

Genetik Algoritmalarla akış tipi çizelgelemede üreme yöntemi optimizasyonu

Orhan ENGİN*, Alpaslan FIĞLALI

İTÜ İşletme Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, 80680, Maçka, İstanbul

Özet

Bu çalışmada Akış tipi çizelgeleme problemlerinin Genetik algoritma ile çözümünde çözüm süresi ve kalitesi üzerinde etkin olan üreme operatörü belirlenmiştir. Literatürde kullanılan Akış zamanlı rulet çemberi ve Yapay seçim yöntemi ile yeni geliştirilen Kısmi yapay seçim, Makine verimli rulet çemberi ve Ters yapay seçim üreme yöntemleri farklı büyüklükteki 10 problem üzerinde denenmiştir. İşlem süreleri, üniform dağılıma uygun olarak [1-25] dakika arasında rassal olarak üretilen problemler üzerinde yapılan toplam 1250 adet deney sonucunda, akış tipi çizelgeleme problemlerinin Genetik algoritma ile çözümünde, iki makine problemleri için kısmi yapay seçim; çok makine problemleri için akış zamanlı rulet çemberi iyi performans göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Çizelgeleme, Genetik Algoritma, üreme yöntemi, parametre optimizasyonu.

Reproduction operator optimization of Genetic Algorithms in flowshop scheduling problems

Abstract

In this study reproduction operators of genetic algorithms are tested for solving flowshop scheduling problems which are in NP-hard class and the most effective operator is determined. In addition to flowtime roulette wheel and artificial reproduction method, three new developed reproduction methods namely, partial artificial reproduction, machine utility roulette wheel and inverse artificial reproduction are tested on different scaled flowshop scheduling problems with a Genetic algorithm program coded in Turbo Pascal. Processing times of the jobs in machines are generated randomly between [1- 25] minutes according to uniform distribution. Problems are examined in two categories: 2-machine and multi-machine problems. In 2-machine problems the optimal solutions are determined with Johnson Algorithm and then compared with the solutions obtained with the Genetic Algorithms for different reproduction operators in six different scaled problems. In multi-machine problems the same reproduction operators are tested for 3-machine x 10-job, 4-machine x 10-job, 5-machine x 10-job and 7-machine x 15-job problems. The most effective reproduction operator is determined for both categories according to the results of 1250 experiments. As a result, partial artificial reproduction is determined to be the best performing reproduction operator for 2-machine problems and flowtime roulette wheel for multi-machine problems depending on the best makespan values.

Keywords: Scheduling, Genetic Algorithm, reproduction operator, parameter optimization.

* Yazışmaların yapılacağı yazar: Orhan ENGİN. oengin@selcuk.edu.tr; Tel: (332) 241 00 41 dahili:1914.

Bu makale, birinci yazar tarafından İTÜ İşletme Fakültesi'nde tamamlanmış "Akış tipi çizelgeleme problemlerinin genetik algoritma ile çözüm performansının artırılmasında parametre optimizasyonu" adlı doktora tezinden hazırlanmıştır. Makale metni 29.03.2002 tarihinde dergiye ulaşmış, 04.06.2002 tarihinde basım kararı alınmıştır. Makale ile ilgili tartışmalar 31.12.2002 tarihine kadar dergiye gönderilmelidir.

Giriş

Akış tipi çizelgeleme, birbirinden farklı, m makine ve n işin bulunduğu; her bir işin m operasyondan oluştuğu, her bir operasyonun farklı makinelerde yapıldığı ve bütün işlerin operasyonlarının aynı sıra ile yapıldığı problemlere denir. Akış tipi çizelgeleme problemlerinde en yaygın karşılaşılan amaç fonksiyonu, toplam akış süresinin ağırlığını ve en son işin tamamlanma zamanını (makespan) minimize etmektir. Akış tipi iki makine çizelgelemede, F , toplam akış zamanını ve F' , ortalama akış zamanını minimum yapmak, NP (Nonpolynomial) problemleri kapsamına girer.

