Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der.
Cilt 22, No 4, 855-862, 2007

J. Fac. Eng. Arch. Gazi Univ.
Vol 22, No 4, 855-862, 2007

BULANIK AKIŞ TİPİ ÇİZELGELEME PROBLEMİ İÇİN ÇOK AMAÇLI GENETİK ALGORİTMA

İzzettin TEMİZ ve Serpil EROL
Endüstri Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Gazi Üniversitesi, 06570, Maltepe, Ankara
itemiz@gazi.edu.tr, serpiler@gazi.edu.tr

(Geliş/Received: 30.11.2006; Kabul/Excepted: 22.06.2007)

ÖZET

Üretim planlama problemlerinin çoğu karar vericinin herhangi bir kararı vermeden önce birden fazla kriteri düşünmesini gerektirirken, çizelgeleme alanında yapılan çalışmaların pek çoğunda sadece bir kriter ele alınmıştır. Bu makalede günümüz imalat sistemlerinde büyük öneme sahip *m*-makineli akış tipi çizelgeleme probleminde işlem zamanları ve teslim tarihleri gibi zaman parametrelerinin belirsiz olduğu durum ele alınarak üretim tamamlanma zamanı, maksimum gecikme ve toplam akış zamanı amaçlarını eş zamanlı eniyileyen genetik algoritma temelli çok amaçlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. Geliştirilen bulanık iş ve teslim zamanlı çok amaçlı genetik algoritma sonucunda amaç değerlerinin üyelik fonksiyonlarıyla ifade edildiği etkin çözümler elde edilmektedir. Geliştirilen algoritmanın etkinliği küçük boyutlu problemler kullanılarak gösterilmiştir. Genetik algoritmanın en iyi parametre değerleri faktöriyel deney tasarımı ile belirlenmiştir. Algoritmanın orta ve büyük boyutlardaki problemler için makul zamanda etkin çözümleri ürettiği gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Akış tipi çizelgeleme, bulanık küme, çok amaçlı eniyileme, etkin çözüm, genetik algoritma

MULTIOBJECTIVE GENETIC ALGORITHM FOR FUZZY FLOWSHOP SCHEDULING PROBLEM

ABSTRACT

The majority of research on scheduling problems addresses only a single criterion while the majority prodution planning problems require the decision maker to consider more than a single criterion for making a decision. In this paper, a problem with uncertain time parameters such as processing times and due dates in the m-machine flow shop scheduling problem, which has a big importance in nowadays manufacturing systems, is considered. Further a multiobjective approach based on genetic algorithm, optimizing fuzzy makespan, fuzzy maximum tardiness and fuzzy total flow time objectives simultaneously, is developed. The algorithm is developed to obtain efficient solutions. In this algorithm the values of the multiobjective function are expressed by using membership functions. The effectiveness of the algorithm is illustrated by using small size problems. The best parameter sets of the genetic algorithm are determined by using factorial design of experiment. It is shown that the algorithm produces efficient solutions for medium and large size problems in a reasonable amount of time.

Keywords: Flow shop scheduling, fuzzy sets, multiobjective optimization, efficient solution, genetic algorithm

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Üretim çizelgeleme imalat ve hizmet işletmelerinde verimliliği belirleyen önemli bir çalışmadır. Kıt kaynakların zaman boyunca görevlere tahsisiyle ilgilenir [1]. Verimsiz çizelgeleme politikaları hem kaynak kullanımını azaltmakta hem de maliyetleri artırmaktadır. Bu yüzden çizelgeleme çalışmaları işletmeler için bir gereksinim haline gelmiştir.

Bu makalede günümüz imalat sistemlerinde büyük öneme sahip ve gerçek uygulamalarda yaygın olarak karşılaşılan çizelgeleme problemlerinden akış tipi çizelgeleme problemi ele alınmıştır. Akış tipi çizelgeleme probleminde işler her biri farklı bir makinede gerçekleştirilmek üzere *m* farklı operasyona sahiptir ve her makinede aynı teknolojik sırada işlem görmek zorundadır.

Çizelgeleme kararları sonucu oluşan sermaye maliyeti, stok maliyeti, makine boş bekleme maliyeti ve zamanında karşılanamayan siparişlerin maliyetlerini azaltmaktır. Kaynak kullanım oranının yükseltilmesi ve ara stokların azaltılması için en son işin tamamlanma zamanı (C_{max}), toplam akış zamanı (ΣF) kriterleri kullanılırken, müşteri memnuniyetinin artırılması ve gecikmeden kaynaklanan ceza maliyetlerinin azaltılması için ise maksimum gecikme (T_{max}), geciken iş sayısı (n_T) ve toplam gecikme (ΣT) kriterleri kullanılır.

Geleneksel çizelgeleme problemlerinin belirgin özelliklerinden biri tek bir amaca odaklanmış olmalarıdır. Ancak tek bir amaç rekabet ortamının tüm gereksinimlerini tam olarak karşılayamaz. Karar vericinin genellikle iki veya daha çok kriteri aynı anda dikkate alması gerekir. Bir kriter için optimal olan bir çizelge diğer bir kriter için zayıf olabilir. Bundan dolayı çok kriterli çizelgeleme problemleri önemlidir. Bu önemlerine rağmen çok kriterli çizelgeleme problemlerinin karmaşıklığından dolayı bu alanda yapılan çalışma sayısı tek amaçlı problemlere göre daha azdır.

