

Çok Kriterli Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Problemi için Bir Tavlama Benzetimi Yaklaşımı

İzzettin Temiz

*Gazi Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, 06570 Maltepe, Ankara, Turkey
itemiz@gazi.edu.tr*

Özet. Üretim çizelgeleme problemleri ile ilgili yapılan çalışmaların büyük bir bölümünü tek bir kriteri değerlendiren çalışmalar oluşturmaktadır. Ancak günümüz imalat sistemleri çoklu ölçütlerin birlikte değerlendirilmesini gerektirir. Bu çalışmada imalat sistemlerinde çok yaygın olan permütasyon akış tipi çizelgeleme probleminde tamamlanma zamanı, toplam akış zamanı ve en büyük tehir zamanı ölçütlerinin eş zamanlı eniyilenmesi amaçlanmıştır. Çok ölçütlü çizelgeleme olarak modellenen problemde etkin çözümlerin belirlenmesi için üç aşamalı tavlama benzetimi algoritması geliştirilerek sunulmuştur. Geliştirilen algoritma değişik boyuttaki problemlere uygulanmıştır. Algoritmanın etkin çözümleri kabul edilebilir bir hesaplama zamanında belirlediği gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler. Çok kriterli çizelgeleme, akış tipi çizelgeleme, tavlama benzetimi, etkin çözüm.

Abstract. Most of the studies dealing with the production scheduling problems has focused on single criterion. However, real-world manufacturing systems require the simultaneous optimization of different criteria. In this study, we consider permutation flowshop scheduling problem with the multiobjectives of minimizing makespan, total flowtime and maximum tardiness simultaneously. Three-stage simulated annealing algorithm is proposed to obtain efficient solutions. The proposed algorithm has obtained efficient solutions in a reasonable computation time.

Keywords. Multi-criteria scheduling, flow shop scheduling, simulated annealing, efficient solution.

Received April 7, 2010; accepted November 12, 2010.

Bu makale, 24-25 Nisan 2008 tarihlerinde Çankaya Üniversitesi'nin Ankara yerleşkesinde yapılmış olan 1. Çankaya Üniversitesi Mühendislik ve Teknoloji Sempozyumu'nda sunulan ve sadece geniş bildiri özeti bölümü hakem sürecinden geçerek bu sempozyum kitapçığında yayımlanan bir makalenin revize edilmiş şekli olup Sempozyum Değerlendirme Komitesi tarafından yayımlanmak üzere Çankaya University Journal of Science and Engineering dergisine gönderilmesi önerilmiş ve derginin bağımsız hakem değerlendirmeleri sonucunda yayıma kabul edilmiştir.

1. Giriş

Üretim çizelgeleme problemleri günümüz imalat sistemlerinin planlama süreçlerinde çok önemli bir yere sahiptir. Hızla değişen müşteri siparişleri karşısında beklentilerin karşılanabilmesi ve üretim kaynaklarının verimli kullanımı etkin çizelgeleme çalışmalarıyla mümkündür. Bu çalışmada imalat sistemlerinde sıklıkla karşılaşılan ve pek çok araştırmacının ilgisini çeken permütasyon akış tipi çizelgeleme problemi ele alınmıştır.

Literatürde yer alan permütasyon çizelgeleme ile ilgili yapılan çalışmaların önemli bir kısmı çizelge tamamlanma zamanı (C_{\max}) ölçütünü eniyileyen tek ölçütlü problemlere odaklanmıştır. Ancak gerçek çizelgeleme problemleri çok amaçlıdır ve çeşitli amaçların eş zamanlı eniyilenmesini dikkate alan sıralamaların belirlenmesi amaçlanır. Bununla birlikte tüm amaçları aynı anda eniyileyen tek bir mümkün çözüm olmayabilir. Bir amaç için iyi olan bir çözüm diğer bir amaç için iyi olmayabilir. Bunun için etkin çözümlerin (Pareto-optimal çözümlerin) belirlenmesi amaçlanır. Karar vericinin, bulunduğu duruma ve öncelik kriterlerine göre bu çözümler arasından seçim yapma imkânı sağlanır.

Çizelgeleme problemlerinin çoğu NP-zor problem sınıfında yer aldığından problemi çözmek için tam sayım tekniklerinin kullanılması gerekir. Ancak problem boyutu arttıkça bu yaklaşım pratik olmaktan çıkar. Bu nedenle zor problemlerin çözümü için araştırmacılar çeşitli sezgisel yaklaşımlar geliştirmişlerdir.

