KARESEL ATAMA PROBLEMİ İÇİN DETERMİNİSTİK TAVLAMA BENZETİM YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Mehmet Güray ÜNSAL*

Özet: Bu çalışma da metasezgisel bir yöntem olan Tavlama Benzetimi'ne (TB) ait olan deterministik tavlama algoritmaları eşik kabulü ve kayıt kayıta gezinti yöntemleri kullanılmıştır. Karesel Atama Problemi (KAP) için uygulanarak, bu iki yöntemin amaç fonksiyon değeri ve çözüm (cpu) zamanları açısından anlamlı bir farklılığa sahip olup olmadıkları istatistiksel olarak incelenmiştir. İki algoritma arasında çözüm zamanı ve amaç fonksiyonu değeri bakımından anlamlı bir fark bulunmamıştır. Sonuç olarak, Karesel Atama Problemi üzerinden yapılan bu çalışma da karşılaştırılan iki algoritmanın çözüm zamanı ve amaç fonksiyonu değerleri bakımından aynı performansa sahip oldukları belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Karesel Atama Problemi, Tavlama Benzetimi, Eşik kabulü, Kayıt Kayıta Gezinti

Comparing of the Deterministic Simulated Annealing Methods for Quadratic Assignment Problem

Abstract: In this study, Threshold accepting and Record to record travel methods belonging to Simulated Annealing that is meta-heuristic method by applying Quadratic Assignment Problem are statistically analyzed whether they have a significant difference with regard to the values of these two methods target functions and CPU time. Between the two algorithms, no significant differences are found in terms of CPU time and the values of these two methods target functions. Consequently, on the base of Quadratic Assignment Problem, the two algorithms are compared in the study have the same performance in respect to CPU time and the target functions values.

Keywords: Simulated Annealing, Threshold Accepting, Record to Record Travel, Quadratic Assignment Problem

1. GİRİŞ:

Kesikli çözüm uzayına sahip problemler için en iyi çözümü arayan ya da bulan yöntemlere kombinatoryal eniyileme yöntemleri, bu tür problemlere de kombinatoryal eniyileme problemleri adı verilmektedir. Bu problemler P sınıfı ve NP Zor sınıfı problemler olmak üzere ikiye ayrılırlar. Çözüm zamanı logaritmik olarak artan P sınıfı problemler (en kısa yol, minimum ağaç v.b.) için optimum çözümü bulmak mümkün iken, üstel olarak artan çözüm zamanına sahip NP Zor sınıfı problemler (Gezgin Satıcı Problemi, Karesel Atama Problemi, Tek Makineli Çizelgeleme Problemi, Atama Problemi, Atölye Çizelgeleme Problemi, Araç Rotalama Problemi v.b.) için karar değişkeni sayısı arttıkça optimum çözüme ulaşılması çok zaman alıcı, hatta imkansız olabilmektedir. Metasezgisel yöntemlerin uygulandığı birçok NP

* Gazi Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Teknikokullar – Beşevler, Ankara.
İletişim Yazarı: M.G. Ünsal (mgunsal@gazi.edu.tr)

Zor sınıfı problem mevcuttur. Metasezgisel yöntemler çok geniş ölçekte optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılmaktadır. Karesel Atama Problemleri bu geniş uygulama alanlarından birisidir.

Metasezgisel yöntemler, çözüm zamanı üstel olarak artan NP zor sınıfı problemlerin çözümlerinde kullanılan çözüm uzayını etkin bir şekilde aramayı sağlayacak alt seviye sezgisellere rehberlik eden üst seviye süreçlerdir. Çözüm uzayının etkin bir şekilde kullanılması demek; en iyi yada en iyiye yakın çözüm aranırken yerel optimumlardan kurtularak global optimum değere yakın çözümleri veren bir algoritma yapısıyla aramanın yapılmasıdır. Bunu sağlayan üst seviye sezgisel yöntemler Metasezgisel Yöntemler'dir. Buradaki amaç, en iyi ya da en iyiye yakın çözümleri bulmak için arama uzayını hızlı bir şekilde araştırmaktır. Bir başka deyişle, metasezgisel yöntemler, kısa zamanda çözüm uzayının etkin bir şekilde araştırılmasını sağlayan yüksek seviyedeki stratejilerdir.

