

AKIŞ TİPİ ÇİZELGELEME PROBLEMLERİNİN GENETİK ALGORİTMA YARDIMI İLE ÇÖZÜMÜNDE UYGUN ÇAPRAZLAMA OPERATÖRÜNÜN BELİRLENMESİ

Orhan ENGİN

Selçuk Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü

Alpaslan FIĞLALI

İstanbul Teknik Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü

ÖZET : Bu çalışmada tamamlanma zamanı (C_{max}) kriterli akış tipi çizelgeleme problemlerinin Genetik algoritma yardımı ile çözümünde uygun çaprazlama operatörünün belirlenmesine çalışılmıştır. Genetik algoritmanın çözüm performansını önemli ölçüde etkileyen parametrelerden birisi olan çaprazlama operatörünün akış tipi çizelgeleme problemleri için en etkinini belirlemek amacıyla bu tip problemlerin çözümüne uygun olan altı ayrı çaprazlama operatörü; işlem süreleri [1-1000] dakika aralığında üniform dağılıma göre rassal olarak oluşturulan iki makine-çok iş ve J. Carlier (1978) tarafından geliştirilen ve işlem süreleri [1-1000] dakika aralığında değişen çok makine-çok iş problemleri üzerinde test edilmiştir. Etkin çaprazlama yönteminin makine sayısına bağlı olarak değiştiği belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Akış tipi çizelgeleme, Genetik Algoritma, Çaprazlama Operatörü, Parametre Optimizasyonu

ABSTRACT: : In this study crossover operators of Genetic Algorithms are tested for flowshop scheduling problems which are in NP-hard class and the most effective operator is determined. Six crossover operators are tested on different scaled flowshop scheduling problems with long processing times. Problems are examined in two categories: 2 machine and multi machine problems. In 2-machine problems six different scaled problems were used which are produced randomly. For multi-machine problems seven different scaled reference problems were used which are produced by J. Carlier. The most effective crossover operators are determined for both categories according to the results of 2050 experiments.

Keywords: Flowshop Scheduling, Genetic Algorithm, Crossover Operator, Parameter Optimization

1. GİRİŞ

Holland tarafından 1975 yılında geliştirilen Genetik Algoritma(GA), bir çok kombinatoriyel optimizasyon problemi üzerinde başarılı bir şekilde uygulanmıştır (Goldberg, 1989). Son on yılda yapılan çalışmalarda, m farklı makine ve n işten oluşan ve NP-Zor ($m>2$ için) olarak kabul edilen (Chen ve diğ., 1995) akış tipi çizelgeleme problemleri için Genetik Algoritma (GA) başarılı sonuçlar vermiştir.

Birbirinden farklı m -makine ve n -iş'den oluşan ve her bir işin aynı sıra ile m farklı operasyondan geçtiği, akış tipi çizelgeleme problemleri ile ilgili ilk çalışma Johnson tarafından yapılmıştır (French, 1981). Çok makine ($m>2$) problemleri için son yıllarda çeşitli sezgisel yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler içinde en iyi çözüm veren arama metodlarından biri de Genetik Algoritmadır. Akış tipi çizelgeleme problemlerinin GA ile çözümünde ilk model Cleveland ve Smith (1989) tarafından

gerçekleştirilmiştir. Chen, Vempati ve Aljaber (1995) farklı ölçeklerde oluşturdukları problemleri genetik algoritma ile çözmüşler ve elde ettikleri sonuçları Widmer ve Hertz'in (1989) sezgisel yöntemi (SPRINT) ve Ho ve Chang'ın (1991) sezgisel yöntemi ile karşılaştırmışlardır. Genetik algoritmanın daha iyi performans gösterdiğini gözlemişlerdir (Chen ve diğ., 1995). Reeves, $n/m/P/C_{max}$, akış tipi çizelgeleme problemlerini genetik algoritmalar ile çözerek elde ettiği sonuçları tavlama benzetimi (Simulated Annealing-SA) ve komşuluk aralığı tekniği (Neighbourhood Search) ile bulunan sonuçlarla karşılaştırarak GA'nın akış tipi çizelgeleme problemleri için daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir (Reeves, 1995).