Literatürde yeralan çok kriterli akış tipi çizelgeleme çalışmalarının büyük bir çoğunluğunu C_{max} ve ΣF kriterlerini dikkate alan çalışmalar oluşturmaktadır. Bunlardan Lee ve Chou[2] iki makineli problemde C_{max} ve ΣF'in ağırlıklı toplamını enküçüklemek için tamsayılı programlama modeli sunmuşlardır. Nagar ve diğerleri [3], Şerifoğlu ve Ulusoy [4] ve Yeh [5] iki makineli problemde C_{max} ve ΣF kriterlerinin ağırlıklı toplamını dikkate almışlardır. Nepalli ve diğerleri [6], Ishibuchi ve Murata [7], Rajendran [8], Gupta ve diğerleri [9] optimal C_{max} kısıtı altında ΣF kriterinin enküçüklenmesi problemini çalışmışlardır. Rajendran [8] çalışmasında iki makine durumu için dal-sınır yordamı sunmuştur. Gupta ve diğerleri [9] ise polinomsal çözüm tanımlamışlardır. Aynı problem için tüm etkin çözümleri üreten dal-sınır yordamı Sayın ve Karabatı [10] tarafından sunulmuştur. Murata ve diğerleri [11] ise çok makineli akış tipi çizelgeleme probleminde C_{max} ve ΣT için çok amaçlı genetik algoritma geliştirmişlerdir. Akış tipi çizelgeleme probleminde C_{max} ve T_{max} kriterlerinin dikkate alındığı çalışmalar da yapılmıştır [12-14].

Literatürde yer alan bu çalışmaların hepsinde verilerin önceden bilindiği ve kesin (belirli) olduğu varsayılmıştır. Bu varsayım tam bir otomasyon ortamında geçerli olabilir. Ancak imalat sistemlerinde insan faktörü, işlem hataları, işlerin yüklenmesi, hammadde kalitesindeki değişmeler, kontrol edilemeyen sistem ortamı vb. nedenlerden dolayı işlem zamanlarının ve teslim tarihlerinin belirli ve kesin olması geçersiz bir vasayım olmaktadır. Bundan dolayı belirsizlik gerçek imalat yaşamının doğal bir özelliğidir ve daha gerçekçi sonuçlar için belirsizliğin modele dahil edilmesi gerekir. Belirsizliğin modele dahil edilmesiyle karar vericinin daha gerçekçi kararlar alabilmesi ve çizelgeler ile ilgili daha kapsamlı bir görüş kazanması sağlanabilecektir. Belirsizlik çeşitli yaklaşımlarla ele alınabilmektedir. Bunlardan en yaygın kullanılanı bulanık küme teorisidir. Veriler üyelik fonksiyonları ile ifade edilir. Literatürde çizelgeleme alanında bulanık küme teorisinin kullanıldığı az sayıdaki çalışmaların bir kısmında bulanık teslim tarihi dikkate alınmış ve teslim tarihi işin tamamlanma zamanı memnuniyet düzeyi olarak tanımlanmıştır[15-17]. Akış tipi problemlerde C_{max} kriterini eniyilemek için geliştirilmiş olan Johnson algoritmasını, CDS, Palmer sezgisellerini ve Ignall ve Schrage'nin dal-sınır algoritmasını bulanık işlem zamanlarına göre uyarlayan çalışmalar da yapılmıştır[18-22]. Balasubramanian ve Grossmann [23] ise bulanık işlem zamanlı akış tipi çizelgeleme problemi için karışık tamsayılı doğrusal programlama modeli sunmuşlardır. Cheng ve diğerleri [24] permütasyon akış tipi çizelgeleme probleminde tamamlanma zamanının enküçüklenmesi için bulanık yaklaşıma dayanan yeni bir üstünlük kriteri geliştirerek bir dal-sınır algoritması sunmuşlardır. Akyol [25] akış tipi çizelgeleme probleminde tamamlanma zamanlarının tahmini için bulanık üyelik fonksiyonu kullanan bir yapay sinir ağı yaklaşımı geliştirmiştir. Petrovic ve Song [26] belirsizlik ortamında iki makina akış tipi çizelgeleme problemini inceleyerek, McCahon ve Lee [18]'nin algoritmasının geliştirilmesine dayanan yeni bir algoritma sunmuşlardır. Bulanık küme teorisinin kullanıldığı çalışmaların hepsinde tek bir kriter dikkate alınmıştır.

Literatürde yer alan ve yukarıda belirtilen çalışmalardan görüleceği gibi çizelgeleme alanında yapılan çalışmalar genelde iki makine ve en fazla iki kriteri aynı anda dikkate alan çalışmalardan oluşmaktadır. Bu makalede çok makineli (m>3) akış tipi çizelgeleme probleminde C_{max}, ΣF ve T_{max} kriterlerinin aynı anda eniyilenmesi ele alınmıştır. Problem, işlem zamanlarının ve teslim tarihlerinin belirsiz olduğu ve üçgen bulanık sayılarla ifade edildiği durum için çok amaçlı eniyileme problemi olarak formüle edilmiş ve problemin çözümü için çok amaçlı bir genetik algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen algoritma sonucunda karar vericiye çoklu ortamda seçim yapabilme imkanı sunan etkin çözümler belirlenmektedir.

2. PROBLEMİN TANIMI (PROBLEM DEFINITION)

Burada ele alınan akış tipi çizelgeleme probleminde n tane iş vardır. Tüm işler işlenmeye hazır halde beklemektedir. Her iş m adet işleme sahiptir ve her bir işlemin farklı bir makinede gerçekleştirilebildiği varsayılmaktadır. Problemin amacı işlem zamanlarının ve teslim tarihlerinin üçgen bulanık sayı olduğu durum için maksimum tamamlanma zamanı (C_{max}), maksimum gecikme (T_{max}) ve toplam akış zamanı (ΣF) kriterlerini eş zamanlı eniyileyen etkin çözümleri belirlemektir.