Akış tipi çizelgeleme problemleri ile ilgili ilk çalışmayı Johnson (1954) yapmış ve iki makine n -iş problemleri için optimum çözüm veren basit bir algoritma geliştirmiştir. Daha sonra yapılan çalışmalarda $m > 2$ (m -makine sayısı) için araştırmalar yapılmıştır. $m > 2$ problemleri, NP kapsamına girdiğinden, bu problemler için çeşitli sezgisel yöntemler geliştirilmiştir (Chen v. diğ., 1995). Bunlar:

Palmer'in Eğim Dizisi Yöntemi (1965) : Bu yöntemde her işe bir dizin değeri tanımlanır, bu dizin değerine göre işler sıralanır. İşlem süreleri ilk makinelerde kısa olanlar öne; uzun olanlar ise sona gelecek şekilde eğim dizisi tamamlanır.

Campbell, Dudek ve Smith (CDS) Algoritması (1970) : Johnson algoritması kurallarına dayanır, n -iş, m -makine problemleri; önce $(m-1)$ adet n -iş iki makine problemlerine dönüştürülür. Daha sonra Johnson algoritması ile problemler teker teker çözülür, en iyi sonucu veren (C_{max}) iş sırası uygun çözüm olarak kabul edilir.

Gupta Yöntemi (1971) : Gupta, Palmer'e benzer bir eğim dizisi oluşturmuştur, dizideki değerlerin hesap yöntemi ile Palmer'dan ayrılır.

Dannenbring Yöntemi (1972) : Dannenbring, Palmer ve Campbell, Dudek, Smith'in geliştirdikleri algoritmaların avantajlarını birleştirerek yeni bir sezgisel yöntem geliştirmiştir.

Nawaz, Ensore ve Ham (NEH) Yöntemi (1983) : İşleri, toplam işlem zamanlarına dayalı olarak sıralayan bir algoritmadır. Çözüme işler tezgahlardaki toplam işlem zamanlarına göre büyükten küçüğe doğru sıralanarak başlanır.

Hundal ve Rajgopal Yöntemi (1998) : CDS Algoritmasının temel mantığı ile, Palmer'in sezgisel yönteminin basit kurallarının iyileştirilmesi sonucu ortaya çıkmış bir yöntemdir.

Widmer ve Hertz Yöntemi (1989) : Widmer ve Hertz, "SPRINT" olarak adlandırılan iki aşamalı bir sezgisel yöntem geliştirmişlerdir. İlk aşamada, gezgin satıcı problemi (TSP) analojisi ile başlangıç çözümü belirlenir. İkinci aşamada ise bu çözüm "Tabu araştırmaları" tekniği ile iyileştirilir.

Ho ve Chang (HC) Yöntemi (1991): Bu yöntemde daha önce sezgisel metotlarla belirlenmiş işlerden, birbirini takip eden işler arasındaki boşlukların minimize edilmesine çalışılır.

Diğer çalışmalar: Ignall ve Schrage, ilk olarak, dal-sınır tekniği ile akış tipi çizelgeleme problemlerini çözmeye çalışmıştır. Hoogwen farklı bir dal-sınır prosedürü geliştirmiştir. Bu çalışmalarda sadece bir tek kriter (C_{max} , F veya F') düşünülmüştür. Karar verebilmek için çoğu zaman iki veya daha fazla kriterin göz önüne alınması gerekir. Bu yüzden çok kriterli iki makine akış problemi gündeme gelmiştir. Selen, Hott ve Wilson, çok kriterli iki makine akış çizelgelemesi için bir tamsayı programlama modeli geliştirmiştir. Bununla toplam akış süresi ve en son işin tamamlanma süresi minimize edilmeye çalışılmıştır (Chou ve Lee, 1999).

Genel olarak iş çizelgelemede kullanılan yöntemler aşağıda verilmiştir (Maturana v. diğ., 1997).

1. Matematik programlama,
2. Öncelik kurallarına göre sıralama,
3. Simülasyon tabanlı metotlar,
4. Yapay zeka tabanlı metotlar,
5. Sezgisel yöntemler,

6. Çok temsilli paradigmlar (multi-agent paradigms),
7. Dağıtım yapay zeka teknikleri ile üretim çizelgeleme (Distibuted Artificial Intelligence),
8. Üretim düzgünleştirme ve çizelgeleme operatörü yöntemi.