Genetik algoritmanın performansını, üreme, çaprazlama ve mutasyon operatörleri ile çaprazlama ve mutasyon oranları önemli ölçüde etkilemektedir (Goldberg, 1989). Akış tipi çizelgeleme problemlerinin GA ile çözümünde, kısa işlem süreleriyle (daha düşük nesil sayılarında) optimum veya optimuma yakın çözümlere ulaşmak için bu parametrelerin seçimi ile ilgili herhangi bir kural mevcut değildir (Cicirello ve Smith, 2000). Herhangi bir problem türü için kullanıldığında GA için optimum veya optimuma yakın çözüm veren bir kontrol parametresi seti, başka bir GA uygulaması için genelleştirilemez (Cicirello ve Smith, 2000). Bu nedenlerden dolayı optimum çözümü bulunamayan ($m > 2$) akış tipi çizelgeleme problemlerinin GA ile çözüm performansının artırılması için en etkin çaprazlama yönteminin belirlenmesi çözüm süresini kısaltmak ve daha iyi (optimum veya optimuma yakın) çözümler elde edilebilmesi açısından önem taşımaktadır. Bu çalışmada yapı olarak akış tipi çizelgeleme problemlerine uygunluğu bilinen altı farklı çaprazlama operatörü, farklı ölçekteki onüç problem üzerinde test edilerek en etkin olanı araştırılmıştır. Turbo pascal programlama dilinde hazırlanan GA programı ile uzun işlem süreli (işlem süreleri 1-1000 dakika aralığında değişen) problemler üzerinde yapılan deneyler sonucu iki makine ve çok makine problemleri için en iyi performansı gösteren çaprazlama operatörleri ayrı ayrı belirlenmiştir. Genetik algoritmaların genel özellikleri ve kullanılan parametreler aşağıdaki bölümde kısaca anlatılmaktadır.

2. GENETİK ALGORİTMALAR

Genetik algoritma rassal arama tekniklerini kullanarak çözüm bulmaya çalışan, parametre kodlama esasına dayalı bir arama tekniğidir (Goldberg, 1989). Genetik algoritma, pek çok problem türü için uygun parametreler ile çalışıldığı taktirde optimuma yakın çözümler verir. GA'nın çalışma yöntemi Darwin'in "Doğal Seçim" prensibine dayanır. GA doğadaki canlıların geçirdiği evrim sürecini dikkate alır. Amaç doğal sistemlerin uyum sağlama özelliğini dikkate alarak yapay sistemleri tasarlamaktır. Bir problemin GA ile çözümünde takip edilecek işlem adımları aşağıda verilmektedir (Croce ve diğ., 1995):

1. Arama uzayındaki bütün muhtemel çözümler, dizi olarak kodlanır. Bu diziyi (kromozomu) oluşturan her bir elemana gen denir. Her bir dizi, arama uzayında belirli bir bölgeye tekabül eder.
2. Genellikle rassal bir çözüm seti seçilir ve başlangıç popülasyonu olarak kabul edilir.
3. Her bir dizi için bir uygunluk değeri hesaplanır; bulunan uygunluk değerleri dizilerin çözüm kalitesini gösterir.
4. Bir grup dizi (kromozom) belirli bir olasılık değerine göre rassal olarak seçilip üreme işlemi gerçekleştirilir.
5. Üreme işleminde çeşitli genetik operatörler kullanılabilir.

6. Yeni bireylerin uygunluk değerleri hesaplanarak, çaprazlama ve mutasyon işlemlerine tabi tutulur.
7. Önceden belirlenen nesil sayısı boyunca yukarıdaki işlemler devam ettirilir.
8. İterasyon, nesil sayısına ulaşıncaya kadar işlem bitirilir. Uygunluk değeri en yüksek olan dizi seçilir.

2.1 Genetik Algoritmalarda Kullanılan Parametreler:

Genetik algoritmanın etkinliği kullanılan parametrelere bağlı olarak değişir (Chen ve diğ., 1995). Akış tipi çizelgeleme problemlerinin genetik algoritma ile çözümünde çözüm kalitesi üzerinde etkisi olduğu bilinen aşağıdaki parametreler kullanılarak deneyler yapılmıştır:

1. Başlangıç Popülasyonu: Problemlerin test edilmesinde, literatürdeki çalışmalara benzer olarak, başlangıç popülasyonu büyüklüğü problem büyüklüğüne bağlı olarak 10-30 aralığında seçilmiştir (Ghedjati, 1999).