Gösterim

n : İş sayısı
m : Makine sayısı
p_{ij} : i işinin j makinesindeki işlem zamanı
d_i : i işinin teslim tarihi
C_i : Tamamlanma zamanı (i işinin en son operasyonunun tamamlandığı zaman)
F_i : Akış zamanı (i işinin hazır olduğu andan tamamlanmasına kadar geçen süre)
T_i : Tehir zamanı. (i işinin teslim tarihinden sonra tamamlanması)

n-iş m-makine akış tipi çizelgeleme probleminde işlerin tamamlanma zamanları aşağıdaki denklemler yardımıyla hesaplanır.

$$\begin{aligned} &C_{11} = p_{11} \\ &C_{i,1} = C_{i-1,1} + p_{i1} && i = 2,...,n \\ &C_{1,j} = C_{1,j-1} + p_{1j} && j = 2,...,m \\ &C_{i,j} = max\{C_{i-1,j}, C_{i,j-1}\} + p_{ij} && i = 2,...,n\,;\ j = 2,...,m \end{aligned} \quad (1)$$

Eşitlik (1)'in sonucunda maksimum tamamlanma zamanı eşitlik (2) ile tanımlanır. İşlerin hazırlık zamanları olmadığı varsayımıyla toplam akış zamanı ise eşitlik (3) ile hesaplanır.

$$C_{max} = C_{n,m} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{n} F_i = \sum_{i=1}^{n} C_{i,m} \quad (3)$$

Tehir zamanları ve maksimum tehir zamanı sırasıyla eşitlik (4) ve eşitlik (5) ile bulunur.

$$T_i = \{C_{i,m} - d_i\ ,\ 0\} \quad (4)$$

$$T_{max} = max\{T_1, T_2, ..., T_n\} \quad (5)$$

İşlem zamanları ve teslim tarihleri bulanık sayılarla ifade edilen çok amaçlı akış tipi çizelgeleme probleminin matematiksel modeli aşağıda verilmiştir.

$$min\ \tilde{f}(x) = (\tilde{C}_{max}(x), \tilde{T}_{max}(x), \sum \tilde{F}(x)) \quad (6)$$

Kısıtlar: $\tilde{C}_{max}(x) = \tilde{C}_{n,m}(x)$ (7)

$$\tilde{T}_{max}(x) = max\left\{\tilde{T}_1, \tilde{T}_2, ..., \tilde{T}_n\right\} \quad (8)$$

$$\sum \tilde{F}(x) = \sum \tilde{C}_{i,m}(x) \quad (9)$$

Matematiksel gösterimde yer alan x iş sıralamasını belirtmektedir. Problem bir vektörel maliyet fonksiyon bileşenlerinin eniyilenmesi olduğundan tek bir çözüm değeri bulunamaz. Çözüm etkin çözümlerden oluşur. (10) ve (11) no'lu eşitlikleri sağlayan başka bir x vektörü yok ise x^* etkin çözüm (pareto optimal) olarak tanımlanır. Etkin çözümlerde amaç fonksiyonlarının en az birinde kötüleşme olmadan diğer herhangi bir amaç fonksiyonunda iyileşme sağlanamaz.

$$\tilde{f}_i(x) \le \tilde{f}_i(x^*) \quad \forall i \quad i = 1,2,3 \quad için \quad (10)$$

$$\tilde{f}_i(x) < \tilde{f}_i(x^*) \quad en\ az\ bir\ i\ için \quad (11)$$

Çok amaçlı eniyileme problemlerinde etkin çözümler çeşitli yaklaşımlarla elde edilir. Bu çalışmada etkin çözümleri belirlemek için genetik algoritma (GA) kullanılmıştır. GA'da çözümlerin uygunluk değerleri ağırlıklı toplam yaklaşımı kullanılarak belirlenmiştir. Seçilen her ağırlık için elde edilen çözüm bir etkin noktayı verdiği için ağırlıklar rassal olarak değiştirilerek etkin çözümler kümesi elde edilmiştir.

2.1. Bulanık Aritmetik (Fuzzy Arithmetic)

Bulanık aritmetik genişleme prensibinin doğrudan bir uygulaması olup bulanık sayılarda kullanılır. Bulanık sayı genel olarak $M=\{x,\mu_M(x)\}$ R gerçel sayı düzleminde tanımlı ve üyelik fonksiyonu $\mu_M(x)\in[0,1]$ olan herhangi bir bulanık alt küme olarak tanımlanır. Üyelik fonksiyonu, M'nin belirli bir x sayısını alma doğruluk derecesini ifade eder [27].

Bulanık sayılar değişik yapılarda tanımlanabilirler. Bu makalede uygulamalarda en yaygın kullanılan üçgen bulanık sayı yapısı dikkate alınmıştır. Üçgen bulanık sayı $M=(a,b,c)$ şeklinde üç eleman ile tanımlanır. Burada b , M bulanık kümesinin üyelik değeri 1 olan merkez değeridir. a ve c ise bulanık sayının sırasıyla alt ve üst sınır değerleridir. Üçgen bulanık sayı için üyelik fonksiyonu ise

$$\mu_M(x) = \begin{cases} 1-(x-a)/(b-a) & eğer \quad a \le x < b \\ 1-(c-x)/(c-b) & eğer \quad b \le x < c \\ 0 & eğer \quad x > c\ \ ve\ \ x < a \end{cases}$$

biçiminde tanımlanır.