Literatür de NP zor sınıfı problemlerin çözümünde geliştirilmiş birçok metasezgisel yöntem vardır. Bunlar uygulamada doğadaki olaylardan faydalanılarak ve faydanılmadan oluşturulabilen birçok algoritma vardır. Tavlama Benzetimi Yöntemi, çözüm zamanı üstel olarak artan NP Zor sınıfı problemlerin çözümünde kullanılan, katıların fiziksel tavlama sürecinden esinlenerek geliştirilmiş olan metasezgisel algoritmalardan birisidir.

Karesel atama problemi NP Zor sınıfı bir problem olması sebebiyle çözümünde metasezgisel yöntemlerin kullanıldığı bir problem çeşididir. Tavlama Benzetimi yöntemi literatürde karesel atama problemlerine ilk olarak Burkard ve Rendl (1984) tarafından uygulanmıştır. İzleyen dönemde Conolly (1990) başka bir çalışma yapmıştır. Thonemann ve Bölte (1994) geliştirilmiş bir TB algoritmasını Karesel Atama Problemi için önermişlerdir. Nissen ve Paul (1995) tarafından yine TB algoritması Karesel atama problemi için kullanılmıştır.

Bu çalışmada, kombinatoryal eniyileme problemlerinden Karesel Atama Problemi (KAP) için Deterministik Tavlama Benzetimi Yöntemlerinden Eşik kabulü ve Kayıt kayıta gezinti Tavlama Benzetim Yöntemlerinin karşılaştırılması bir küçük (N=10) birde büyük boyutlu (N=50) problem için yapılmıştır. Karşılaştırmalar hem çözüm zamanı hem de amaç fonksiyonu değeri üzerinden yapılmıştır. Bu karşılaştırmanın sebebi hangi algoritmanın daha etkin olduğunun, diğerine göre daha tercih edilebilir olduğunun tespiti içindir. Çözüm zamanı kısa ve/veya amaç fonksiyon değeri daha optimum olan algoritma bir uygulamacı için daha etkin ve kullanışlı bir algoritma olacaktır. Sonuçların karşılaştırılabilir olması için algoritmalardaki durdurma koşulu, sıcaklık düşürme çizelgesi, başlangıç sıcaklığı, aranılacak komşu çözüm sayısı, komşu çözüm oluşturma mekanizması her algoritma için aynı alınmıştır.

Çalışmada ikinci bölümde Karesel Atama Problemi (KAP) tanıtılacak, üçüncü bölümde Tavlama Benzetimi ile ilgili bilgiler, dördüncü bölümde üzerinde çalışılacak deterministik tavlama benzetim yöntemleri algoritmaları verilecektir. Beşinci bölümde uygulama çalışması analizleri incelenecek, son bölümde ise çalışma sonuçlandırılacaktır.

2. KARESEL ATAMA PROBLEMİ (KAP):

Karesel Atama Probleminde eşit sayıda aday bölge ve tesis vardır. Amaç, toplam maliyeti en azlayacak şekilde tesislerin aday bölgelere atamasını gerçekleştirmektir. Atama sonunda her aday bölgeye bir tesis kurulacak ve hiçbir aday bölge veya tesis açıkta kalmayacaktır.

KAP literatürü incelendiğinde çok sayıda çalışmaya rastlanmaktadır. KAP ilk olarak Koopmans ve Beckman (1957) tarafından önerilmiştir. Bu konu ile ilgili diğer bazı çalışmalar Lawler (1963), Hillier ve Connors (1966), Ligget (1981), Francis ve White (1974) tarafından hazırlanmıştır. Çözüm için kullanılan metotlar arasında dalsınır algoritması (Adams vd. (2007), Hahn vd. (1998) , Mans vd. (1995), Roucairol (1987)), yerel arama teknikleri (Angel ve Zissimopoulos (2001), Ramkumar vd. (2008), Goldberg vd. (2008), Stützle (2006), kesme düzlemi algoritması (Bazaraa (1980)), dinamik programlama (Christofides ve Benavent (1989)), vb. sayılabilir (Gülsün v.d., 2009). Tailard (1991), kareli atama problemi için Tabu Aramasını kullanmıştır. Bunların dışında, Burkard vd. (1998) ve Pardalos, Rendl, ve Wolkowicz (1994), kareli atama problemi konusunda teori ve uygulamalarıyla ilgili genişletilmiş bir literatür taraması çalışması yapmışlardır. Ayrıca, Burkard vd. (1998), karesel atama problemlerinin polinomyal çözüm durumları odaklı bir çalışma sunmuşlardır. Sahni ve Gonzalez (1976), karesel atama probleminin NP zor sınıfı bir problem olduğunu, optimum çözümden alınan sabit faktörlerle elde edilen yaklaşık çözümün, polinomiyal zamanda elde edilemeyeceği durumuyla göstermişlerdir.