Çizelgeleme optimizasyonunda matematik programlama kullanmak, hesaplama süresinin çok uzun olması nedeni ile uygulanabilir değildir. Simülasyon tabanlı çizelgeleme programları esneklikleri nedeniyle son yıllarda tercih edilmektedir. Akış tipi çizelgelemede de, öncelik kurallı simülasyon tabanlı çizelgeleme programlarının iyi performans gösterdiği belirlenmiştir (Maturana v. diğ., 1997).

Aşağıda akış tipi çizelgeleme konusunda gerçekleştirilen Genetik Algoritma (GA) çalışmaları özetlenerek sunulmaktadır:

Chen, Vempati ve Aljaber, tamamlanma zamanı (makespan- C_{max}) kriterli akış tipi çizelgeleme problemleri için sezgisel tabanlı GA kullanmıştır. Bulunan sonuçlar mevcut sezgisel yöntemler (NEH, CDS) ile karşılaştırılarak GA'nın iyi performans verdiği belirlenmiştir (Chen v. diğ., 1995).

Reeves'in çalışmasında, Akış tipi çizelgeleme (n-iş; m-makine) problemleri, GA ile çözülüp, elde edilen sonuçlar, Komşuluk arama (Neighbourhood Search) ve Tavlama benzetimi ile karşılaştırılmıştır. GA'nın daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir (Reeves, 1995).

Murata, Ishibuchi ve Tanaka, Akış tipi çizelgeleme problemlerinin GA çözüm değerlerini, diğer arama yöntemlerinden olan Yerel arama, Tabu araştırmaları ve Tavlama benzetimi yöntemleri ile karşılaştırmışlardır; bulunan sonuçlara göre GA daha iyi sonuç vermiştir. Bu çalışmada GA'nın performansının artırılması için iki melez GA da önerilmiştir. Bunlar, Genetik lokal arama ve Genetik Tavlama benzetimidir (Murata v. diğ., 1996a).

Murata, Ishibuchi ve Tanaka, diğer çalışmalarında Akış tipi çizelgeleme problemleri için,

çok amaçlı bir genetik algoritma kullanmışlardır. Bu algoritmanın performansı iki amaca göre belirlenmiştir; bunlar, tamamlanma zamanı (C_{max}) ve toplam gecikmenin minimize edilmesidir (Murata v. diğ., 1996b).

Chen, Neppali ve Aljaber, akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünde GA kullanarak toplam akış zamanını minimize etmeye çalışmışlardır (Chen v. diğ., 1996).

Jain ve Bagchi, akış tipi çizelgeleme problemlerinin GA ile çözüm etkinliğinin araştırılmasına yönelik olarak Darwin ve Lamark tabanlı Genetik algoritmaların karşılaştırılmasını yapmışlardır. GA'nın performansının artırılmasında, öğrenen temelli GA modellerini önermişler ve bu modeli klasik yöntemler (NEH, CDS) ile karşılaştırarak etkinliğini belirlemişlerdir (Jain ve Bagchi, 2000).

Genetik Algoritma (GA)

Biyoloji biliminden, 1975 yılında John Holland'ın "Doğal ve yapay sistemlerin uyumu" isimli kitabıyla ortaya çıkan Genetik Algoritma; rassal arama temelli bir zeka tekniğidir (Gen, 1996). Genetik algoritmanın gelişimi, John Holland'ın doktora öğrencisi olan David E. Goldberg'in 1985 yılında hazırlanmış olduğu "Gaz boru hatlarının Genetik algoritma kullanılarak Denetlenmesi" konusundaki tezi ile sağlanmıştır. Bu ilk uygulamadan sonra Goldberg'in "Makine Öğrenmesi, Arama ve Optimizasyonu için Genetik Algoritma" adlı kitabı GA'ya yeni bir boyut kazandırmıştır (Goldberg, 1989).

Akış tipi çizelgeleme problemlerinin Genetik Algoritma ile çözümünde optimum veya optimuma yakın sonuçların elde edilmesi, GA'da kullanılan operatörlere bağlıdır. Bu operatörlerin seçimi ile ilgili herhangi bir kural mevcut değildir (Cicirello ve Smith, 2000).