2. Üreme Yöntemi: Çizelgeleme problemleri için tasarlanan ve etkinliği bilinen Akış zamanlı Rulet çemberi üreme yöntemi kullanılmıştır (Engin, 2001). Bu yöntem rulet çemberinin özel halidir. Amaç değeri olarak, toplam akış zamanı kullanılır. Maksimizasyon problemlerinin tersine, C_{max} değeri küçük olanların bir sonraki popülasyona geçmelerine öncelik tanınır. Popülasyondaki her bireyin seçim olasılığı aşağıdaki prosedüre göre hesaplanır;

- a) Popülasyondaki her birey için toplam akış zamanı hesaplanır,
- b) Popülasyondaki toplam maksimum akış zamanı (F_{max}) bulunur,
- c) Her bireyin toplam akış zamanının popülasyondaki maksimum akış zamanı içerisindeki oranı(%) belirlenir.
- d) Hesaplanan bu oran, amaç fonksiyonu minimizasyon olduğundan, birden çıkartılarak her bir kromozomun bir sonraki nesilde yer alması olasılığı hesaplanır,
- e) Uniform dağılıma göre üretilen rassal sayılar yardımı ile bir sonraki nesilde yer alacak kromozomlar seçilir.

3. Çaprazlama Yöntemi: Akış tipi çizelgeleme problemlerine uygun altı farklı çaprazlama yöntemi test edilmiştir. Bunlar; Pozisyona dayalı, Sıraya dayalı, Kısmi planlı, Dairesel, Doğrusal ve Sıralı Çaprazlama yöntemleridir.

4. Mutasyon Operatörü: Literatürde kullanılan beş ayrı mutasyon operatörünün (Murata ve diğ., 1996) test edilmesi ile en uygun olarak belirlenen (Engin, 2001), Keyfi üç iş değiştirme mutasyon yöntemi kullanılmıştır.

5. Çaprazlama Oranı: Çaprazlama oranı literatürdeki çalışmalara benzer olarak %90 gibi yüksek bir değer seçilmiştir (Cheng ve diğ., 1999).

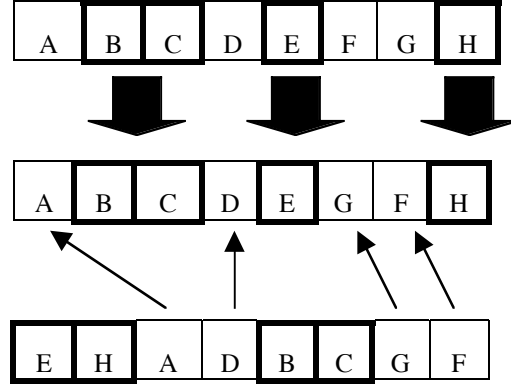
6. Mutasyon Oranı: Mutasyon oranı literatürdeki önerilere paralel biçimde %1 olarak seçilmiştir (Wang ve diğ., 1999).

Deney problemlerinde, iş dizilişi için temel kodlama kullanılmıştır (Cleveland ve Smith, 1989). Nesil sayısı, problem ölçeğine bağlı olarak 250-1000 arasında seçilmiştir.

2.2 Akış Tipi Çizelgede Kullanılan Çaprazlama Operatörleri:

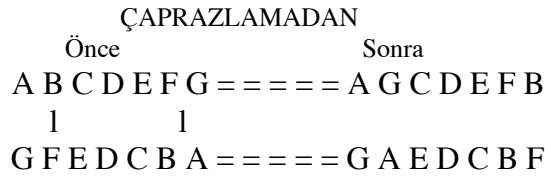
Çaprazlama operatörü GA'nın temel işlemcisi olup çözüme ulaşma performansını önemli ölçüde etkilemektedir. Akış tipi çizelgeleme problemlerinde genellikle bir ve iki noktalı çaprazlama yöntemi kullanılır. Bu bölümde deneylerde kullanılan ve performansları test edilen altı ayrı çaprazlama yöntemi kısaca açıklanmıştır:

1.Pozisyona Dayalı Çaprazlama Yöntemi (PBX): Bu yöntemde rassal olarak seçilmiş pozisyondaki işler, bir ebeveynden çocuğa kalıtsallaştırılır. Diğer işler diğer ebeveynde buldukları sıra ile yerleştirilir. Öncelikle pozisyondaki sayılar, [1, n] rassal tamsayılar şeklinde düzenlenir, daha sonra bu pozisyonlar rassal olarak seçilir. Her pozisyonun çaprazlama olasılığı %50 dir (Murata ve diğ., 1996). Şekil 1' de sekiz iş içeren iki kromozomdan yapılan pozisyona dayalı çaprazlama örneği görülmektedir.



