılmıştır. Deney sonuçları Şekil 2'de verilmiştir. MA, Eshelman prosedürü kullanılmadan çalıştırılan algoritmanın; MA/E ise bu prosedür kullanılarak çalıştırılan algoritmanın sonuçlarını göstermektedir. Şekil 2'den de görülebileceği gibi, Eshelman prosedürü algoritmanın daha erken iyi sonuçlara doğru yakınsamasını sağlamakta, sonuç olarak daha iyi çözüm noktalarına doğru ilerlemesine yardımcı olmaktadır.



Şekil 2. Eshelman prosedürünün MA üzerindeki etkisi (nug30 test problemi üzerinde)

5. 2. Test problemleri

Bu aşamada geliştirilen MA, QAP-LIB'den seçilen ve büyüklükleri 12 ile 50 arasında değişen 10 test problemi üzerinde denenmiştir. Bu problemler üzerinde kullanılan MA'da, yukarıdaki deney sonuçlarına bağlı olarak Eshelman prosedürü kullanılmıştır. Tablo 3, algoritmanın test problemler üzerindeki sonuçlarını göstermektedir. Tüm problemler için nesil sayısı 500, popülasyondaki birey sayısı ise 40 olarak alınmıştır.

Tablo 3'te en iyi olarak gösterilen, 3 deneme sonucunda bulunan en küçük değeri; ortalama ile gösterilen ise bu 3 denemenin ortalamasını vermektedir. Her değer yanında bulunan sapma sütununda problemin bilinen en iyi değerinden sapması verilmiş, son sütunda ise ilgili değerlerin elde edilmesi için geçen ortalama süre saniye cinsinden verilmiştir.

Tablo 3. MA'nın Test Problemleriyle İlgili Sonuçları

Problem	En İyi	Sapma (%)	Ortalama (3 deneme)	Sapma (%)	CPU (saniye)
rou12	235528	0.00	235528.0	0.00	22.7
rou15	354210	0.00	355024.7	0.23	32.7
rou20	728258	0.38	729588.7	0.56	65.7
chr25a	4186	10.27	4476.0	17.91	139.7
nug30	6148	0.39	6159.3	0.58	281.3
kra30a	88900	0.00	90176.7	1.44	308.3
ste36a	9698	1.81	9753.3	2.39	537.3

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada KAP için Merz and Freisleben (1997b)'nin çalışmasına dayanan bir Memetik Algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma 2-opt benzeri bir yerel arama mekanizması kullanmakta ve daha önce KAP için denenmemiş bir çaprazlama operatörünü uygulamaktadır. Bu çaprazlama operatörü, Seyyar Satıcı Problemi için en başarılı operatör olarak gösterilmiştir. Deneylerden elde edilen sonuçlara göre geliştirilen algoritma, Merz and Freisleben (1997b; 1999)'de verilen değerlerle

kıyaslandığında daha kötü bir performans sergilediği söylenebilir. Bu performans düşüşü, kullanılan çaprazlama operatörüne bağlanabilir. Ancak bu çalışmada elde edilen sonuçlar, Ahuja et al., (2000)'e yakın sonuçlar vermiştir. Tablo 4'te bazı test problemleri için bu sonuçların kıyaslanması gösterilmiştir. Buna göre, Ahuja vd.'nin kullandığı rota çaprazlama (path crossover) ile bu çalışmada ele alınan ER operatörü arasında performans açısından bir yakınlık görülmüş; ancak her ikisinin de Merz ve Freisleben'in geliştirdiği DPX operatörüne göre düşük performanslı olduğu belirlenmiştir.

Tablo 4. Geliştirilen MA'nın Ahuja et al., (2000)'nin Sonuçları ile Karşılaştırılması

Problem	MA		Ahuja et al., (2000)	
	Sapma (%)	CPU (saniye)	Sapma (%)	CPU (saniye)
rou12	0.00	17	0.00	9.8
rou15	0.00	32	0.00	17.3
rou20	0.38	64	0.20	37.6
chr25a	10.27	135	12.86	96.8
nug30	0.39	251	0.07	177.1
kra30a	0.00	286	1.57	150.7
Ste36a	1.81	479	1.39	354.8

Kuadratik Atama Problemi için literatürdeki mevcut çaprazlama ve/veya mutasyon operatörlerinin performans analizini gerçekleştiren bir çalışma yoktur. Bu çalışma ile böyle bir analizin yapılması, daha üstün performanslı algoritma tasarımları için yol gösterici olacak, ayrıca bu probleme özel yeni çaprazlama operatörlerinin geliştirilmesini sağlayacaktır. Ayrıntılı deney tasarımları ve faktör analizleri, geliştirilecek algoritmaların daha verimli kullanılmaları için gereklidir.