Üçgen bulanık sayılara ilişkin temel aritmetik işlemler aşağıda özetlenmiştir [27]. $M=(a,b,c)$ ve $N=(e,f,g)$ iki üçgen bulanık sayı olsun. Buna göre;

Toplama: $M(+)N=(a+e\ ,\ b+f\ ,\ c+g)$
Çıkarma: $M(-)N=(a-g\ ,\ b-f\ ,\ c-e)$
Çarpma: $M(.)N=(a.e\ ,\ b.f\ ,\ c.g)$ $a\ge0$, $e\ge0$
Sabit bir değerle çarpma: $k>0, k\in R$: $kM=(ka,kb,kc)$
$k<0, k\in R$: $kM=(kc,kb,ka)$
Bölme: $M(:)N=(a/g\ ,\ b/f\ ,\ c/e)$ $a\ge0$, $e>0$
şeklinde hesaplanır.

Sıralama, bulanık matematiksel programlama için önemlidir ve bulanık sayılar farklı üyelik değerlerine sahip pek çok muhtemel gerçel sayıyı temsil ettiği için karşılaştırılmaları zordur. Burada bulanık sayıları sıralamak için bulanık olayların genel ortalama ve standart sapmasına dayanan Lee ve Li [28]'nin yaklaşımı kullanılmıştır.

Bu yaklaşıma göre M üçgen bulanık sayısının ortalaması ve standart sapması sırasıyla;

$$\bar{x}_{(M)} = \frac{1}{3}(a+b+c) \quad \text{ve}$$

$$\sigma_{(M)} = \frac{1}{18}(a^2+b^2+c^2-ab-ac-bc)$$

formülleri ile hesaplanır. Sıralama ortalamalara göre gerçekleştirilir. Ortalamaların eşit olması durumunda standart sapma kullanılır ve standart sapması küçük olan bulanık sayı diğerinden büyük olarak değerlendirilir.

2.2. İşlerin Makinelerde Başlama Zamanı (Starting Time of Jobs on Machines)

Geleneksel çizelgeleme problemlerinde işlerin makinelerde başlama zamanı maksimum işlemi ile belirlenirken, bulanık sayılarda bu işlem biraz daha zor olmaktadır. Burada bunu belirlemek için Tsai ve Chuang [29] tarafından üçgen bulanık sayılar için geliştirilmiş olan sezgisel yaklaşımdan yararlanılmıştır. $P_1=(a_{P1}, b_{P1}, c_{P1})$ ve $P_2=(a_{P2}, b_{P2}, c_{P2})$ iki üçgen bulanık sayı ise bunların maksimumu $S=(a_S, b_S, c_S)$ de üçgen bulanık sayı olur. S üçgen bulanık sayısının değerleri sırasıyla (12)-(14) numaralı eşitlikler yardımıyla hesaplanır.

$$a_S = max\{max(a_{P1}, a_{P2}), min(b_{P1}, b_{P2})\} \tag{12}$$

$$\begin{aligned} & max(b_{P1}, b_{P2}) \geq min(c_{P1}, c_{P2}) \quad ise \\ & b_S = max(b_{P1}, b_{P2}) \\ & max(b_{P1}, b_{P2}) < min(c_{P1}, c_{P2}) \quad ise \\ & b_S = \frac{c_{P1} \times c_{P2} - b_{P1} \times b_{P2}}{(c_{P1}+c_{P2})-(b_{P1}+b_{P2})} \end{aligned} \tag{13}$$

$$c_S = max(c_{P1}, c_{P2}) \tag{14}$$

3. GENETİK ALGORİTMA (GENETIC ALGORITHM)

Genetik algoritma (GA) evrim mekanizmasına dayanan stokastik bir arama metotudur. İlk olarak 1975 yılında Holland tarafından önerilen GA sezgisel bir yaklaşım olup optimale yakın çözümler bulur. Zor eniyileme problemleri için potansiyel çözüm yöntemi olarak sunulmuştur [30].

Potansiyel çözümlerin yığını içinde çok yönlü ve global bir arama gerçekleştiren GA çok fazla matematiksel gereksinimlere ihtiyaç duymadan her türlü amaç fonksiyonlarını ve kısıtları ele alabilir. GA'nın bu özelliklerinden dolayı çok amaçlı eniyileme problemleri için çok uygundur.

Bir problemin çözümü için GA uygulanacağı zaman kodlama metotları, yeniden üretim işlemleri, uygunluk tayini ve seçim gibi ana bileşenlerin her biri iyi tanımlanmak durumundadır. Sıralama-çizelgeleme problemleri için kodlama yapısı (diziler) işlerin permütasyonu şeklinde yapılır [31].

Çok amaçlı eniyileme probleminin GA ile çözümünde bireylerin uygunluk değerlerinin nasıl belirleneceği en önemli konulardan birini oluşturur. Literatürde bu konuya ilişkin çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bunlardan *Ağırlıklı Toplam Yaklaşım* bu çalışmada kullanılmıştır. Bu yaklaşımda amaç fonksiyonlarına ağırlık değerleri atanarak tek bir amaç fonksiyonu altında toplanır. Anlaşılması basit ve kolay bir yaklaşımdır. Literatürde ağırlık değerlerinin belirlenmesine ilişkin çeşitli yaklaşımlar sunulmuştur. Bu çalışmada *sabit ağırlık* ve *rassal ağırlık* yaklaşımları dikkate alınmıştır. Rassal ağırlık yaklaşımı etkin çözümler sınırına doğru değişken arama yapmak için geliştirilmiştir [11]. Rassal ağırlık yaklaşımında ağırlıklar tüm bileşimlere şans tanımak için her bir seçim adımında rassal olarak yeniden belirlenirken, sabit ağırlık yaklaşımında ağırlık değerleri evrimsel süreç boyunca sabit kalırlar, değişmezler. Bunun sonucu olarak sabit ağırlık yaklaşımı GA'yı sabit bir noktaya yöneltir. Diğer taraftan rassal ağırlık yaklaşımı GA'ya değişken arama yönü göstererek tüm sınır boyunca örnekleme yapmasını sağlar. Bu çalışmada kullanılan ağırlık değerleri $w_k = \frac{r_k}{\sum_{j=1}^{3} r_j}$ $k=1,2,3$ eşitliği yardımıyla belirlenmektedir. Eşitlikte bulunan r_j değerleri pozitif rassal sayılardır.