Genetik algoritmalarda üç tip operatör kullanılmaktadır:

Çaprazlama Operatörü: GA'nın performansını etkileyen önemli parametrelerden biri çaprazlama işlemidir. Doğal popülasyonlardaki çap-

razlamaya karşılık gelir (Oraler, 1990). Üreme yöntemi sonucunda elde edilen yeni popülasyondan rassal olarak iki kromozom seçilir ve karşılıklı çaprazlama işlemine tabi tutulur. Çaprazlama işleminde L, dizi uzunluğu olmak üzere, $1 \leq k \leq L-1$ aralığında üniform olarak k tamsayısı seçilir. Bu tamsayı değerine göre dizi çaprazlamaya tabi tutulur. En basit çaprazlama yöntemi tek noktali çaprazlama yöntemidir. Tek noktali çaprazlama yapılabilmesi için her iki kromozomun da aynı gen uzunluğunda olması gerekir. İki noktali çaprazlamada ise kromozom iki noktadan kesilir ve karşılıklı olarak pozisyonlar yer değiştirilir (Croce v. diğ., 1995). Akış tipi çizelgeleme problemlerinde bir ve iki noktali çaprazlama kullanılır. Bir ve iki noktali çaprazlama, beş farklı yöntem ile gerçekleştirilir. Bu yöntemler, pozisyona dayalı, sıraya dayalı, kısmi planlı, dairesel, doğrusal ve sıralı çaprazlama yöntemleridir (Murata v. diğ., 1996a).

Mutasyon Operatörü: GA'da önemli rol oynayan proseslerden biri de mutasyon işlemidir. Canlılarda gen rekombinasyonlarının dışındaki diğer nedenlerle ve ani olarak meydana gelen kalıtsal değişimlere, mutasyon denir. Doğal popülasyonlarda mutasyon işlemi,

- 1.Kromozom yapısı değişimleri,
- 2.Kromozom sayısı değişimleri,
- 3.Gen yapısındaki fiziksel ve kimyasal değişimler şeklinde gerçekleşir (Oraler, 1990).

Yapay sistemlerde mutasyon işlemi esnasında kromozomdaki gen sayısı değişmez, sabit kalır. Doğal popülasyonlarda mutasyon oranı oldukça düşüktür. Mutasyon frekansının büyüklüğü GA'nın performansını etkilemektedir (Goldberg, 1989). Mutasyon işlemi bir tek kromozom üzerinde yapılır. Mutasyon frekansına göre, mutasyona uğrattılacak sayıdaki diziler popülasyondan rassal olarak seçilir ve belirlenen mutasyon yöntemine göre değişime uğrattılır.

Üreme Operatörü: Bu operatörde, bireysel diziler, amaç fonksiyonuna göre kopyalanır ve iyi kalıtsal özellikleri gelecek nesile daha iyi aktaracak bireyler seçilir. Üreme operatörü yapay bir seleksiyondur (Goldberg, 1989). Kullanılan yöntemler aşağıda kısaca anlatılmıştır:

Makine verimlerine bağlı rulet çemberi yöntemi: Bu yöntem Goldberg tarafından geliştirilen (Goldberg, 1989) rulet çemberi yönteminin, akış tipi çizelgeleme problemlerine uygulanmış özel halidir (Engin, 2001). Yeni nesilde yer alacak kromozomların seçim olasılıkları makine verimlerine bağlı olarak değişmektedir. Makine verimleri yüksek olan kromozomların rulet çemberi yöntemine göre bir sonraki nesilde yer alma olasılıkları yüksektir.

Toplam akış zamanına bağlı rulet çemberi yöntemi: 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.) Popülasyonda her birey için toplam akış zamanı hesaplanır,
- b.) Popülasyondaki toplam maksimum akış zamanı (F_{max}) bulunur,
- c.) Her bireyin toplam akış zamanı ve (F_{max}) arasındaki farktan yararlanılarak her bireyin uygunluk değeri hesaplanır,
- d.) Uygunluk değerine bağlı olarak her bireyin seçim olasılığı hesaplanır. Bu değer, bireylerin uygunluk değerlerinin, popülasyondaki her bir bireyin uygunluk değerlerinin toplamına bölünmesiyle elde edilen olasılık değeridir (Cleveland ve Smith, 1989).