KAP NP-Zor sınıfı problemlerden olduğundan, çözüm zamanı yerleştirilecek tesis sayısı arttıkça üstel olarak artmaktadır. Bu durumda fazla sayıda tesisin olduğu problemlerde kısa zamanda iyi çözüm elde edilebilmesi için KAP çözümü için sezgisel yöntemler kullanılmıştır. KAP için Matematiksel Model aşağıdaki gibi verilebilir:

N: Tesis Kümesi

c_{prqs} : p ve r tesislerini q ve s aday bölgelerine atamanın maliyeti

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{p tesisi q aday bölgesine yerleştirilirse} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

$$Min\ Z = \sum_{p=1}^{N} \sum_{q=1}^{N} \sum_{\substack{r=1 \\ r \neq p}}^{N} \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq q}}^{N} c_{prqs}\ x_{pq}\ x_{rs}$$

$$\sum_{i=1}^{N} x_{pq} = 1 \qquad q=1,...,N$$

$$\sum_{i=1}^{N} x_{pq} = 1 \qquad p=1,...,N$$

$$x_{pq} \in 0-1$$

(Burkard, Çela, Pardalos ve Pitsoulis,1998)

3. TAVLAMA BENZETİMİ (TB):

Literatürde özelliklerine göre sınıflandırılabilen metasezgisel yöntemlerden, uygulamada doğadaki olaylardan faydalanılarak oluşturulan algoritmalar vardır. Bunlardan biriside Tavlama Benzetimi (TB) yöntemidir. Tavlama Benzetimi bir stokastik arama yöntemidir. Tavlama Benzetimi ismi katıların fiziksel tavlama süreci ile olan benzerlikten ileri gelmektedir. Metropolis ve arkadaşları 1953'te sundukları bir yöntemle bir katının ısı banyosunda "ısıl dengeye" kadar olan gelişiminin benzetimini yapmak için basit bir algoritma sunmuşlardır.

TB, yerel arama (descent) yöntemlerinin yerel bir minimuma ulaştıktan sonra global minimum için daha fazla arama yapmamasından kaynaklanan eksikliğini gidermeye çalışan bir yöntemdir (Güler ve Altıparmak, 2003). Tavlama benzetimi algoritma yapısından dolayı bazen kötü çüzümleri de mevcut çözüm olarak kabul edebilmektedir. Bu şekildeki bir algoritma yapısı bu sezgisel yöntemin, başlangıçta yakalanabileceği yerel optimum tuzaklardan kurtularak global optimuma erişebilmesini sağlamaktadır. Yine bu yapı algoritma başlangıcında yerel optimumlardan kurtulacak şekilde çözüm uzayında gezinmeyi (diversification), algoritmanın sonlarına doğruda sadece amaç fonksiyonunda iyileşme yapan ve global optimumu içeren bölgede hassas bir aramayı (intensification) sağlar.

TB, yukarıdaki algoritma yapısı için şu temel adımları kullanır: bazen yeni bir çözümün (j) amaç fonksiyon değeri($f(j)$) mevcut çözümün (i) amaç fonksiyon değerinden büyük olmasına rağmen (yani $\Delta > 0$, $\Delta = f(j) - f(i)$) yeni çözüm mevcut çözüm olarak kabul edilir ve arama işlemine devam edilir. Daha açık bir ifade ile, $\Delta \leq 0$ olduğunda, j mevcut çözüm olarak kabul edilir. T fiziksel tavlamadaki sıcaklığı göstermek üzere, $\Delta > 0$ ise j, $e^{-\Delta/T}$ olasılığı ile mevcut çözüm olarak kabul edilir. Arama işlemine yüksek bir T_0 başlangıç sıcaklığı ile başlanır ve arama işlemi sırasında bu sıcaklık değeri belli bir sıcaklık düşürme prensibiyle yavaş yavaş düşürülür. Bu strateji ile aramanın başlangıç aşamalarında amaç fonksiyonunda büyük artışların olduğu yeni çözümler kabul edilirken, aramanın sonuna doğru (sıcaklık sıfıra yaklaşırken) sadece amaç fonksiyonunda iyileşme sağlayan çözümler kabul edilir (Güler ve Altıparmak, 2003).