Literatürde çok amaçlı akış tipi çizelgeleme problemleri ile ilgili son yıllarda çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bu problemlerin çoğu NP-zor problem sınıfında yer aldığı için bu çalışmalar genellikle sezgisel algoritmalar üzerine yoğunlaşmıştır [1-2]. Sayın ve Karabatı [3] iki-makine akış tipi çizelgeleme probleminde son işin tamamlanma zamanı (C_{\max}) ve işlerin ortalama tamamlanma zamanı (\bar{C}) ölçütlerini eş zamanlı değerlendiren dal-sınır algoritması geliştirmişlerdir. İki-makine probleminde, Toktaş ve arkadaşları [4] C_{\max} ve en büyük erken bitirme (E_{\max}), Liao ve arkadaşları [5] ise C_{\max} ve geciken işlerin sayısını (n_T), C_{\max} ve işlerin gecikme zamanları toplamı ($\sum T$) ölçütleri için dal-sınır algoritmaları sunmuşlardır. Çok makineli çizelgeleme problemlerine ilişkin yapılan çalışmalarda ise Daniels ve Chambers [6] ve Chakravarthy ve Rajendran [7] C_{\max} ve işlerin en büyük tehir zamanı (T_{\max}) ölçütlerinin ağırlıklı toplamını dikkate alan çalışmalar sunmuşlardır. Ravindran ve arkadaşları [8] C_{\max} ve işlerin toplam akış zamanları toplamı ($\sum F$) ölçütlerini eş zamanlı eniyileyen üç farklı sezgisel algoritma geliştirmişlerdir. Aynı problem

için Pasupathy ve arkadaşları [9] Pareto dereceleme temeline dayanan çok amaçlı genetik algoritma sunmuşlardır. Loukil ve arkadaşları [10] iki amaçlı çizelgeleme probleminde ağırlıklı toplam yaklaşımıyla oluşturulan etkin çözümleri tavlama benzetimi algoritmasını kullanarak belirlemişlerdir. Murata ve arkadaşları [11] akış tipi çizelgeleme probleminde C_{\max} ve işlerin tehir zamanları toplamı ($\sum T$) ölçütlerini minimize etmek için çok amaçlı genetik algoritma sunmuşlardır. Ponnambalam ve arkadaşları [12] akış tipi çizelgeleme probleminde C_{\max} , işlerin ortalama akış zamanı ve makine boş bekleme çizelge ölçütlerini eniyilemek için gezgin satıcı algoritması ve genetik algoritmayı kullanan çok amaçlı evrimsel arama algoritması geliştirmişlerdir. Varadharajan ve Rajendran [13] akış tipi çizelgeleme probleminde C_{\max} ve $\sum F$ amaçlarını eş zamanlı eniyileyen iki aşamalı tavlama benzetimi algoritması sunmuşlardır. Yagmahan ve Yenisey [14] aynı problem için çok amaçlı karınca kolonisi algoritması geliştirmişlerdir. Arroyo ve Armentano [15] iki ölçütlü akış tipi çizelgeleme problemine çok amaçlı yerel aramalı genetik algoritmayı uygulamışlardır. Rahimi-Vahed ve Mirghorbani [16] iki ölçütlü permütasyon çizelgeleme probleminde işlerin ağırlıklı ortalama tamamlanma zamanı ve ağırlıklı ortalama tehir zamanı ölçütlerini eniyilemek için çok amaçlı parçacık sürü algoritması sunmuşlardır. Rahimi-Vahed ve Mirzaei [17] aynı problem için çok amaçlı kurbağa sıçrama algoritmasını uygulamışlardır. Tavakkoli-Moghaddam ve arkadaşları [18] akış tipi çizelgeleme probleminde işlerin ağırlıklı ortalama tamamlanma zamanı ve ağırlıklı ortalama tehir zamanlarını en küçüklemek için çok amaçlı melez bağışıklık algoritması önermişlerdir. Rahimi-Vahed ve arkadaşları [19] bekletmesiz akış tipi çizelgeleme probleminde işlerin ağırlıklı ortalama tamamlanma zamanı ve ağırlıklı ortalama tehir zamanlarını eş zamanlı en küçüklemek için çok amaçlı dağınık arama algoritması sunmuşlardır. Aynı problem için Tavakkoli-Moghaddam ve arkadaşları [20] yapay bağışıklık algoritması geliştirmişlerdir. Dubois-Lacoste ve arkadaşları [1] C_{\max} , $\sum C_i$ ve $\sum T_i$ kriterlerini ikili kriterler olarak en küçüklemek için iki aşamalı yerel arama ve Pareto yerel arama algoritmalarının birleşimi bir algoritma sunmuşlardır. Khan ve arkadaşları [2] C_{\max} ve T_{\max} kriterlerinin ağırlıklı toplamını en küçüklemek için aç gözlü rassallaştırılmış uyarlamalı arama algoritması geliştirmişlerdir. Rashidi ve arkadaşları [21] C_{\max} ve T_{\max} kriterli paralel makinalı akış tipi çizelgeleme problemi için çok amaçlı genetik algoritma sunmuşlardır.

Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde yapılan çalışmaların iki makineli veya iki ölçütlü problemler üzerine odaklandığı görülmektedir. Çizelgelemede kullanılan başarımlı ölçütleri çeşitli amaçları eniyiler. Bunlardan çizelge tamamlanma zamanı

(C_{\max}) üretim zamanını eniyilerken, toplam akış zamanı ($\sum F$) kaynakların verimli kullanımı ve ara stokların azaltılmasını sağlar. Diğer taraftan en büyük tehir zamanının (T_{\max}) en küçüklenmesi ise gecikmeden kaynaklanan ceza maliyetlerini azaltır. Literatürde bu üç amacın birlikte ele alındığı herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bundan dolayı bu çalışmada C_{\max} , T_{\max} ve $\sum F$ ölçütlerinin eş zamanlı eniyilmesi dikkate alınmıştır. Çok amaçlı optimizasyon problemi olarak modellenen problemin çözümü için tavlama benzetimine dayalı çok amaçlı sezgisel bir yaklaşım geliştirilmiştir.

Çalışmanın arta kalan kısmı şu şekilde düzenlenmiştir. İkinci bölümde permütasyon çizelgeleme problemi ve çok amaçlı eniyileme modeli incelenmiştir. Üçüncü bölümde tavlama benzetimi algoritmasının yapısı ve geliştirilen algoritma anlatılmıştır. Geliştirilen algoritmanın değişik boyutlardaki problemler üzerindeki uygulaması dördüncü bölümde ele alınarak son bölümde sonuç ve öneriler üzerinde durulmuştur.

2. Problem Tanımı

Bu çalışmada çizelgeleme problemleri arasında dikkate alınan permütasyon çizelgeleme problemi n sayıda farklı işin m farklı makinede aynı sırada işlenmesi problemidir. Her iş işlem sırası önceden belirlenmiş olan m adet işlemden oluşur ve her makinede bir defa işlem görür. Her işlem, işlem süresince kesintiye uğramadan gerçekleşir. Makinelerin sürekli çalışır halde olduğu ve makineler arası taşıma sürelerinin ihmal edildiği varsayılmaktadır. Bir makine aynı anda birden fazla işlemi gerçekleştiremez ve bir işlem aynı anda sadece bir makinede işlem görür. Tüm işler için makine sıraları aynıdır. İşlem sürelerinin önceden bilindiği ve hazırlık zamanlarını da içerdiği kabul edilmektedir.

Bu çalışmada permütasyon çizelgeleme probleminde C_{\max} , T_{\max} ve $\sum F_i$ başarımlı ölçütlerini eş zamanlı eniyileyen etkin çözümlerin belirlenmesi amaçlanmıştır. İşlerin hazırlık zamanlarının olmadığı varsayıldığından işlerin toplam akış zamanı işlerin tamamlanma zamanları toplamına eşit olacaktır.

Problemin matematiksel gösteriminde kullanılan notasyonlar ve problemin matematiksel modeli aşağıda verilmiştir.

n : çizelgelenecek işlerin sayısı

m : makine sayısı

p_{ij} : çizelgede i . sırada bulunan işin j makinesindeki işlem zamanı

d_i : çizelgede i . sırada bulunan işin teslim zamanı

C_{ij} : çizelgede i . sırada bulunan işin j makinesindeki tamamlanma zamanı

F_i : çizelgede i . sırada bulunan işin akış zamanı (hazırlık zamanı sıfır varsayıldığı için C_{im} 'ye eşit olur)

T_i : çizelgede i . sırada bulunan işinin tehir zamanı

C_{\max} : çizelgedeki son işin tamamlanma zamanı

T_{\max} : çizelgedeki en büyük tehir zaman

$f_x(\cdot)$: x . amaç fonksiyonu

Model.

Amaç fonksiyonu:

$$\min f(S) = \{f_1(S), f_2(S), f_3(S)\}.$$

Kısıtlar:

$$f_1(S) = C_{\max}(S) = C_{n,m}(S),$$

$$f_2(S) = \sum_{i=1}^n F_i(S) = \sum_{i=1}^n C_{i,m}(S),$$

$$f_3(S) = T_{\max}(S),$$

$$C_{1,1} = p_{1,1},$$

$$C_{i,1} = C_{i-1,1} + p_{i,1} \quad i = 2, \dots, n,$$

$$C_{1,j} = C_{1,j-1} + p_{1,j} \quad j = 2, \dots, m,$$

$$C_{i,j} = \max\{C_{i-1,j}, C_{i,j-1}\} + p_{i,j} \quad i = 2, \dots, n \quad j = 2, \dots, m,$$