Yığını oluşturan bireyler arasından yeniden üretim işlemi için çeşitli seçim mekanizmaları kullanılır. Bu çalışmada Rulet çemberi seçim mekanizması kullanılmıştır. Burada temel düşünce uygunluk değeriyle orantılı olarak her bir dizinin seçilme veya yaşama olasılığını belirlemektir. Bu yöntemde yüksek uygunluk değerine sahip dizilerden bir sonraki nesilde daha fazla sayıda olması beklenir. Yeni nesil için seçilen dizilerin kopyalama işlemi tamamlandıktan sonra dizilere genetik işlemler uygulanır.

GA yeni bireyler oluşturmak için genetik işlemlerden yararlanır. GA'nın iki temel işlemi çaprazlama ve mutasyon işlemleridir. Çaprazlama iki birey arasında karşılıklı bilgi değişimi ile yeni bireylerin oluşmasını sağlayan işlemdir ve P_c olasılığıyla ile gerçekleşir. Bu çalışmada *kısmi uyumlu çaprazlama* (*PMX*) ve *doğrusal sıralı çaprazlama* (*LOX*) yöntemleri dikkate alınmıştır. GA'nın diğer temel işlemi olan mutasyon işlemi yerel optimalden kaçınmak ve yığında çeşitliliği arttırmak için kullanılır. Mevcut bireylerin bir kısmında rassal değişim meydana getirerek çözüm uzayında yeni noktaların elde edilmesini sağlar.

Mutasyon işlemi P_m olasılığıyla gerçekleştirilir. Bu çalışmada *yerdeğiştirme* (*exchange*) *mutasyon* işlemi kullanılmıştır.

Yukarıda tanımlanan problemi çözmek için geliştirilen çok amaçlı bulanık genetik algoritma adımlar halinde aşağıda açıklanmıştır. Algoritmanın kodlaması Delphi programıyla yapılmıştır.

3.1. Bulanık Çok Amaçlı Genetik Algoritma (Fuzzy Multiobjective Genetic Algorithm)

Adım-1. t (=Nesil)=0 için N sayıda alternatif çözüm-den oluşan başlangıç yığının, (*m+2*) bireyini CDS, Dannenbring sezgiselleri, NEH algoritması ve EDD kuralını kullanarak, diğerlerini de rassal olarak oluştur.

Adım-2. GEN(t) yığınındaki her dizi için (15) no'lu eşitlik yardımıyla uygunluk değerlerini hesapla. Seçilme olasılıklarını ise (16) no'lu eşitlik ile hesapla. $w_k, \quad k = 1,2,3$ ağırlık değerlerini rassal olarak her seçimde yeniden belirle.

$$\tilde{f}_{[i]} = w_1.\tilde{C}\,max_i + w_2.\tilde{T}\,max_i + w_3.\tilde{TF}_i \quad i = 1,...,N \qquad (15)$$

$$P[i] = \frac{(\tilde{f}^{max} - \tilde{f}_i)}{\sum_{i=1}^{N}\left\{\tilde{f}^{max} - \tilde{f}_i\right\}} \qquad i = 1,...,N \qquad (16)$$

Adım-3. Başlangıç yığınındaki etkin çözümleri belirle, etkin çözümler kümesine ekle.

Adım-4. Yığındaki bireyleri seçilme olasılıklarına göre ikişerli olarak seç. Seçilen bu bireylere P_c olasılığı ile çaprazlama işlemini uygula. Yeni bireylere P_m olasılığı ile mutasyon işlemini uygula.

Adım-5. Yeni yığındaki bireylerin uygunluk değerlerini hesapla. GEN(t) yığınındaki her bir amacı ve ağırlıklandırılmış birleşik amacı eniyileyen bireyleri (t+1). nesil yığınına ilave et. GEN(t+1) yeni yığın boyutu N'e eşit olana kadar artakalanları ağırlıklı amaç fonksiyonunu eniyileyen yeni üretilen bireyler arasından seç.

Adım-6. Etkin çözümler kümesini güncelle.

Adım-7. Maksimum nesil sayısına ulaşıldıysa algoritmayı sonlandır ve etkin çözümleri getir. Aksi takdirde $t=t+1$ yap ve *Adım-4*'e git.

4. DENEYSEL ÇALIŞMA (EXPERIMENTAL STUDY)

4.1. Test Problemleri (Test Problems)

Geliştirilen bulanık algoritmayı test etmek için Taillard [32]'ın test problemlerinden 20, 50, 100-iş ve 5, 10, 20-makineli akış tipi çizelgeleme problemlerinden faydalanılmıştır. Bu test problemlerine ilişkin teslim tarihleri aşağıdaki yapıda belirlenmiştir [11].

Adım 1. Rassal olarak *n* iş için bir permütasyon sırası oluştur.
Adım 2. Her bir $j= 1, 2, ... , n$ iş için C_j tamamlanma zamanını hesapla.
Adım 3. [-100,100] kapalı aralığından rassal olarak üretilen rnd_j tam sayısını her bir C_j'ye ekle. j işinin teslim tarihi $d_j = C_j + rnd_j$ olarak belirlenir.