TB'nin uygulamasında genel kararlar olarak belirlenmesi gereken değerler başlangıç sıcaklığı, soğutma planı ve durdurma koşuludur. Bunun dışında probleme özgü olarak çözüm uzayı, maliyet fonksiyonu, başlangıç çözümü ve komşuluk yapısı da belirlenmelidir.

Tavlama Benzetimi yönteminin algoritması aşağıdaki gibidir.

Tekdüze dağılımdan uzaklık matrisi için veri üret.
Bir başlangıç durumu seç i є s;
Bir başlangıç sıcaklığı seç T > 0;
Sıcaklık değişim sayısını sıfırla t =0;
Tekrar
        Tekrar sayacını sıfırla n=0;
Tekrar
        i'nin bir komşusu olan j durumunu üret;
        Δ= f(j) - f(i) ;
        eğer Δ< 0 ise i = j;
        değilse random(0,1) < exp(- Δ /T) ise i=j;
        n= n+1;
-e kadar n= N(t);
        t =t+1;
        T =T(t);
-e kadar durdurma koşulu

(Güler ve Altıparmak, 2003).

4. EŞİK KABÜLÜ VE KAYIT KAYITA GEZİNTİ YÖNTEMLERİ:

Deterministik Tavlama Benzetimi olarak literatürde kullanılan iki yöntem Eşik Kabulü ve Kayıt kayıta gezinti Tavlama Benzetim yöntemleridir. Eşik kabulü yöntemi genel olarak bir başlangıç durumu ve sıcaklığından başlayarak, bu başlangıç durumuna komşu başka bir durum üretilir. Bu komşu çözümlerin amaç fonksiyonları farkları belli bir değerin altına düşünceye kadar algoritma aynı prensipte devam eder. Eşik kabulü Yönteminin genel olarak algoritması aşağıdaki gibi verilebilir:

Bir başlangıç durumu seç i є s;
Bir başlangıç sıcaklığı seç T-To > 0;
Tekrar
        i'nin bir komşusu olan j durumunu üret;
        Δ= f(j) - f(i) ;
        if Δ< 0 then i = j;
        T =T(t);
-e kadar durdurma koşulu

Kayıt kayıta gezinti yöntemi yine bir başlangıç çözümü alır ve bu çözümün amaç fonksiyon değerini kaydeder. Belirlenen bir sapma değerinin amaç fonksiyonu ile toplamı elde edilir. Bu değerin mevcut iterasyondaki üretilen komşu çözümün amaç fonksiyonu değerinden küçük olup olmamasına göre bir karar kuralı belirlenir. Bu karar kuralı ile hangi amaç fonksiyonu değerini kayıtta tutacağını ve bir sonraki iterasyon da kullanacağını belirler. Kayıt kayıta gezinti yönteminin algoritması:

Bir başlangıç durumu seç i є s ve Kayıt= f(i);
Sapma değeri D'yi belirle;
Tekrar
    i'nin bir komşusu olan j durumunu üret;
    if f(j)<Kayıt+D then i = j;
    if f(j)<Kayıt, daha sonra Kayıt=f(j);

-e kadar durdurma koşulu

(Shapiro ve Alfa, 1995).

5. UYGULAMA:

Bu bölümde, farklı sayıdaki (N=10, N=50) tesis ve aday bölge üzerinden kurulmuş farklı Karesel Atama Problemleri için Tavlama Benzetimi metasezgisel yöntemi kullanılmaktadır. Bu metasezgisel algoritmaya bağlı olan Eşik kabulü ve Kayıt kayıta gezinti Tavlama Benzetim Yöntemlerinin çözüm kalitesi ve çözüm (cpu) zamanı bakımlarından aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olup olmadığı incelenmektedir. Komşu çözüm aramada SWAP (ikili değiştirme) yöntemi kullanılmaktadır. Bunun dışında sabit bir başlangıç sıcaklığı, soğutma çizelgesi olarak Geometrik soğutma çizelgesi kullanılarak düşürülmektedir. Algoritmaların karşılaştırılabilir olması için başlangıç çözümü, durdurma koşulu, soğutma çizelgesi, başlangıç sıcaklığı, her bir iterasyonda aranacak komşu çözüm sayısı ve komşu çözüm arama yöntemleri her algoritmada aynı alınmıştır. Başlangıç sıcaklığı her algoritma için T=500 şeklinde kabul edilmiştir, durdurma koşulu her algoritma için "*2 x tesis sayısı*" şeklinde alınmıştır. Böylece, her bir algoritma için her denemede farklı sürelerde çözümün elde edilmesinin durma koşulu ile değil, algoritmaların yapısı ile ilgisi vardır. Her bir iterasyonda bir komşu çözüm aranmaktadır.