$$F_i = C_{i,m} \quad i = 1, \dots, n,$$

$$T_i = \max\{C_{i,m} - d_i, 0\} \quad i = 1, \dots, n,$$

$$T_{\max}(S) = \max\{T_1, T_2, \dots, T_n\}.$$

Yukarıdaki gösterimde yer alan S iş sıralamasını (çizelgeyi) belirtmekte olup üç karar değişkeninin (C_{\max} , T_{\max} , ve $\sum F$) bir vektörüdür. Problem bir vektörel fonksiyon bileşenlerinin eniyilenmesi problemidir. Çizelgedeki son işin tamamlanma zamanı için iyi olan bir çözüm çizelgedeki en büyük tehir zamanı veya toplam akış zamanı için iyi olmayabilir. Bu nedenle çok amaçlı problemlerde tek bir çözüm değeri yerine etkin (Pareto optimal) çözümlerin bulunması önemlidir. Etkin çözüm şu şekilde tanımlanır: S sıralaması için her bir amacın amaç fonksiyon değeri sırasıyla $f_1(S)$, $f_2(S)$ ve $f_3(S)$ olarak verilsin. $f_x(S^*) \leq f_x(S)$, $\forall x$ için $x = 1, 2, 3$ ve $f_x(S^*) < f_x(S)$ en az bir x için şartı sağlayan başka bir S^* sıralaması yoksa S sıralaması etkin

çizelgedir. Etkin çözümde herhangi bir amaç fonksiyonunda kötüleşmeye neden olmadan diğer bir amaçta iyileştirme gerçekleştirilemez. Çok amaçlı optimizasyon problemlerinde etkin çözümler çeşitli yaklaşımlarla elde edilir [22-23].

Çok amaçlı permütasyon çizelgeleme problemi NP-zor problem sınıfına girdiği için analitik teknikler sadece küçük boyutlu problemlerin çözümü için kullanılabilir. Büyük boyutlu problemlerin çözümü için çeşitli meta-sezgiseller (genetik algoritma, tavlama benzetimi, tabu arama, karınca kolonisi optimizasyonu vb.) yaygın olarak kullanılmaktadır. Çok amaçlı olarak modellenen problemin çözümü için bir sonraki bölümde anlatılan tavlama benzetimi algoritmasına dayanan ve kısa sürede etkin çözümleri bulan çok aşamalı sezgisel bir yaklaşım sunulmuştur.

3. Tavlama Benzetimi Algoritması

Tavlama benzetimi (TB) algoritması, pek çok kombinatorial optimizasyon problemlerinin kabul edilebilir çözümlerinin aranmasında başarıyla uygulanan olasılıklı bir arama algoritmasıdır. TB algoritması katıların fiziksel tavlama sürecini taklit etmektedir. Tavlama süreci ise; katıların belirli bir başlangıç sıcaklığından başlayarak yavaş yavaş soğutulması prensibine göre çalışır. Algoritma aramaya rastsal olarak belirlenmiş bir başlangıç çözümünden başlar. Hesaplama adımlarında mevcut çözümün komşu çözümleri uygun komşuluk mekanizmalarından yararlanılarak elde edilir. Üretilen komşu çözümün amaç değeri hesaplanarak mevcut çözümden daha iyi ise yeni çözüm olarak kabul edilir. Daha kötü olması halinde belirlenen kritere göre kabul veya reddedilir. Hesaplama adımları sonunda sıcaklık belirli bir fonksiyona göre azaltılır ve bu işlem önceden belirlenen iterasyon sayısı veya önceden belirlenen sıcaklık değerine ulaşana kadar devam eder.

Tavlama benzetimi algoritması başlangıç sıcaklığı, her sıcaklık değerinde üretilecek çözüm sayısı, sıcaklık azaltma fonksiyonu ve durdurma koşulu gibi parametrelere sahiptir.

Başlangıç çözümlerinin kabul edilme olasılığının 1'e yakın olabilmesi için başlangıç sıcaklık değeri yeterince büyük olmalıdır. Bunun yanında çok yüksek başlangıç sıcaklığı çok uzun hesaplama zamanına veya kötü bir performansa neden olabilir. Bunun için başlangıç sıcaklığı genellikle belirli bir kabul olasılığına (p) karşılık gelecek şekilde belirlenir. Buna göre başlangıç sıcaklığı $T = \Delta / \ln(p)$ eşitliği yardımıyla hesaplanır. Δ değişkeni amaç değeri ile yeni üretilen çözümün amaç değeri arasındaki farkı ifade etmektedir.

TB ile ilgili yapılan çalışmalarda değişik sıcaklık azaltma fonksiyonları kullanılmıştır. Bu çalışma kapsamında sıcaklık azaltımı sabit bir katsayı ile çarpılarak geometrik oranda azaltım gerçekleştirilmiştir. Bunun için $T = \alpha T$ eşitliği kullanılmıştır. Burada α katsayısı (0,1) aralığında bir değerdir.