Şekil 1. Pozisyona Dayalı Çaprazlama

2.Sıraya Dayalı Çaprazlama Yöntemi (OBX): Bu yöntemde bir grup nokta rasgele seçilir. Birinci kromozomun seçilen noktalara karşılık gelen karakterleri aynen yerlerini korur. İkinci kromozomun seçilen noktalara ait karakterleri birinci kromozomun aynı noktalarındaki karakterlerin arkasına getirilir. Geriye kalan boş pozisyonlara ikinci kromozomdan aktarılan yeni karakterler de göz önünde bulundurularak ilk kromozomun kullanılmayan karakterleri sıra ile (soldan sağa) yerleştirilerek yeni bir kromozom elde edilir (Cheng ve diğ., 1999). Bu tür çaprazlama, kromozomu oluşturan karakterlerin sayı ve sıralarının önem taşıdığı durumlarda kullanılır. Bu çaprazlama işlemine ait birer çaprazlama örneği Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. Sıraya Dayalı Çaprazlama

3.Kısmi Planlı Çaprazlama (PMX): Goldberg tarafından geliştirilen bu çaprazlama ilk olarak gezgin satıcı probleminde (TSP) kullanılmıştır. Bu yöntemde iki ayrı iş sırasında rassal olarak aralıklar belirlenir ve bu aralıkta yer alan işlerin

yeri karşılıklı olarak değiştirilir (Goldberg, 1989). Bu yöntem aşağıda bir örnek üzerinde açıklanmaktadır:

Çaprazlama için seçilen ebeveyn yapılar, A ve B olarak adlandırılmıştır ve sekiz iş içermektedir. Yapıdaki elementler aşağıdaki biçimde verilmiştir.

$$\begin{aligned} A &= 2\ 8\ 6\ 4\ 5\ 7\ 1\ 3 \\ B &= 8\ 7\ 2\ 1\ 3\ 4\ 6\ 5 \end{aligned}$$

A ve B' ye PMX operatörü uygulanır ise, A ve B'den ilk olarak ortak bir aralık rassal bir şekilde seçilir. Daha sonra, seçilmiş iki aralıktaki elementlerin değişim planları belirlenir. Bu örnekte, seçilmiş aralıklar arasındaki plan 6'ya 2; 4'e 1 ve 5'e 3'tür. İkinci olarak, A ve B' deki iki aralık karşılıklı değiştirilir. Bir dizide bir iş tekrarlı olarak yer aldığından her iki yapının da uygun olmadığı görülmektedir ve buradan elde edilen yapılar geçici sonuçlar olarak değerlendirilir.

$$\begin{aligned} A &= 2\ 8\ |2\ 1\ 3\ |7\ 1\ 3 \\ B &= 8\ 7\ |6\ 4\ 5\ |4\ 6\ 5 \end{aligned}$$

Bundan dolayı, yeni yapıları uygun olmayan A ve B' de, değişim planının uygulanması gerekir. Bu örnekte, A yapısının 1, 7 ve 8 pozisyonlarında yer alan; 2, 1 ve 3 değerleri sırasıyla 6, 4 ve 5 değerleriyle değiştirilir. B yapısında ise 6, 7, ve 8 pozisyonlarındaki 4, 6 ve 5 değerleri sırasıyla 1, 2 ve 3 tarafından değiştirilir. Yeni yapı aşağıdaki gibi oluşmaktadır.

$$\begin{aligned} A &= 6\ 8\ |2\ 1\ 3\ |7\ 4\ 5 \\ B &= 8\ 7\ |6\ 4\ 5\ |1\ 2\ 3 \end{aligned}$$