Küçük boyutlu bir problem olarak N=10 için, hem Eşik kabulü hem de Kayıt kayıta gezinti Algoritmaları MATLAB programıyla yazılmış ve 10 denemede Tablo 1'deki sonuçlar alınmıştır.

Tablo 1. N=10 İçin En İyi Çözüm (fsi) ve Çözüm Zamanı (cpu) Değerleri

DENEME NO	Eşik kabulü		Kayıt kayıta gezinti	
	Fsi	cpu	Fsi	cpu
1	41,8100	5,9113	40,9900	7,2715
2	39,0200	6,2822	41,4000	7,1224
3	40,9800	6,8443	40,6900	7,5337
4	40,9600	7,2503	39,0200	6,8762
5	40,5800	7,0113	40,8100	6,2649
6	41,0900	6,3858	41,0900	6,8129
7	40,9600	7,0090	40,9800	7,9171
8	41,4000	7,4262	41,8900	6,1554
9	40,6900	6,4633	41,8100	7,4598
10	40,9900	6,3118	40,6900	7,0862

Buna göre bu iki algoritmanın ortalama en iyi çözüm değerleri bakımından aralarında anlamlı bir farklılık olup olmadığı ile ilgili hipotezler ve SPSS programı test sonuçları aşağıdaki gibidir.

$$H_0 : \mu_{fsi_t} = \mu_{fsi_r} \qquad H_1 : \mu_{fsi_t} \neq \mu_{fsi_r}$$

Tablo 2. N=10, En İyi Çözüm (fsi) Değerleri İçin Test Sonuçları

Normal Dağılım için Kolmogorov-Smirnov Testi: Z Değeri= 1.086 Asym. Sig.= 0.189						
Grup İstatistikleri						
Gruplar	N	Ortalama		Standart Sapma		Ortalama Standart Hata
Eşik kabulü	10	40,8480		0,7295		0,2307
Kayıt kayıta gezinti	10	40,9370		0,7976		0.2522
		Varyansları Eşitliği İçin Levene Testi		Ortalamaların Eşitliği İçin t Testi		
Bağımsız Örnekler Testi		F	Sig.	t değeri	sd	Sig.
Varyansların Eşit Olduğu Varsayımı		0,049	0,827	-0,260	18	0,7980
Varyansların Eşit Olmadığı Varsayımı		—	—	-0,260	17,86	0,7980

Tablo 2'den görüldüğü üzere α=0.05 anlamlılık düzeyine Kolmogorov-Smirnov testine göre Asym. Sig.> α (0,189>0,05) olduğu için "H_0: Veriler normal dağılıma uyar." hipotezi reddedilemez. Bu durumda verilerin normal dağılımdan geldiği söylenebilir. Ayrıca iki bağımsız örnek ortalamalarının karşılaştırılmasıyla ilgili t testi için varyansların eşit olduğu varsayımı altında, Sig.> α (0,798>0,05) olduğu için H_0 hipotezi reddedilemez. Yukarıdaki sonuçlara göre ortalama en iyi çözüm değerleri bakımından iki algoritma arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

İki algoritmanın ortalama çözüm zamanları bakımından aralarında anlamlı bir farklılık olup olmadığı ile ilgili hipotezler ve SPSS programı test sonuçları aşağıdaki gibidir.

$$H_0 : \mu_{cpu_t} = \mu_{cpu_r} \qquad H_1 : \mu_{cpu_t} \neq \mu_{cpu_r}$$

Tablo 3. N=10, Çözüm Zamanı (cpu) Değerleri İçin Test Sonuçları

Normal Dağılım için Kolmogorov-Smirnov Testi: Z Değeri= 0.559 Asym. Sig.= 0.914						
Grup İstatistikleri						
Gruplar	N	Ortalama		Standart Sapma		Ortalama Standart Hata
Eşik kabulü	10	6,6896		0,4881		0,1544
Kayıt kayıta gezinti	10	7,0500		0,5490		0.1736
		Varyansları Eşitliği İçin Levene Testi		Ortalamaların Eşitliği İçin t Testi		
Bağımsız Örnekler Testi		F	Sig.	t değeri	sd	Sig.
Varyansların Eşit Olduğu Varsayımı		0,00	0,997	-1,552	18	0,1380
Varyansların Eşit Olmadığı Varsayımı		—	—	-1,552	17,76	0,1380