Pek çok sezgisel yöntemde olduğu gibi seçilen başlangıç çözümü TB'nin de performansını etkiler. TB'nin mümkün olduğunca iyi bir başlangıç çözümü ile başlaması kısa zamanda daha iyi çözümlere ulaşmayı sağlayacaktır.

Her sıcaklık değerinde üretilecek çözüm sayısına ilişkin değişik yaklaşımlar vardır. Bu çalışmada sabit olarak alınmıştır. Algoritmanın durdurulması için ise değişik yaklaşımlar vardır. Bunlar önceden belirlenen iterasyon sayısına ulaşılması, endüyük sıcaklığa ulaşılması ve istenen kriterleri sağlayan çözüme ulaşılması gibidir. Bu çalışmada algoritma son sıcaklığının önceden belirlenen değer altına düşmesi ile sonlandırılır.

Komşuluk mekanizması ile üretilen en iyi komşu çözüm mevcut çözümden daha iyi olması durumunda veya belirlenmiş olan olasılıklı kuralı sağlaması durumunda yeni çözüm olarak kabul edilir. Bu kural yardımıyla algoritmanın yerel minimum noktalara takılması engellenir. Bu da TB'ye avantaj sağlayan bir durumdur.

TB'nin performansını etkileyen önemli ölçütlerden biri de komşu arama yapısıdır. Bu çalışmada komşuluklar rastgele araya sokma işlemi (RIPS - Random Insertion Perturbation Scheme) ile üretilmiştir. RIPS işlemini bir örnek üzerinde anlatacak olursak, $S = \{3, 4, 2, 1, 5\}$ sıralaması verilmiş olsun. Birinci sırada yer alan iş ekstrem bir pozisyondur ve sağ tarafındaki herhangi bir pozisyona yerleştirilebilir. İşin atanacağı yeni pozisyonu belirlemek için 2. ve n . ($n = 5$) pozisyonlar arasında rassal bir sayı üretilerek pozisyon belirlenir. Üretilen rassal sayı 3 olsun. Birinci pozisyonda bulunan 3 işi 3. pozisyona yerleştirilerek $S'_1 = \{4, 2, 3, 1, 5\}$ yeni sıralama elde edilir. S sıralamasında ikinci pozisyondaki 4 işi ise iki farklı pozisyona atanarak iki yeni sıralama elde edilir. 4 işi sağındaki (2 + 1). ile n . ve solundaki 1. ile (2 - 1). pozisyonlar arasında herhangi bir pozisyona yerleştirilebilir. Rassal sayı üretimi sonucu sol tarafta 1. ve sağ tarafta da 5. pozisyonlar belirlenmiş olsun. Buna göre yeni sıralamalar $S'_2 = \{4, 3, 2, 1, 5\}$ ve $S'_3 = \{3, 2, 1, 5, 4\}$ olur. Bu işlem tüm pozisyonlardaki işler için tekrarlanır. n . pozisyonda yer alan iş ekstrem pozisyondur ve sol taraftaki 1. ve ($n - 1$). pozisyonlar arasında herhangi bir pozisyona yerleştirilebilir. n işli bir S sıralamasından RIPS işlemi sonucu $2 \times (n - 1)$ sayıda yeni sıralama elde edilir [13].

Başlangıç sıcaklığı algoritmanın başında bulunan çözümlerdeki %30'luk daha kötü amaç fonksiyon değerine sahip çözümü %95 olasılıkla kabul edebileceğimiz sıcaklık alınmıştır. Bu da $T = 600$ olur. Kabul olasılık fonksiyonu olarak

$$f_{\text{kabul}} = (f_i, f'_i, T) = e^{-((f'_i - f_i)/f_i) * 100/T}$$

kullanılmıştır. Soğutma oranı 0.9 ve her sıcaklık değerinde üretilecek çözüm sayısı 30 olarak alınmıştır. Arama işlemi sıcaklık 10'un altına düştüğünde sonlandırılmıştır. Çalışmada kullanılan bu parametre değerleri yapılan uzun denemeler sonucunda belirlenmiştir.

3.1. Geliştirilen algoritma. Geliştirilen algorithmada ele alınan C_{max} , T_{max} ve $\sum F$ başarımlarının her birini küçükleyen üç başlangıç sıralaması temel sezgisel algoritmalar yardımıyla elde edilmiştir. Başlangıç sıralarını belirlemek için sırasıyla NEH [24], EDD ve Rajendran'ın [25] sezgisel algoritmaları kullanılmıştır. Bu başlangıç sıralamaları her bir amaç fonksiyon değeri için Pareto-optimal düzlemdeki muhtemel en küçük değerler olacaktır.

Geliştirilen tavlama benzetimi algoritması üç aşamadan oluşmaktadır. Algoritmanın her bir aşamasında sırasıyla belirlenen sıralamalar başlangıç sırası olarak kullanılmaktadır.