4.Dairesel Çaprazlama (CX): Davis, Goldberg ve Lingle tarafından geliştirilmiş bir yöntemdir. Bu yöntemde ilk kromozomdan en baştaki gen seçilir ve bu gen yeni diziyeye yerleştirilir. Bu gene karşılık gelen ikinci kromozomdaki gen belirlenir bu değer de yeni kromozom üzerine yerleştirilerek dairesel bir şekilde bütün genler belirlenir (Goldberg, 1989). İşlem adımları aşağıdaki örnekte görülmektedir:

İki ayrı ebeveyn (kromozom) C ve D olarak kodlanmış olsun,

$$\begin{aligned} C &= 9\ 8\ 2\ 1\ 7\ 4\ 5\ 10\ 6\ 3 \\ D &= 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9\ 10 \end{aligned}$$

Çaprazlama haritasında C kromozomundan (ilk bireyden) en sondaki değer olan 9 seçilir. C bireyinden seçilen 9'un karşılığı, D bireyinde 1 olmaktadır; C' de 1 geni yerine yazılır, 1'in karşılığı D' de 4 olmaktadır, 4 geni yerine yazılır ve aşağıdaki ifade elde edilir:

$$C^I = 9 - - 1 - 4 - - 6 -$$

Kalan boşluklara diğer genler yazılarak yeni kromozomlar elde edilir:

$$C^I = 9\ 2\ 3\ 1\ 5\ 4\ 7\ 8\ 6\ 10$$

$$D^I = 1\ 8\ 2\ 4\ 7\ 6\ 5\ 10\ 9\ 3$$

5.Doğrusal Sıralı Çaprazlama (LOX): Falkenauer ve Bouffouix tarafından geliştirilmiştir. Dairesel çaprazlamanın bir varyantıdır. İşlem adımları (Cheng ve diğ., 1999) aşağıda verilmektedir:

1. Mevcut popülasyon içerisinde rassal olarak iki ebeveyn seç,
2. Seçilen bu iki dizi (kromozom) üzerinde rassal olarak iki alt dizi seç,
3. P_1 dizisinden seçilen alt diziyi kromozomdan kopar ve boş kalan yerleri belirle, benzer şekilde P_2 dizisinde de aynı işlemleri gerçekleştir,
4. Birinci alt diziyi P_1 'e ve ikinci alt diziyi P_2 'ye yerleştir.

6.Sıralı Çaprazlama (OX): Bu yöntem de, Davis,Goldberg ve Lingle tarafından geliştirilmiştir (Goldberg, 1989). Bu yöntemde, gen havuzundan rassal olarak iki kromozom seçilir. Bu kromozomlar üzerinde yine rassal olarak iki ayrı kesim noktası belirlenir. Bu kesim noktaları arasındaki kromozom sayısının her iki kromozomda da aynı olmasına dikkat edilir. Kesim noktaları arasındaki kromozomlar karşılıklı olarak yer değiştirilir. Kesim bölgesi dışında yer alan genler içerisinde tekrarlı genler oluşursa bunlar yerine sıra ile soldan sağa doğru kromozomda bulunmayan genler yazılır. OX yönteminin işleyişi aşağıda A ve B şeklinde kodlanmış olan iki kromozom üzerinde gösterilmektedir:

$$A = 9\ 8\ 4\ | 5\ 6\ 7\ | 1\ 3\ 2\ 10$$

$$B = 8\ 7\ 1\ | 2\ 3\ 10\ | 9\ 5\ 4\ 6$$

Sıralı çaprazlama yöntemine göre, 5,6,7 genleri yerine; 2,3,10 genleri atanır ve A kromozomunda daha önce 2,3 ve 10 bulunan yerlere H yazılır, buna göre aşağıdaki ifade elde edilir:

$$A = 9\ 8\ 4\ | 2\ 3\ 10\ | 1\ H\ H\ H$$

$$B = 8\ H\ 1\ | 5\ 6\ 7\ | 9\ H\ 4\ H$$

H yerine dizide olmayan işler eklendiğinde yeni kromozomlar aşağıdaki şekilde elde edilir:

$$A^1 = 9\ 8\ 4\ | 2\ 3\ 10\ | 1\ 5\ 6\ 7$$

$$B^1 = 8\ 2\ 1\ | 5\ 6\ 7\ | 9\ 3\ 4\ 10$$

Küçük örnekler üzerinde işleyiş mekanizmaları kısaca anlatılan çaprazlama yöntemlerinin genetik algoritmaların çözüm performansını ne ölçüde etkilediğine ilişkin deneyler ve elde edilen sonuçlar izleyen bölümde yer almaktadır.