Tablo 3'te, α=0.05 anlamlılık düzeyine göre Sig.> α (0,1380>0,05) olduğundan yukarıdaki sonuçlara göre ortalama çözüm zamanları açısından iki algoritma arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

Şimdi de büyük boyutlu bir problem olarak N=50 için benzer işlemler uygulanmış ve 10 denemede Tablo 4'teki sonuçlar alınmıştır.

Tablo 4. N=50 İçin En İyi Çözüm (fsi) ve Çözüm Zamanı (cpu) Değerleri

DENEME NO	Eşik kabulü		Kayıt kayıta gezinti	
	fsi	cpu	Fsi	cpu
1	193,4631	41,7767	191,5115	44,1008
2	190,7620	43,1002	189,1661	44,3546
3	188,4942	55,8336	192,6544	51,3095
4	193,9753	44,5118	182,8679	43,2201
5	191,9207	52,0738	179,9055	44,8758
6	193,8665	43,8247	190,8249	49,8924
7	183,9961	51,5676	194,0090	44,8007
8	193,7253	45,1151	193,9552	44,2673
9	186,7887	44,0009	190,2178	52,0587
10	186,3693	43,8450	182,0739	43,7418

Bu iki algoritmanın ortalama en iyi çözüm değerleri bakımından aralarında anlamlı bir farklılık olup olmadığı ile ilgili hipotezler ve SPSS programı test sonuçları aşağıdaki gibidir.

$$H_0 : \mu_{fsi_t} = \mu_{fsi_r} \qquad H_1 : \mu_{fsi_t} \neq \mu_{fsi_r}$$

Tablo 5. N=50, En İyi Çözüm (fsi) Değerleri İçin Test Sonuçları

Normal Dağılım için Kolmogorov-Smirnov Testi: Z Değeri= 0,723 Asym. Sig.= 0,673						
Grup İstatistikleri						
Gruplar	N	Ortalama		Standart Sapma		Ortalama Standart Hata
Eşik kabulü	10	190,3361		3,6753		1,1622
Kayıt kayıta gezinti	10	188,7186		5,1816		1,6386
		Varyansları Eşitliği İçin Levene Testi		Ortalamaların Eşitliği İçin t Testi		
Bağımsız Örnekler Testi		F	Sig.	t değeri	sd	Sig.
Varyansların Eşit Olduğu Varsayımı		1,366	0,258	0,805	18	0,4310
Varyansların Eşit Olmadığı Varsayımı		—	—	0,805	16,23	0,4320

Tablo 5 için α=0.05 anlamlılık düzeyine göre Sig. değeri> α (0,4310>0,05) olduğu için H_0 hipotezi red edilemez. Yukarıdaki sonuçlara göre ortalama en iyi çözüm değerleri açısından iki algoritma arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

Yine iki algoritmanın ortalama çözüm zamanları bakımından aralarında anlamlı bir farklılık olup olmadığı ile ilgili hipotezler ve SPSS programı test sonuçları aşağıdaki gibidir.

$$H_0 : M_{cpu_t} = M_{cpu_r} \qquad H_1 : M_{cpu_t} \neq M_{cpu_r}$$

Tablo 6. N=50, Çözüm Zamanı (cpu) Değerleri İçin Test Sonuçları

Normal Dağılım için Kolmogorov-Smirnov Testi: Z Değeri= 1,459 Asym. Sig.= 0,028					
Grup İstatistikleri					
Gruplar	N	Ortalama Rank		Rankların Toplamı	
Eşik kabulü	10	10,20		102,00	
Kayıt kayıta gezinti	10	10,80		108,00	
Test İstatistikleri		Mann Whitney U	Wilcoxon W	Z değeri	Asymp. Sig.
		47,00	102,00	-0,227	0,821

Tablo 6'da, α=0.05 anlamlılık düzeyine Kolmogorov-Smirnov Normallik Testine göre Asym. Sig. değeri< α (0,028<0,05) olduğu için verilerin normal dağılımdan geldiği söylenemez. Bu nedenle t testinin parametrik olmayan karşılığı olan ve grup meydanlarının eşit olup olmadığı hipotezlerine dayanan, Mann Whitney'in U Testi yapılır. Yukarıdaki sonuçlara göre, Asymp. Sig.>α (0,821>0,05) olduğundan ortalama çözüm zamanları açısından iki algoritma arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