7. KAYNAKLAR

- Ahuja, R. K., Orlin, J. B. and Tiwari, A. 2000. A Greedy Genetic Algorithm For the Quadratic Assignment Problem, *Computers and Operations Research*, 27, 917-934.
- Davis, L. 1985. "Job-Shop Scheduling With Genetic Algorithms", **In Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms**, Mahwah, NJ.
- Garey, M.R. and Johnson, D. S. 1979. Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness, Freeman, New York.
- Goldberg, D. Linge, R. 1985. "Alleles, loci and the travelling salesman problem", **In Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms**, Mahwah, NJ.
- Grefenstette, J. J. 1997. "Lamarckian learning in multi-agent environments", **In Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms**, San Diego, CA, 303-310.
- Larrañaga, P., Kuijpers, C. M. H., Murga, R. H., Inza, I. and Dizdarevic, S. 1999a. Genetic algorithms for the Travelling Salesman Problem: A review of representations and operators, *Artificial Intelligence Review*, 13, 129-170.
- Larrañaga, P., Etxeberria, R., Lozano, J. A. and Peña, J. M. 1999b. "A Review of the Cooperation Between Evolutionary Computation and Probabilistic Graphical Models", **In Second Symposium on Artificial Intelligence**, Adaptive Systems, CIMAF'99, 314-319, La Habana.
- Merz, P. and Freisleben, B. 1997a. "A Genetic Local Search Approach to the Quadratic Assignment Problem", **In Proceedings of the 7th International Conference on Genetic Algorithms**, (T. Bäck, editör), 465-472, Morgan Kaufmann, (<http://www.informatik.uni-siegen.de/~pmerz>).
- Merz, P. and Freisleben, B. 1997b. "Genetic Local Search For the TSP: New Results", **In Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation**, (T. Bäck, Z. Michalewicz ve X. Yao, editors), 159-164, IEEE Press, (<http://www.informatik.uni-siegen.de/~pmerz>)
- Merz, P. and Freisleben, B. 1999. "A Comparison of Memetic Algorithms, Tabu search, and Ant Colonies for the Quadratic Assignment Problem", **In Proceedings of the 1999 International Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO '99)**, Morgan Kaufmann, 417-424. (<http://www.informatik.uni-siegen.de/~pmerz>).
- Miagkikh, V., Topchy, A., Kureichik, V. and Tetelbaum, A. 1996. "Combined Genetic and Local Search Algorithm For the Quadratic Assignment Problem", **In Proceedings of IC on Evolutionary Computation and Its Applications, EvCA'96**, Moscow, June 1996, 335-341.
- Mirchandani, P. B. and Francis, R. L. 1990. Discrete Location theory, Wiley, New York.
- Moscato, P. 1989. On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms, Tech. Rep. Caltech Concurrent Computation Program, Report. 826, California Institute of Technology, Pasadena, California, USA. (ayrıca http://alife.ccp14.ac.uk/memetic/~moscato/papers/bi_gone.ps).
- Mühlenbein, H. 1989. "Parallel Genetic Algorithm Population Dynamics and Combinatorial Optimisation", In: H.Schaffer (ed.): **In Proceedings 3rd International Conference on Genetic Algorithms**, San Francisco: Morgan Kaufmann, 416-421.
- Mühlenbein, H., Schomisch, M. and Born, J. 1991. The Parallel Genetic Algorithm as Function Optimizer, *Parallel Computing*, 17, 619-632.
- Potvin, Y. 1996. Genetic Algorithms for the Travelling Salesman Problem. *Annals of Operations Research*, 63, 339-370.
- Syswerda, G. 1991. Schedule Optimisation Using Genetic Algorithms, Handbook of Genetic Algorithms, Ed. Davis, L., Van Nostrand Reinhold. QAP-LIB, Quadratic Assignment Problem Library, <http://www.opt.math.tu-graz.ac.at/qaplib/>.
- Tate, D. M. and Smith, A. E. 1995. A Genetic Approach to the Quadratic Assignment Problem. *Computers and Operations Research*, 22 (1), 73-83.
- Whitley, D., Starkweather, T. and Fuguyay, D. 1989. "Scheduling Problems and Travelling Salesman Problem", **In Proceedings of the International Conference on Genetic Algorithms**, Los Altos, CA: Morgan Kaufmann Pub.