3. DENEY SONUÇLARI

Akış tipi çizelgeleme problemleri için, Genetik algoritmalarda etkin çaprazlama operatörünün belirlenmesi ve problem büyüklüğü ile ilişkisinin saptanması amacıyla iki farklı problem grubu üzerinde çalışılmıştır:

1. İşlem zamanları, [1-1000] dakika arasında üniform dağılıma göre rassal olarak üretilen (Chou ve Lee., 1999), 2-makine, n-iş problemleri,
2. J. Carlier tarafından geliştirilen ve işlem zamanları [1-1000] aralığında değişen m-makine ($m>2$), n-iş problemleri (Carlier, 1978).

İki makine-çok iş problemlerinde, rassal olarak üretilen altı farklı problem üzerinde çalışılmıştır. Her problem genetik algoritma ile altı farklı çaprazlama yöntemi kullanılarak, her çaprazlama yöntemi için 25 kez çözülmüştür. Elde edilen C_{max} değerlerinin ve optimum çözüme kadar geçen nesil sayılarının ortalamaları alınmıştır. Bu yolla rassallıklardan kaynaklanan nedenlerle oluşabilecek ekstrem çözümlerden kaçınılmıştır. Altı farklı problem, altı farklı üreme operatörü için denendiğinden ve her problem 25 kez çözüldüğünden toplam 900 deneme yapmak gerekmiştir. İki makine problemlerinin optimum çözümleri öncelikli olarak Johnson algoritması yardımı ile bulunmuş ve genetik algoritma ile elde edilen en iyi tamamlanma zamanları (C_{max}) ile karşılaştırılmıştır. Bu deneylerde optimum çözüme ulaşmak için gereken nesil sayılarının aritmetik ortalamaları ile standart sapmaları Tablo 1’ de sunulmuştur.

İki makine problemlerinde optimum çözüme ulaşmak için gereken en küçük nesil sayısının aritmetik ortalaması ve standart sapması, Sıralı çaprazlama yöntemi (OX) ile elde edilmiştir.

Tablo 1. İki Makine Problemlerinde GA ile Optimum Çözüme Ulaşılan Nesil Sayıları

Çaprazlama Yöntemi	Problem 1 2mak.x10iş		Problem 2 2mak.x10iş		Problem 3 2mak.x20iş		Problem 4 2mak.x20iş		Problem 5 2mak.x15iş		Problem 6 2mak.x15iş	
	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ
PBX	72,70	65,22	12,48	16,26	59,36	68,14	16,32	27,96	48,64	61,35	37,96	38,74
OBX	74,88	60,40	8,84	8,79	10,48	13,82	6,76	10,66	16,16	21,33	12,00	11,62
PMX	78,56	71,31	28,96	40,57	72,64	74,02	19,48	30,79	39,2	56,09	15,88	21,20
CX	84,40	78,09	14,56	22,19	67,36	97,95	14,64	18,58	34,48	46,16	33,12	33,39
LOX	55,28	45,77	15,36	17,23	26,92	25,93	8,24	9,67	27,16	24,18	14,00	13,51
OX	28,68	27,79	8,12	6,57	5,12	5,11	3,72	4,730	7,36	8,21	7,56	6,46