Yapay seçim yöntemi: Bu yöntemde, son iki nesilden elde edilen kromozomlar, amaç fonksiyonuna göre büyükten küçüğe sıralanır. Bu sıralama içinde en iyi ve en kötü çözüm kromozomlarından, değişik oranlarda alınır. Bir sonraki nesilde alınacak kromozomların ne kadarının iyi ve ne kadarının kötü olacağı GA modelinde başlangıçta belirlenir. Bu oran bütün model boyunca sabit kalır. Farklı oranlarla yapılan testler sonucunda %50 oranının en iyi performansı gösterdiği belirlenmiş ve deneylerde bu oran kullanılmıştır.

Kısmi yapay seçim yöntemi: Yapay seçim yöntemine benzer çalışır. Ondan tek farkı, en kötü

sonuca sahip (en büyük akış zamanı değeri olan) kromozomlar tamamen ters çevrilerek (en son sırada yapılan iş ilk sıraya alınarak) gen havuzuna atılır. Bütün model boyunca bu seçim prosedürü sabit kalır. Yapay seçim yönteminde olduğu gibi, oran başlangıçta belirlenir (Engin, 2001). Yapılan testlere bağlı olarak %30 değerinin iyi performans gösterdiği belirlenmiş ve deneylerde bu oran kullanılmıştır.

Ters yapay seçim yöntemi: Bu yöntemde, son iki nesilde toplam akış zamanları en yüksek olan işlerin kromozomlarından popülasyon sayısı kadarı, tamamen ters çevrilerek gen havuzuna atılır (Engin, 2001).

Üreme operatörlerinin karşılaştırılması

Akış tipi çizelgeleme problemlerinin GA ile çözümünde uygun üreme operatörünün belirlenmesi için iki farklı problem grubu üzerinde deneyler yapılmıştır. Problemler iki makine ve çok makine problemleri olarak iki grupta incelenmiş böylelikle iki makine problemleri için Johnson Algoritması ile elde edilen optimum çözümlerle karşılaştırma yapabilmek olanağı doğmuştur. Her iki grup problem için de işlem süreleri [1-25] dakika aralığında üniform dağılıma uygun biçimde rassal olarak üretilmiştir (Chou ve Lee, 1999). Genetik Algoritmalarla çözüm araştırılması sırasında nesillerin ilerlemesi boyunca pek çok rassallık unsuru çözümü etkilediğinden her problem farklı üreme operatörleri için 25 kez çözülmüş ve sonuçların ortalama değerleri hesaplanmıştır. Bu nedenle iki makine n-iş problemleri için farklı ölçekte altı ayrı problem üzerinde toplam 750 adet deney yapılması gerekmiştir. Çok makine ($m > 2$) çok iş problemleri içinse yine farklı ölçekte dört problem üzerinde çalışılmış ve toplam 500 deney yapılmıştır.

Deneylerdeki iş çizelgeleme problemleri için literatürde de önerildiği gibi temel kodlama kullanılmıştır. Kromozom dizisi üzerinde her bir rakam bir işi temsil etmektedir (Cleveland ve Smith, 1989). Başlangıç popülasyonu literatürdeki çalışmalara benzer şekilde küçük ölçekli problemler için 10 ve büyük ölçekli problemler için 30 kromozom şeklinde rassal olarak belirlenmiş-

tir (Ghedjati, 1999). Çaprazlama yöntemi olarak pozisyon tabanlı çaprazlama (PBX) yöntemi kullanılmıştır ve çaprazlama oranı %90'dır. Mutasasyon yöntemi olarak ters mutasyon kullanılmıştır ve mutasyon oranı literatürde önerildiği gibi düşük (%1) seçilmiştir (Reeves, 1995).

Turbo pascal programlama dilinde hazırlanan GA programı ile çözülen iki makine n-iş problemlerinin tamamında, Johnson Algoritması ile elde edilen optimum çözüm değerlerine ulaşılmıştır. İki makine problemlerinin farklı üreme yöntemleri kullanılarak GA ile çözülmesi sonucunda optimum çözüme ulaşmak için gereken nesil sayılarının aritmetik ortalama ve standart sapma değerleri Tablo 1' de verilmektedir. Tablo 1'deki veriler incelendiğinde altı ayrı problemin tamamında kısmi yapay seçim yöntemi iyi çözüm vermiştir. Kısmi yapay seçim yöntemi ile ilgili farklı oranlarda yapılan 250 adet deney sonucunda en iyi oranın %30 olduğu belirlenmiştir. İkinci problemde optimum çözümü veren iş sırası az sayıda olduğundan C_{max} değerine tüm deneylerde ulaşamamıştır. Bu nedenle bu problem için C_{max} değeri kriter olarak seçilmiştir. İki makine problemleri için kısmi yapay seçim yöntemi, üreme yöntemi olarak kullanıldığı çözüm süresi (optimum çözüme ulaşmak için gerekli nesil sayısı) önemli ölçüde kısalmaktadır. Ayrıca iki makine problemleri için Genetik Algoritma ile birden fazla optimum iş sırası elde edilebildiğinden, Johnson algoritmasına tercih edilebilir.