Sonuçlar incelendiğinde hem küçük hem de büyük boyutlu problemler için iki algoritma arasında çözüm zamanı ve amaç fonksiyonu değeri bakımından anlamlı bir fark bulunamamıştır. Genelde optimizasyon algoritmalarının ölçümünde bu iki kriter kullanılır. Bazen zaman darlığı açısından çözüm zamanı daha kısa olan algoritmalar amaç fonksiyonu bakımından daha iyi sonuçlar vermese bile diğerine göre tercih edilebilir. Yada tam tersi bir durum söz konusu olabilir. İki algoritma arasında çözüm zamanı ve amaç fonksiyonu değeri bakımından anlamlı bir fark bulunmadığı için, böylesi bir tercih iki algoritma arasında geçerli değildir. Eşik kabulü algoritmasından farklı olarak, Kayıt kayıta gezinti algoritmasının karar sürecinde hesaba kattığı sapma değeri ile mevcut iyi çözümü kayıt etme özelliğinin çözüm zamanı ve amaç fonksiyonu değerleri bakımından anlamlı bir farka sebebiyet vermediği görülmüştür.

Sonuç olarak, iki algoritmanın çözüm zamanı ve amaç foksiyonu değerleri bakımından aynı performansa sahip oldukları ve birbirlerine göre bir üstünlüğe sahip olmadıkları söylenebilir.

6. SONUÇLAR:

Deterministik Tavlama Benzetimi yöntemlerinden Eşik kabulü ve Kayıt kayıta gezinti arasında belli parametre değerlerine sahip Tavlama Benzetimi programı 10 kez koşturulmuş ve en iyi çözüm değeri ve çözüm zamanı değeri için karşılaştırma yapılmıştır. Farklı boyuttaki problemlerin durumlarının gözlemlenebilmesi için N=10 ve N=50 alınarak iki farklı boyut kullanılmıştır. Uygulama sonuçlarına bakıldığında, iki algoritma arasında hem en iyi çözüm değeri hem de çözüm zamanı açısından test sonuçlarına göre istatistiksel olarak bir fark yoktur. Çözüm zamanı ve amaç fonksiyonu değeri optimizasyon problemlerinde zaman zaman birinden ödün verilerek diğerinin tercih edilmesi şeklinde karşımıza çıkabilen iki önemli unsurdur. Bu çalışmada incelenen iki algoritma arasında çözüm zamanı ve amaç fonksiyonu değeri bakımından anlamlı bir fark bulunamamıştır. Bu nedenle böylesi bir tercihin bu iki algoritma için yapılıp yapılmayacağı karesel atama problemi için bu çalışma ile gösterilmiştir. Gelecek çalışmalar literatürdeki başka deterministik tavlama benzetimi algoritmaların karşılaştırılması veya farklı NP zor sınıfı problemler üzerinden de yapılabilir. Karesel atama problemi dışında da farklı NP Zor sınıfı problemleri üzerinden de bu tür karşılaştırmalar yapılarak sonuçlar daha da genelleştirilebilir.

KAYNAKLAR:

1. Adams, W.P., Guignard, M., Hahn, P.M., Hightower W.L. (2007) A level-2 reformulation-linearization technique bound for the quadratic assignment problem, *European Journal of Operational Research*, 180 (3), 983-996.

2. Angel, E., Zissimopoulos, V. (2001) On the landspace ruggedness of the quadratic assignment problems, *Theoretical Computer Science*, 263 (1-2), 159-172.

3. Bazaraa, M.S., Sherali, M.D. (1980) Bender's partitioning scheme applied to a new formulation of the quadratic assignment problem, *Naval Res. Logistics Q*, 27, 29-41.

4. Burkard, R. E., Rendl, F., (1984) A thermodynamically motivated simulation procedure for combinatorial optimization problems, European Journal of Operational Research, 17, 169–174.

5. Burkard, R.E., Çela E., Pardalos P.M., Pitsoulis L.S. (1998) The Quadratic Assignment Problem. *SFB Report 126*, Institute of Mathematics,Technical University Graz, Austria.