Çok makine problemleri için, J.Carlier tarafından geliştirilen yedi farklı problem üzerinde yapılan deneyler sonucunda elde edilen tamamlanma zamanlarının (C_{max}) aritmetik ortalama ve standart sapma değerleri Tablo 2’de sunulmuştur. Çok makine problemlerinde de rassallıklardan kaynaklanabilecek sapmaları engellemek amacıyla her problem 25 kez çözümlenerek ortalama değerler kullanılmıştır. Bu nedenle yedi problem ve altı çaprazlama yöntemi için toplam 1050 deney yapmak gerekmiştir. Tablo 2’de her problem için yapılan 25 çözüm içerisinde elde edilen en iyi tamamlanma süresi değerleri verilmektedir. En iyi çözüm değerlerine Lineer sıralı çaprazlama yöntemi (LOX) ile ulaşıldığı görülmektedir ancak OBX, PMX ve CX yöntemlerinin en iyi çözüm performansları da LOX ile yarışabilecek düzeydedir. Bu nedenle çaprazlama yöntemleri arasındaki etkinlik farkının ortaya daha iyi konulabilmesi için her problem için her çaprazlama yöntemiyle yapılan 25 çözümde elde edilen en iyi tamamlanma zamanı değerlerinin ortalama ve standart sapmaları hesaplanmış ve Tablo 3’de verilmiştir. Tablo 3’de standart sapmaların sıfır olduğu durumlar bir çaprazlama yöntemiyle yapılan 25 çözümün tümünde de en iyi tamamlanma süresinin elde edildiğini göstermektedir. Problem 1’de bütün çaprazlama yöntemleriyle yapılan tüm denemelerde en iyi tamamlanma sürelerine ulaşıldığından ve bu nedenle elde edilen ortalama C_{max} değerleri aynı olduğundan, en iyi C_{max} elde edilene kadar geçen nesil sayılarının da (iterasyon sayısı-çözüm süresi)

dikkate alınması gerekmiş ve ortalama nesil sayısı değerleri Tablo 4’de verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, minimum nesil sayısı ile C_{max} değerlerine ulaşıldığından Lineer sıralı çaprazlama yöntemi (LOX) önerilebilir.

Tablo 2. J.Carlier’in Çok Makine Problemlerinin GA ile Elde Edilen En İyi Tamamlanma Zamanları

Çaprazlama Yöntemi		PBX	OBX	PMX	CX	LOX	OX
Problem 1 (5 makine x 11 iş)	\bar{x}	7038	7038	7038	7038	7038	7038
Problem 2 (4 makine x 13 iş)	\bar{x}	7166	7166	7166	7166	7166	7166
Problem 3 (5 makine x 12 iş)	\bar{x}	7312	7480	7399	7399	7312	7399
Problem 4 (6 makine x 10 iş)	\bar{x}	7727	7720	7720	7720	7720	7738
Problem 5 (8 makine x 9 iş)	\bar{x}	8570	8505	8505	8505	8505	8505
Problem 6 (7 makine x7 iş)	\bar{x}	6643	6590	6590	6590	6590	6590
Problem 7 (8 makine x 8 iş)	\bar{x}	8366	8366	8366	8366	8366	8366

Tablo 3. J.Carlier’in Çok Makine Problemlerinin GA ile Elde Edilen Tamamlanma Zamanlarının Ortalamaları

Çaprazlama Yöntemi		PBX	OBX	PMX	CX	LOX	OX
Problem 1 (5 makine x 11 iş)	\bar{x}	7038,00	7038,00	7038,00	7038,00	7038,00	7038,00
	σ	0	0	0	0	0	0
Problem 2 (4 makine x 13 iş)	\bar{x}	7217,24	7342,46	7269,71	7297,17	7210,53	7296,35
	σ	549,67	71,37	140,41	121,15	74,97	87,21
Problem 3 (5 makine x 12 iş)	\bar{x}	8254,84	8115,80	8154,60	8070,16	8026,40	8031,60
	σ	170,57	49,62	173,52	136,53	45,75	41,87
Problem 4 (6 makine x 10 iş)	\bar{x}	7782,60	7747,60	7803,60	7815,72	7750,20	7759,68
	σ	38,21	12,60	31,40	50,74	15,65	23,31
Problem 5 (8 makine x 9 iş)	\bar{x}	8718,88	8644,72	8677,64	8729,02	8505,00	8505,00
	σ	60,30	74,90	101,25	122,97	0	0
Problem 6 (7 makine x7 iş)	\bar{x}	6685,70	6617,04	6695,96	6697,16	6590,00	6590,00
	σ	72,49	42,27	74,99	68,80	0	0
Problem 7 (8 makine x 8 iş)	\bar{x}	8453,20	8392,60	8451,70	8440,40	8372,80	8375,92
	σ	117,03	24,02	97,44	85,06	15,76	19,98