Algoritmanın birinci aşamasında C_{max} için NEH sezgiseli yardımıyla belirlenen sıralama başlangıç sırası olarak alınıp arama işlemi diğer amaçlar doğrultusunda gerçekleştirilmektedir. Arama yönünü belirlemek için diğer iki amaçtan biri rastsal olarak seçilir ve iyileştirme araştırması gerçekleştirilir. Arama işleminin başında amaç fonksiyonlarına ağırlık değerleri atanır. Bu ağırlık değerleri birinci aşamada amaçlara göre sırasıyla (1,0,0)'dır. Aramanın ilerleyen aşamalarında birinci amacın ağırlık değeri azaltılırken diğer amaç fonksiyonları ağırlık değerleri arttırılır. Ağırlık değerlerindeki bu artış ve azalış oranı bu çalışmada 0.1 aritmetik oranında gerçekleştirilmiştir. Algorithmada ağırlık değerleri 0.3'e ulaşana kadar arama işlemi devam eder. Buna göre araştırma sürecinde 36 farklı ağırlık kombinasyonu etkin çözümleri bulmak için kullanılmış oluyor. Ağırlık değişim oranı azaltılarak daha fazla etkin çözümün belirlenmesi sağlanabilir.

Diğer aşamalarda benzer şekilde gerçekleştirilir. Aşamalardaki başlangıç ağırlık değerleri sırasıyla (0, 1, 0) ve (0, 0, 1) alınarak arama işlemi gerçekleştirilir. Geliştirilen algoritmanın pseudo kodu Şekil 1'de verilmiştir.


```

Begin
  • Her bir çizelgeleme ölçütü için birer sıralama belirle (  $S_1, S_2, S_3$  )
  • Belirlenen sıralamalar için amaç fonksiyon değerlerini hesapla
  • Bu amaç fonksiyon değerlerine göre başlangıç Pareto-optimal çözüm setini belirle (  $P$  )
  • Başlangıç sıcaklığını seç (  $T = 600$  )
  • Sıcaklık azaltım oranını seç (  $\alpha = 0.9$  )

   $K=0$ 
  repeat
     $K=K+1$  Aşama
     $D=0$ 
    repeat
       $D=D+1$  Arama yönünü
      repeat
         $i=0$ 
        repeat
           $i=i+1$ 
          • Komşu arama mekanizmasına göre en iyi komşuyu seç (  $S'$  )
          • Yeni çözüm için amaç fonksiyon değerlerini hesapla
          if  $\Delta = (f_K(S') - f_K(S)) < 0$  then yeni çözümü eskisiyle değiştir,  $P$ 'yi güncelle.
          else
             $v \sim U(0,1)$  üret
            if  $e^{-\Delta / f_K(S) / T} > v$  then çözümü eskisiyle değiştir.
          endif
        endif
      until (  $i > 30$  )
    until (  $T < 10$  )
  until (  $D > 2$  )
until (  $K > 3$  )
end.

```

ŞEKİL 1. Geliştirilen tavlama benzetimi algoritmasının pseudo kodu.

4. Uygulama

Geliştirilen algoritma değişik boyutlarda rastsal olarak üretilen test problemlerine uygulanmıştır. Test problemleri küçük boyutlu ve büyük boyutlu problemler olmak üzere iki sınıfta incelenmiştir. Küçük boyutlu problemler 20 farklı boyutta, büyük boyutlu problemler ise 12 farklı boyutta üretilmiştir (Tablo 1, Tablo 2). Geliştirilen TB algoritmanın parametreleri çok sayıda farklı parametre setleri ile kapsamlı deneimler yapılarak belirlenmiştir. Bu denemeler sonucunda $T = 600$, $T_f = 10$, $\alpha = 0.9$ olarak belirlenmiştir.

Geliştirilen TB algoritması test problemlerine yukarıda verilen parametreler kullanılarak uygulanmış ve algoritmanın performans karşılaştırılması küçük boyutlu problemler için tam sayımlama yöntemi kullanılarak yapılmıştır. Algoritma 10 farklı başlangıç koşuluyla çalıştırılarak Pareto optimal çözüm sayıları belirlenmiş ve karşılaştırmada her bir problem için bulunan ortalama Pareto optimal çözüm

TABLO 1. Küçük boyutlu problemler için Pareto-optimal çözüm sayıları.

Problem	İş sayısı (n)	Makine sayısı (m)	Tam sayımlama Pareto optimal çözüm sayısı	Geliştirilen TB Algoritması Pareto optimal çözüm sayısı
1	5	5	6	5
2	5	10	13	13
3	5	15	9	9
4	5	20	17	16
5	6	5	9	9
6	6	10	4	4
7	6	15	11	11
8	6	20	19	9
9	7	5	13	12
10	7	10	51	40
11	7	15	21	21
12	7	20	25	25
13	8	5	22	22
14	8	10	10	10
15	8	15	52	47.7
16	8	20	125	93.3
17	9	5	166	136.5
18	9	10	59	40.9
19	9	15	67	67
20	9	20	31	31

sayıları kullanılmıştır. Küçük boyutlu test problemleri için her iki yöntemle bulunan Pareto optimal çözüm sayıları Tablo 1’de verilmiştir.