Test problemlerindeki işlem ve teslim zamanlarının kesin değerleri bulanıklaştırılarak üçgen bulanık sayılara dönüştürülmüştür. Problemlerdeki x kesin zamanı için oluşturulan üçgen bulanık sayının alt sınır değeri, $\delta_1 <1$ olacak şekilde $[\delta_1 x, x]$ kapalı aralığından rassal olarak üretilmiştir. Orta nokta değeri test problemindeki x kesin zamanından oluşturulmuştur. Üçgen bulanık sayının üst sınır değeri ise $\delta_2 >1$ olacak şekilde $[x, \delta_2 x]$ kapalı aralığından rassal olarak üretilmiştir. Bir faaliyetin uzun zaman alması kısa zaman almasından daha olası olacağı düşüncesinden hareketle, üst sınır değerinin orta noktadan ayrılışı, alt değerin ayrılışından daha geniş olduğu varsayılmıştır [33]. Bundan dolayı bu makalede $\delta_1 = 0.85$ ve $\delta_2 = 1.30$ olarak alınmıştır.

4.2. Faktöriyel Deney Tasarımı (Factorial Experimental Design)

Geliştirilen algoritmayı değerlendirmek için ölçüt olarak etkin çözüm sayısı kullanılmıştır. Etkin çözümlerin belirlenmesi için geliştirilen GA'nın performansı üzerinde etkili olabileceğini düşündüğümüz parametreler Tablo 1'de verilmiştir. Ele alınan beş faktör için deney tasarımı çalışması iki seviyeli olarak yapılmıştır. Tam faktöriyel analiz için 2^5=32 farklı parametre kombinasyonu mevcuttur. Her kombinasyon 9 farklı probleme uygulanmıştır ve farklı başlangıç koşullarıyla 5'er koşum olmak üzere toplam 32×9×5=1440 deneme yapılmıştır. Algoritma 600 bin çözümü değerlendirecek şekilde koşturularak etkin çözüm sayıları belirlenmiştir.

Tablo 1. Algoritma Parametreleri ve Düzeyleri
(Algorithm Parameters and their Levels)

Faktörler	Birinci Seviye	İkinci Seviye
Yığın Boyutu	100	150
Çaprazlama Yöntemi	PMX	LOX
Ağırlık	Sabit	Değişken
Çaprazlama Oranı (Pc)	0.70	0.90
Mutasyon Oranı (Pm)	0.005	0.05

Analiz sonucunda α=0.05 anlamlılık düzeyinde anlamlı (etkili) olan faktörler test problemlerine göre Tablo 2'de verilmiştir. Tablodan görüleceği gibi çaprazlama yöntemi (X-Yöntem) tüm problemler için ya ana etki veya ortak etkileşim olarak algoritma

Tablo 2. Algoritma için anlamlı olan faktörler (Significant factors for Algorithm)

Test Problemi	Anlamlı Faktörler
20 İş - 5 Makine	X-Yöntem ; Ağırlık*Yığın
20 İş - 10 Makine	Pc ; Yığın ; X-Yöntem
20 İş - 20 Makine	X-Yöntem ; Pm*Ağırlık
50 İş - 5 Makine	Yığın ; Pm*Ağırlık*X-Yöntem
50 İş - 10 Makine	X-Yöntem ; Pm*X-Yöntem ; Pc*X-Yöntem
50 İş - 20 Makine	Yığın ; X-Yöntem
100 İş - 5 Makine	Ağırlık; Yığın; Ağırlık*X-Yöntem
100 İş -10 Makine	Pc ; Pm*Yığın*X-Yöntem
100 İş - 20 Makine	Pm; Ağırlık; Yığın; Yığın*X-Yöntem

üzerinde etkili çıkmıştır. Yığın boyutu da hemen hemen tüm problemlerde etkili çıkmıştır.

Faktörlerin seviyeleri arasındaki farklılığın anlamlı olup olmadığı Tukey çoklu karşılaştırma ile yapılmıştır. Rassal ağırlık yöntemi, düşük yığın boyutu, LOX çaprazlama yöntemi, düşük mutasyon ve yüksek çaprazlama oranı için algoritmanın en iyi sonucu verdiği belirlenmiştir. Analiz sonucu anlamlı çıkan faktörler dikkate alınarak algoritma yeniden tüm problemler için çalıştırılarak etkin çözümler 10 bin nesil için belirlenmiştir. Elde edilen etkin çözüm sayıları Tablo 3'te verilmiştir. Tablodan görüleceği gibi problem boyutu arttıkça etkin çözüm sayılarının arttığı gözlenmektedir. Burada 50 iş-5 makina problemi için oldukça yüksek sayıda etkin çözüm bulunmasını problem verilerinin bulanıklaştırılmasındaki rassallıktan kaynaklandığını düşünmekteyiz.