Tablo 4. Problem 1 (5 makine x 11 iş) için En İyi Çözüme Ulaşmak İçin Geçen Nesil Sayıları

Çaprazlama Yöntemi		PBX	OBX	PMX	CX	LOX	OX
Problem 1 (5 makine x 11 iş)	\bar{x}	85,20	49,52	93,04	111,52	38,52	99,08
	Nesil sayısı	σ	101,47	37,74	141,17	134,26	25,05

4. SONUÇLAR

Bu çalışmada tamamlanma zamanlı akış tipi çizelgeleme problemlerinin GA ile çözümünde uygun çaprazlama operatörü belirlenmeye çalışılmıştır. İki farklı grup problem üzerinde yapılan toplam 1950 adet deney sonucunda, işlem süreleri yüksek olan çizelgeleme problemlerinde çok makine-çok iş problemleri için en uygun çaprazlama operatörünün Lineer Sıralı Çaprazlama (LOX) olduğu; iki makine-çok iş problemlerinde ise Sıralı Çaprazlama yönteminin (OX) iyi performans gösterdiği belirlenmiştir.

GA'nın kombinatoriyel optimizasyon problemlerinde etkin bir şekilde kullanılabilmesi için GA'da kullanılan diğer parametrelerin optimize edilmesi gereği açıktır. Bu yolla çözüm kalitesi ve performansı önemli ölçüde iyileştirilebilir. Yalnızca çaprazlama yönteminin optimizasyonu yapılarak çok daha küçük nesil sayılarında veya daha düşük C_{max} değerli çözümlere ulaşılabileceği gözlenmiştir.

KAYNAKLAR

- CARLIER, J. (1978). Akış Tipi Çizelgeleme Problemleri, <ftp://mscmga.ms.ic.ac.uk/pub/flowshop1.txt>
- CHEN, C.L., VEMPATI, V.S., ALJABER, N. (1995). "An Application of Genetic Algorithms for Flowshop Problems", *European Journal of Operational Research*, 80, 389-396.
- CHENG, R., GEN, M., TSUJIMURA, Y. (1999). "A Tutorial Survey of Job Shop Scheduling Problems Using Genetic Algorithms: Part II. Hybrid Genetic Search Strategies", *Computers and Industrial Engineering*, 37, 51-55.
- CHOU, F.D., LEE, C.E. (1999). "Two Machine Flowshop Scheduling with Bicriteria Problem", *Computers and Industrial Engineering*, 36, 549-564.
- CICIRELLO, V.A., SMITH, S.F.. (2000). "Modeling GA Performance for Control Parameter Optimization", *Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2000)*, July 8-12, 2000, Lasvegas, Nevada, USA.
- CLEVELAND, G.A., SMITH, F.S. (1989). "Using Genetic Algorithm to Schedule Flow Shop Release", *Proc. 3rd Int. Conf. On Genetic Algorithms Applications*, 160-169.
- CROCE, F.D., TADEI, R., VOLTA, G. (1995). "A Genetic Algorithm for the Job Shop Problem", *Computers and Operations Research*. Vol.22, No.1.
- ENGİN, O. (2001). *Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritma ile Çözüm Performansının Artırılmasında Parametre Optimizasyonu*, (Yayımlanmamış Doktora Tezi), İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- FRENCH, S. (1981). *Sequencing and Scheduling, An Introduction to the Mathematics of the Job Shop*, Ellis Harwood Press, England.
- GHEDJATI, F. (1999). "Genetic Algorithms for the Job-Shop Scheduling Problem with Unrelated Parallel Constraints: Heuristic Mixing Method Machines and Precedence", *Computers and Industrial Engineering*, 37, 39-42.
- GOLDBERG, D.E. (1989). *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, USA.
- MURATA, T., ISHIBUCHI, H., TANAKA, H. (1996). "Genetic Algorithms for Flow Shop Scheduling Problems", *Computers and Industrial Engineering*, Vol.30, No.4, 1061-1071.
- REEVES, C.R. (1995). "A Genetic Algorithms for Flowshop Sequencing", *Computers and Operations Research*, Vol.22, No.1, 5-13.

WANG, D., GEN, M., CHENG, R. (1999). "Scheduling Grouped Jobs on Single Machine with Genetic Algorithm", *Computers and Industrial Engineering*, 36, 309-324.