Küçük boyutlu problemler için geliştirilen algoritmanın hemen hemen tüm Pareto optimal çözümleri bulabildiği Tablo 1’den görülmektedir.

Büyük boyutlu problemlerde tam sayımlama ile Pareto-optimal çözümlerin belirlenmesi mümkün olmayacağından algoritmanın bulabildiği etkin çözümler belirlenmiştir. Çalışma henüz geliştirme safhasında olup büyük boyutlu problemlerdeki etkinliği literatürde yer alan diğer meta-sezgiseller kullanılarak test edilecektir. Algoritmalar sonucu bulunan etkin çözümler kullanılarak karşılaştırma yapılacaktır.

Geliştirilen algoritma büyük boyutlu problemlerde 10 farklı başlangıç koşuluyla çalıştırılmış ve bulunan etkin çözüm sayılarının ortalamaları Tablo 2’de verilmiştir.

Karar verici elde edilen etkin çözümler setinden bulunduğu duruma uygun kriterleri sağlayan çözümü seçebilir.

5. Sonuç

Bu çalışmada permütasyon akış tipi çizelgeleme problemleri tamamlanma zamanı (C_{\max}), toplam akış zamanı ($\sum F$) ve en büyük tehir zamanı (T_{\max}) ölçütlerini eş

TABLO 2. Büyük boyutlu problemler için etkin çözüm sayıları.

Problem	İş sayısı (n)	Makine sayısı (m)	Geliştirilen TB Algoritması Etkin çözüm sayısı
1	20	5	40,6
2	20	10	111,1
3	20	15	87,8
4	20	20	127
5	50	5	83,9
6	50	10	174
7	50	15	161.5
8	50	20	140.7
9	100	5	9,6
10	100	10	46
11	100	15	47.5
12	100	20	65.5

TABLO 3. Geliştirilen algoritmanın çözüm zamanları (sn).

		Makine sayısı (m)			
		5	10	15	20
İş sayısı (n)	5	11.8	13	14.3	15.4
	6	15.9	16	17.8	18
	7	19	24.8	22.3	24.8
	8	23.2	22.7	32.7	53.1
	9	80.3	33.2	45	34.9
	20	105.2	118.3	112.1	147.3
	50	246.9	350.1	450.8	508.9
	100	705.3	885	1077	1354

zamanlı eniyileyen çözümleri bulmak için çok ölçütlü olarak modellenmiştir. Çok ölçütlü çizelgeleme probleminde etkin çözümlerin belirlenmesi için üç aşamalı tavlama benzetimi algoritması geliştirilerek sunulmuştur. Geliştirilen algoritma değişik boyuttaki problemlere uygulanmıştır. Küçük boyutlu problemler sayımlama yöntemi ile çözülmüş ve sonuçlar geliştirilen algoritmanın sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Algoritma küçük boyutlu problemler için Pareto optimal çözümlerin hemen hemen çoğunu bulabilmiştir. Etkin çözümlerin belirlenmesi, karar vericinin bulunduğu duruma ve amaçlardaki öncelik kriterlerine göre bu çözümler arasından daha hızlı ve sağlıklı seçim yapma imkanı sağlayacaktır. Bu çalışma geliştirme safhasında olup, elde edilen ilk sonuçlar tavlama benzetiminin akış tipi çizelgeleme probleminde etkin

çözümleri belirlemek için uygun bir araç olduğu yönündedir. Algoritmanın dezavantajı problem boyutu arttıkça çözüm zamanı da uzayacaktır. Özellikle amaç sayısı arttırıldıkça çözüm zamanı da artacaktır. Çalışmanın devamında literatürde yer alan genetic algoritma, tabu arama gibi diğer sezgisel algoritmalar kullanılarak büyük boyutlu problemler için algoritmanın etkinliği test edilecektir. Ayrıca belirsizlik ortamında çok amaçlı çizelgeleme problemleri için algoritmanın uygulaması yapılacaktır.