6. Christofides, N., Benavent, E. (1964) An exact algorithm for the quadratic assignment problem, *Operation Research*, 37, 760-768.

7. Conolly, D.T. (1990) An improved annealing scheme for the QAP. *European Journal of Operational Research*, 46, 93–100.

8. Dantzig, G., Fulkerson, R., Johnson, S. (1954) Solution of a Large Scale Traveling Salesman Problem, *Paper P-510, The RAND Corporation*, Santa Monica, California.

9. Francis, R.L., White, J.A. (1974) Facility layout and location, *Englewood Cliffs*, N.J.: Printice-Hall.

10. Garey, M.R., Johnson, D.S. (1979) Computers and Intracta-bility: A Guide to the Theory of NP-Completeness. *Freeman*, San Francisco.

11. Gülsün, B., Tuzkaya, G., Duman, C. (2009) Genetik Algoritmalar ile Tesis Yerleşimi Tasarımı ve Bir Uygulama, *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 10 (1), 73-87.

12. Güner, E., Altıparmak, F. (2003) İki Ölçütlü Tek Makinalı Çizelgeleme Problemi İçin Sezgisel Bir Yaklaşım, J. Fac. Eng. Arch. Gazi Univ., Vol 18, No 3, 27-42.

13. Goldberg, E.F.G., Maculan, N., Goldberg, M.C. (2008) A new neighborhood for the QAP, *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 30, 3-8.

14. Hahn, P., Grant, T., Hall, N. (1998) A branch-and-bound algorithm for the quadratic assignment problem based Hungarian method, *European Journal of Operational Research*, 108 (3), 629-640.

15. Hillier, F.S., Connors, M.M. (1966) Quadratic assignment problem algorithms and location of invisible facilities, *Management Science*, 13 (1), 42-57.

16. Koopmans, T.C., Beckman, M. (1957) Assignment problems and the location of economic activities, *Econometrica*, 25, 53-76.

17. Lawler, E. (1963) The quadratic assignment problem, Management Science, 9, 856-599.

18. Ligget, R.S. (1981) The quadratic assignment problem, *Management Science*, 27 (4), 442-458.

19. Mans, B., Mautor, T., Roucairol, C. (1995) A parallel depth first search branch and bound algorithm for the quadratic assignment problem, *European Journal of Operational Research*, 81(3), 617-628.

20. Nissen V., Paul H. (1995) A modification of threshold accepting and its application to the quadratic assignment problem. *OR Spektrum*, 17, 205–210.

21. Pepper, J.W., Golden, B. L., Wasil, E.A. (2002) Solving the Travelling Salesman Problem with Annealing-based Heuristics: A Computational Study, *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics-Part A*, Vol. 32(1), 72-77.

22. Ramkumar, A.S., Ponnambalam, S.G., Jawahar, N., Suresh, R.K. (2008) Iterated fast local search algorithm for solving quadratic assignment problems, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 24 (3), 392-401.

23. Rivera, P., Amado R. (2006) A Tabu Search Approach For The Traveling Salesman Problem, *Universidad de Los Andes & Universidad Externado de Colombia*.

24. Roucairol, C. (1987) A parallel branch and bound algorithm for the quadratic assignment problem, *Discrete Applied Mathematics*, 18 (2), 211-225.

25. Sahni S., Gonzalez T. (1976) P-completed Approximation Problems, *Journal of the Association of Computng Machinery*, 23, 555-565.

26. Shapiro, J.A., Alfa, A. S. (1995) An Experimental Analysis of the Simulated Anneling Algoritm for a Single Machine Scheduling Problem, Engineering Optimization, Vol. 24, pp 79-100.

27. Stutzle, T. (2006) Iterated local search for the quadratic assignment problem, *European Journal of Operational Research*, 174 (3), 1519-1539.

28. Tailard, E. (1991) Robust Tabu Search for the Quadratic Assigment Problem, *Parellel Computing*, 17,443-455.

29. Thonemann U.W., Bölte A. (1994) An improved simulated annealing algorithm for the quadratic assignment problem. *Technical Report*, Department of Production and Operations Research, University of Paderborn, Allemagne, Germany.

30. Villagra, M., Barán, B., Goméz, O. (2006) Convexidad Global en el Problema del Cajero Viajante Bi-Objetivo, Asunción, pp41.

Makale 16.09.2011 tarihinde alınmış, 19.02.2013 tarihinde düzeltilmiş, 13.03.2013 tarihinde kabul edilmiştir.