Çok makine ($m > 2$) problemleri için uygun üreme yönteminin belirlenmesi için farklı ölçekte dört ayrı problem üzerinde çalışılmıştır. Her problem, her bir farklı üreme operatörü kullanılarak 25 kez çözülmüş ve rassallıkların uç noktalarda oluşturabileceği sonuç değerlerini ortadan kaldırmak amacıyla her çözümde elde edilen minimum tamamlanma zamanlarının aritmetik ortalama ve standart sapma değerleri elde edilerek Tablo 2'de verilmiştir. Tablo 2'deki değerler incelendiğinde akış tipi çizelgelemede çok makine problemleri için en uygun üreme yönteminin, akış zamanlı rulet çemberi yöntemi olduğu görülmektedir.

Tablo 1. İki makine problemleri için nesil sayıları ve C_{max} değerleri ortalama ve standart sapmaları

Üreme yöntemi	Problem 1 2x10		Problem 2 2x10		Problem 3 2x15		Problem 4 2x15		Problem 5 2x20		Problem 6 2x20	
	Nesil Sayısı		C_{max}		Nesil Sayısı		Nesil Sayısı		Nesil Sayısı		Nesil Sayısı	
	x	σ	x	σ	x	σ	x	σ	x	σ	x	σ
Makine verimli Rulet Çemberi	65.72	73.59	140.28	0.87	78.32	79.47	38.76	57.29	40.48	52.89	75.02	110.50
Akış zamanlı Rulet Çemberi	94.40	100.5	140.28	0.87	41.84	63.61	68.76	93.43	58.64	83.41	44.88	113.19
Yapay seçim (50/50)	107.72	98.31	141.44	1.83	57.76	60.84	106.16	112.4	18.28	34.55	70.56	114.58
Kısmi yapay seçim (30/70)	54.24	52.10	140.24	0.64	36.96	46.54	37.16	45.28	12.16	25.97	44.68	64.87
Ters yapay seçim	95.96	102.0	141.04	1.39	59.64	77.46	91.96	106.0	51.72	79.19	84.00	97.10

Tablo 2. Çok makine problemleri için C_{max} değerleri ortalama ve standart sapma değerleri

Üreme Yöntemi		Makine Verimli R.Ç.	Akış Zamanlı R.Ç.	Yapay Seçim (50/50)	Kısmi Yapay Seçim (30/70)	Ters Yapay Seçim
Problem 1 (3x10)	Ort.	171.04	171.00	173.84	172.44	175.76
	σ	0.20	0.00	2.47	1.85	3.87
Problem 2 (4x10)	Ort.	168.76	165.80	170.72	170.32	172.32
	σ	2.25	2.69	2.17	1.57	2.99
Problem 3 (5x10)	Ort.	199.40	195.64	203.12	202.08	205.44
	σ	1.95	203.12	3.20	3.77	4.06
Problem 4 (7x15)	Ort.	278.68	265.48	285.60	283.32	289.48
	σ	3.79	2.16	4.14	3.60	6.04

Sonuçlar

İki makine çok iş probleminde en uygun üreme yöntemi parametresi, kısmi yapay seçim olarak bulunmuştur. Çok makine çizelgeleme problemleri ile ilgili test edilen farklı boyutlu dört ayrı problemin tamamında, akış zamanlı rulet çemberi üreme yöntemi en iyi sonucu vermiştir.