Tablo 3. Test Problemleri için Etkin Çözüm Sayıları (Number of the Efficient solutions for the Test Problems)

Test Problemi	Etkin Çözüm Sayısı
20 İş - 5 Makine	63
20 İş - 10 Makine	67
20 İş - 20 Makine	90
50 İş - 5 Makine	148
50 İş - 10 Makine	70
50 İş - 20 Makine	72
100 İş - 5 Makine	118
100 İş -10 Makine	94
100 İş - 20 Makine	126

4.3. Algoritmanın Etkinliği (Effectiveness of the Algorithm)

Çok amaçlı eniyileme problemi *NP*-zor olduğu için tüm etkin çözümler ancak birerleme yöntemi ile belirlenebilir. Geliştirdiğimiz sezgisel yöntemin etkinliğini karşılaştırabileceğimiz mevcut başka bir algoritma bulunmadığından küçük boyutlu problemler için birerleme yöntemiyle etkin çözümler bulunarak sezgisel yöntemin bulduğu sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

Küçük boyutlu problemlerden 4, 5, 6 işli ve 5, 10 makineli olmak üzere toplam 30 ayrı problem rassal olarak üretilmiştir. Bu problemler birerleme tekniği ile çözülerek etkin çözümler bulunmuştur. Problemler için birerleme tekniği ile elde edilen bu çözümlerin, geliştirilen GA çözümleri ile karşılaştırmaları Tablo 4'te verilmiştir. GA parametre değerleri olarak faktöriyel deney tasarımı sonucu elde edilmiş olan değerler kullanılmıştır. Buna göre algoritma yığın boyutu 10, LOX çaprazlama operatörü, rassal ağırlık yöntemi, Pc=0.90, Pm=0.05 ve 30 nesil için koşturulmuştur. Tablo 4'den görüleceği gibi geliştirilen algoritma tüm etkin çözümleri bulabilmiştir. Dolayısıyla küçük boyutlu problemler için etkin sonuçlar veren bu algoritmanın orta ve büyük boyutlu problemler için de etkin sonuçlar vereceği beklenmektedir. Büyük boyutlu problemler için algoritmanın bulduğu bastırılamayan çözümler (etkin), aynı zamanda en kötü ihtimalle problem için bir üst-sınır olarak değerlendirilebilir.

5. SONUÇ (CONCLUSION)

Bu çalışmada işlem zamanları ve teslim tarihlerinin belirsiz olduğu ve üçgen bulanık sayılarla ifade edildiği akış tipi çizelgeleme problemi incelenmiştir. Çizelgeleme kararlarına etki eden maliyetleri azaltmak için çizelge tamamlanma zamanı, maksimum tehir zamanı ve toplam akış zamanı kriterlerini eş zamanlı değerlendiren çok amaçlı model sunulmuştur. Modelin çözümü için genetik algoritma yaklaşımı kullanılmıştır. Bulanık çok amaçlı genetik algoritma sonucunda noktalar ailesinden oluşan ve bulanık değerlere sahip etkin çözüm kümesi belirlenmiştir. Algoritmanın etkinliği küçük boyutlu problemler üzerinde gösterilmiştir.

Algoritmanın en iyi parametre değerlerinin belirlenmesi için varyans analizi kullanılmıştır. Analiz sonucunda iş sayısı ve makine sayısı arttıkça yığın boyutunun etkili olduğu görülmüştür. Çaprazlama yönteminin tüm problemlerde ya ana etki ya da ortak etkileşiminin algoritmanın performansı üzerinde etkili olduğu görülmüştür. Algoritma, analiz sonucunda belirlenen en iyi parametre değerleri ile koşturularak problemler için etkin çözüm sayıları belirlenmiştir. Problem boyutu arttıkça belirlenen etkin çözüm sayılarının da arttığı görülmüştür. Etkin çözümlerin yanı sıra bulanık işlem zamanlarının ve teslim tarihlerinin kullanılmasıyla, yöneticilerin çizelgeler ile ilgili daha kapsamlı bir görüş kazanması sağlanmıştır.

Bu çalışmanın devamında işlem zamanları ve teslim tarihlerinin belirsizliği yanında maliyet bilgilerinin ve amaç önem derecelerinin de belirsiz olduğu durumlar modele dahil edilerek algoritmanın genişletilmesi düşünülmektedir. Ayrıca sunulan model, tavlama

Tablo 4. Birerleme Yöntemi ve GA ile Bulunan Etkin Sonuçların Karşılaştırılması
(Comparison of the Efficient Solutions Found by Enumeration Technique and GA)

Problem	Problem No	Birerleme Yöntemi	Önerilen Algoritma (GA)	Bulunduğu Nesil
4 İş – 5 Makine	1	9	9	6
	2	3	3	1
	3	6	6	3
	4	5	5	3
	5	6	6	1
4 İş – 10 Makine	1	4	4	6
	2	3	3	1
	3	4	4	1
	4	4	4	5
	5	5	5	2
5 İş – 5 Makine	1	8	8	5
	2	8	8	18
	3	7	7	25
	4	11	11	12
	5	5	5	2
5 İş – 10 Makine	1	8	8	7
	2	10	10	17
	3	11	11	8
	4	8	8	13
	5	6	6	29
6 İş – 5 Makine	1	23	23	29
	2	16	16	30
	3	22	22	28
	4	9	9	27
	5	15	15	25
6 İş – 10 Makine	1	18	18	30
	2	24	24	25
	3	17	17	29
	4	19	19	30
	5	12	12	28

benzetimi ve tabu arama gibi diğer modern sezgisel yöntemlerle çözülerek karşılaştırmaları yapılacaktır.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Pinedo, M., **Scheduling:Theory, algorithms, and systems**, Prentice Hall, New Jersey, A.B.D., 2002.
2. Lee, C.E. ve Chou, F.D., "A two-machine flowshop scheduling heuristic with bicriteria objective", **International Journal of Industrial Engineering**,Cilt 5, No 2, 128-139, 1998.
3. Nagar, A., Heragu, S. ve Haddock, J., "A combined branch and bound and genetic algorithm based approach for a flowshop scheduling problem", **Annals of Operations Research**, Cilt 63, 397-414, 1996.
4. Şerifoğlu, F.S. ve Ulusoy, G. "A bicriteria two-machine permutation flowshop problem", **European Journal of Operational Research**, Cilt 107, No 2, 414-430, 1998.
5. Yeh, W.C., "A new branch-and-bound approach for the $n/2/\text{flowshop}/\alpha F+\beta C_{max}$ flowshop scheduling problem", **Computers and Operations Research**, Cilt 26, No13, 1293-1310, 1999.
6. Neppalli, V.R., Chen, C.L. ve Gupta, J.N.D., "Genetic algorihms for the two-stage bicriteria flowshop problem", **European Journal of Operational Research**, Cilt 95, No 2, 356-373, 1996.
7. Ishibuchi, H. ve Murata, T., "A Multi-objective genetic local search algorithm and its application

to flowshop scheduling, **IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews**, Cilt 28, No 3, 392-403,1998.