Kaynaklar

- [1] J. Dubois-Lacoste, M. López-Ibáñez, and T. Stützle, A hybrid TP+PLS algorithm for bi-objective flow-shop scheduling problems, *Computers & Operations Research*, article in press, doi:10.1016/j.cor.2010.10.008
- [2] B. S. H. Khan, G. Prabhakaran, and P. Asokan, A grasp algorithm for m -machine flowshop scheduling problem with bicriteria of makespan and maximum tardiness, *International Journal of Computer Mathematics* **84** (2007), 1731–1741.
- [3] S. Sayin and S. Karabatı, A bicriteria approach to the two-machine flow shop scheduling problem, *European Journal of Operational Research* **113** (1999), 435–449.
- [4] B. Toktaş, M. Azizoğlu, and S. Köksalan, Two-machine flow shop scheduling with two criteria: Maximum earliness and makespan, *European Journal of Operational Research* **157** (2004), 286–295.
- [5] C. J. Liao, W.C. Yu, and C.B. Joe, Bicriterion scheduling in the two-machine flowshop, *The Journal of the Operational Research Society* **48** (1997), 929–935.
- [6] R. L. Daniels and R. J. Chambers, Multi-objective flow-shop scheduling, *Naval Research Logistics* **37** (1990), 981–995.
- [7] K. Chakravarthy and C. Rajendran, A heuristic for scheduling in a flowshop with the bicriteria of makespan and maximum tardiness minimization, *Production Planning and Control* **10** (1999), 707–714.
- [8] D. Ravindran, A. Noorul Haq, S. J. Selvakumar, and R. Sivaraman, Flow shop scheduling with multi objective of minimizing makespan and total flow time, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* **25** (2005), 1007–1012.
- [9] T. Pasupathy, C. Rajendran, and R. K. Suresh, A multi-objective genetic algorithm for scheduling in flow shops to minimize the makespan and total flow time of jobs, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* **27** (2006), 804–815.
- [10] T. Loukil, J. Teghem, and D. Tuyttens, Solving multi-objective production scheduling problems using metaheuristics, *European Journal of Operational Research* **161** (2005), 42–61.
- [11] T. Murata, H. Ishibuchi, and H. Tanaka, Multi-objective genetic algorithms and its applications to flowshop scheduling, *Computers and Industrial Engineering* **30** (1996), 957–968.

- [12] S. G. Ponnambalam, H. Jagannathan, M. Kataria, and A. Gadicherla, A TSP-GA multi-objective algorithm for flowshop scheduling, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* **23** (2004), 909–915.
- [13] T. K. Varadharajan and C. Rajendran, A multi-objective simulated-annealing algorithm for scheduling in flowshops to minimize the makespan and total flowtime of jobs, *European Journal of Operational Research* **167** (2005), 772–795.
- [14] B. Yagmahan and M. M. Yenisey, A multi-objective ant colony system algorithm for flow shop scheduling problem, *Expert Systems with Applications* **37** (2010), 1361–1368.
- [15] J. E. C. Arroyo and V. A. Armentano, Genetic local search for multi-objective flowshop scheduling problems, *European Journal of Operational Research* **167** (2005), 717–738.
- [16] A. R. Rahimi-Vahed and S. M. Mirghorbani, A multi-objective particle swarm for a flow shop scheduling problem, *Journal of Combinatorial Optimization* **13** (2007), 79–102.
- [17] A. R. Rahimi-Vahed and A. H. Mirzaei, Solving a bi-criteria permutation flow-shop problem using shuffled frog-leaping algorithm, *Soft Computing* **12** (2008), 435–452.
- [18] R. Tavakkoli-Moghaddam, A. R. Rahimi-Vahed, and A. H. Mirzaei, A hybrid multi-objective immune algorithm for a flow shop scheduling problem with bi-objectives: Weighted mean completion time and weighted mean tardiness, *Information Sciences* **177** (2007), 5072–5090.
- [19] A.R. Rahimi-Vahed, B. Javadi, M. Rabbani, and R. Tavakkoli-Moghaddam, A multi-objective scatter search for a bi-criteria no-wait flow shop scheduling problem, *Engineering Optimization* **40** (2008), 331–346.
- [20] R. Tavakkoli-Moghaddam, A. R. Rahimi-Vahed, and A. H. Mirzaei, Solving a multi-objective no-wait flow shop scheduling problem with an immune algorithm, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* **36** (2008), 969–981.
- [21] E. Rashidi, M. Jahandar, and M. Zandieh, An improved hybrid multi-objective parallel genetic algorithm for hybrid flow shop scheduling with unrelated parallel machines, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* **49** (2010), 1129–1139.
- [22] K. Deb, *Multi-Objective optimization using Evolutionary Algorithms*, John Wiley & Sons, Chichester, 2004.
- [23] J. L. Cohon, *Multiobjective Programming and Planning*, Dover Publications, Mineola, New York, 2003.
- [24] M. Nawaz, J. E. Ensore, and I. Ham, A heuristic algorithm for the m -machine, n -job flowshop sequencing problem, *OMEGA* **11** (1983), 91–95.
- [25] C. Rajendran, Heuristic algorithm for scheduling in a flowshop to minimize total flowtime, *International Journal of Production Economics* **29** (1993), 65–73.