Deneylerden elde edilen sonuçlar Genetik Algoritma çözümünde optimum parametre kümesinin kullanılması ile akış tipi çizelgeleme problemlerinde nesil sayısında (çözüm süresi) önemli iyileştirmeler sağlanabileceğini ve optimum veya optimuma daha yakın çözümler elde edilebileceğini göstermiştir. Burada yapılan çalışma gerçek

hayat problemlerini de temsil etmek üzere kısa işlem zamanlı problemler üzerine dayandırılmıştır. Genetik Algoritmalarda kullanılan parametrelerin optimum değerlerinin hem problem türüne hem de problem ölçeğine bağlı olarak değiştiği göz önünde tutulursa bu çalışmada sunulan parametrelerin kısa işlem süreli problemlerde geçerli olduğu vurgulanmalıdır.

Seçim prosedüründe tercih edilen bir diğer yöntem, en iyi amaç değerine sahip kromozomların bir sonraki nesile geçmesini sağlamaktır. Bu yöntem en iyi strateji (elitizm) olarak adlandırılır. Başlangıç popülasyonu da rassal yerine en iyi strateji yöntemine göre seçilir (Rubin ve Ragatz.

1995). İzleyen çalışma konuları olarak en iyi strateji uygulamasının çözüm üzerindeki etkileri ve Genetik Algoritma ile diğer sezgisel arama yöntemlerinin karma olarak kullanılabilir-cekleri hibrit algoritmalar önerilebilir.

Kaynaklar

- Campbell, H. G., Dudek, R. A., Smith, B. L., (1970). A Heuristic Algorithm For The n-Job, m-Machine Sequencing problem, *Management Science*, 16, pp:16.
- Chen. C. L.. Neppalli. R. V.. Aljaber. N.. (1996). Genetic Algorithms Applied To The Continuous Flow Shop Problem. *Computers And Industrial Engineering*. **30**. 4. 919-929.
- 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.
- 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. *Proceedings. 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. *Proceedings. 3rd International Conference on Genetic Algorithms Applications*. 160-169. California. USA.
- Croce. F.D.. Tadei. R.. Volta. G. (1995). A Genetic Algorithm For The Job Shop Problem. *Computers And Operations.Research*. **22**. 1. 15-24.
- Dannenbring, D. G., (1977). An Evaluation of Flow-Shop Sequencing Heuristic, *Management Science*, 23, pp:11.
- Engin. O., (2001). Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritma ile Çözümün Performansının Artırılmasında Parametre Optimizasyonu. Yayınlanmamış Doktora Tezi. İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü. İstanbul.
- Gen. M.. (1996). Genetic Algorithms And Industrial Engineering. *Computers And Industrial Engineering*. **30**. 4. 835-837.
- 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.
- Gupta, J. N. D., (1971). A Functional Heuristic Algorithm For Flow-Shop Scheduling Problem, *Operations Research*, 22, pp:39-47.
- Ho, J. C., Chang, Y., (1991). A new Heuristic For The n-Job, m-Machine Flow-Shop Problem, *European J. of Operations Research*, 52, pp:194-202.
- Jain. N.. Bagchi. T. P.. (2000). Hybridized GAs: Some New Results in Flowshop Scheduling. *Proceedings. Modelling And Simulation (Ms2000) International Conference*. <http://citeseer.nj.nec.com>. Pittsburg. USA.
- Johnson, S. M., (1954). Optimal Two Three-Stage Production Schedule With Setup Times Included, *Nav. Research Logistics Quarterly*, No:1, pp:61-68.
- Maturana. F.. Gu. P.. Naumann. A.. Norrie. D. H.. (1997). Object-Oriented Job Shop Scheduling Using Genetic Algorithm. *Computers In Industry*. **32**. 281-94.
- Min. L.. Cheng. W.. (1999). A Genetic Algorithm For Minimizing The Makespan in The Case Of Scheduling Identical Parallel Machines. *Artificial Intelligence in Engineering*. **13**. 399-403.
- Nawaz, M., Ensore, J. E., Ham, I., (1983). A Heuristic Algoritihm For The m-Machine, n-Job Flow-Shop Sequencing Problem, *OMEGA, The International Journal of Management Science*, 11/1, pp:91-95.
- Palmer, D. S., (1965). Sequencing Jobs Through a Multi-Stage Process in Minimum Total Time a Quick Method of Obtaining a Near Optimum, *Operations Research*, 16, pp:10