8. Rajendran C., "Two-stage flow shop scheduling problem with bicriteria", **Journal of the Operational Research Society,** Cilt 43, No 9, 871-884, 1992.
9. Gupta, J.N.D., Neppalli, V.R. ve Werner, F., "Minimizing total flow time in a two-machine flowshop problem with minimum makespan", **International Journal of Production Economics**, Cilt 69, No 3, 323-338, 2001.
10. Sayın, S. ve Karabatı, S., "A bicriteria approach to the two-machine flow shop scheduling problem", **European Journal of Operational Research**, Cilt 113, No 2, 435-449, 1999.
11. Murata, T., Ishibuchi, H., ve Tanaka, H., "Multi-objective genetic algorithm and its applications to flowshop scheduling",**Computers and Industrial Engineering**, Cilt 30, No 4, 957-968, 1996.
12. Daniels, R.L. ve Chambers R.J., "Multiobjective flow-shop scheduling", Naval research Logistics, Cilt 37, 981-995, 1990.
13. Chakravarthy, K. ve Rajendran, C., "A heuristic for scheduling in a flowshop with the bicriteria of makespan and maximum tardiness minimization" **Production Planning and Control**, Cilt 10, No 7, 707-714, 1999.
14. Allahverdi, A., "A new heuristic for m-machine flowshop scheduling problem with bicriteria of makespan and maximum tardiness", **Computers and Operations Research**, Cilt 31, No 2, 157-180, 2004.
15. Ishii, H., Tada, M. ve Masuda T., "Two scheduling problems with fuzzy due-dates", **Fuzzy Sets and Systems**, Cilt 46, 339-347, 1992.
16. Ishibuchi, H., Yamamoto, N., Murata, T. ve Tanaka, H., "Genetic algorithms and neighborhood search algorithms for fuzzy flowshop scheduling problems", **Fuzzy Sets and Systems**, Cilt 67, 81-100, 1994.
17. Murata, T., Gen, M. ve Ishibuchi, H., "Multi-Objective Scheduling with Fuzzy Due-Date", **Computers and Industrial Engineering**, Cilt 35, No 3-4, 439-442, 1998.
18. McCahon, C. S. ve Lee, E. S., "Job sequencing with fuzzy processing times", **Computers and Mathematics with Applications**, Cilt 19, No 7, 31-41, 1990.
19. McCahon, C. S. ve Lee, E. S., "Fuzzy job sequencing for a flow shop", **European Journal of Operational Research**, Cilt 62, No 3, 294-301, 1992.
20. Hong, T. ve Chuang, T.N., "A new triangular fuzzy johnson algorithm", **Computers and Industrial Engineering**, Cilt 36, 179-200, 1999.
21. Hong, T.P. ve Chuang, T.N., "Fuzzy Palmer scheduling for flow shops with more than two machines", **Journal of Information Science and Engineering**, Cilt 15, 397-406, 1999.
22. Temiz, İ. ve Erol, S., "Fuzzy branch-and-bound algorithm for flow shop scheduling", **Intelligent Manufacturing Systems**, Cilt 15, No 4, 449-454, 2004.
23. Balasubramanian, J. ve Grossmann, I.E., "Scheduling optimization under uncertainty-an alternative approach", **Computers and Chemical Engineering**, Cilt 27, 469-490, 2003.
24. Cheng, J., Kise, H. and Matsumoto, H., "A branch-and-bound algorithm with fuzzy inference for a permutation flowshop scheduling problem", **European Journal of Operational Research**, Cilt 96, No 3, 578-590, 1997.
25. Akyol, D.E., "Application of neural network to heuristic scheduling algorithms", **Computers and Industrial Engineering**, Cilt 46, No 4, 679-696, 2004.
26. Petrovic, S. And Song, X., "A new approach to two-machine flow shop problem with uncertain processing times, Optimization and Engineering, Cilt 7, No 3, 329-342, 2006.
27. Lai, Y.J. ve Hwang, C.L., **Fuzzy Mathematical Programming**, Springer-Verlag, Berlin, 1992.
28. Lee, E. S. ve Li, R. J., "Comparison of fuzzy numbers based on probability measure of fuzzy events", **Computers and Mathematics with Applications**, Cilt 15, No 10, 887-896, 1988.
29. Tsai, Y.C. ve Chuang, T.N., "A new max operator on triangular fuzzy sets", **Journal of The Chinese Fuzzy Systems Association**, Cilt 5, No 2, 71-78, 1999
30. Goldberg, D. E., **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**, Addison-Wesley, Reading, 1989.
31. Gen, M. and Cheng, R.,**Genetic Algorithms and Engineering Design**, John Wiley & Sons, New York, 1997.
32. Taillard, E., "Benchmarks for basic scheduling problems", **European Journal of Operational Research**, Cilt 64, No 2, 278-285, 1993.
33. Temiz, İ., **Bulanık İş ve Teslim Zamanlı Akış Tipi Çizelgeleme Problemi için Çok Amaçlı Genetik Algoritma**, Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2004.