

Akış tipi çizelgeleme problemi için KKE parametre eniyileme

Betül YAĞMAHAN*, Mehmet Mutlu YENİSEY

İTÜ İşletme Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, 34357, Maçka, İstanbul

Özet

Bu çalışma kapsamında, NP-zor tipi problem olarak bilinen permütasyon akış tipi çizelgeleme probleminin Karınca Kolonileri Eniyileme (KKE, Ant Colony Optimization-ACO) ile çözümünde kaliteli sonuçlar elde etmek üzere parametre eniyileme gerçekleştirilmiştir. Ele alınan çizelgeleme problemi, tüm makinelerde aynı sıraya sahip işlerin çizelgelenmesinden oluşur. KKE, birleşik eniyileme (combinatorial optimization) problemleri için son zamanlarda kullanılan umut verici metasezgisel bir yaklaşımdır. Burada öncelikle örnek test problemleri üzerinde denemeler yapılmış ve test edilecek uygun parametre değerleri tespit edilmiştir. Daha sonra en uygun parametreleri tespit etmek üzere iki seviyeli bir deneysel tasarım uygulanmıştır. Yapılan deneysel çalışmalar sonucunda algoritmanın performansının dikkate değer şekilde arttığı gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Karınca kolonileri eniyileme, akış tipi, metasezgisel, parametre eniyileme.

Ant colony optimization parameter tuning for flow shop scheduling problem

Abstract

In this study, parameter tuning is performed to improve the solution of Ant Colony Optimization (ACO) of permutation flow shop scheduling problem, which is known as NP-hard type. The permutation flow shop scheduling problem consists of scheduling jobs with the same order of entry at all machinery. The job can be processed at most on one machine; meanwhile one machine can process at most one job. Ant colony optimization is one of the most recent and promising metaheuristics for combinatorial optimization problems. Similar to other heuristics based on biological systems (such as genetic algorithms, evolutionary strategies, artificial neural network, artificial immune systems) ant algorithms have been inspired by the behavior of real ant colonies. In the ant colony optimization metaheuristic, a colony of artificial ants cooperate in finding good solutions to optimization problems. Here, in order to determine the tendency for the value of ACO parameters, first sample experiments are designed and accordingly appropriate values are determined. Later, experiments are extended to fine-tune of the parameters. A two-level experimental design is used for fine-tuning of parameters. During this study, a total of 3350 runs is carried on 30 test problems with 5, 10 and 20 machines and 20 jobs for makespan objectives. As a result of these experimental studies, a noticeable performance increase was observed.

Keywords: Ant colony optimization, flow shop, metaheuristic, parameter tuning.

*Yazışmaların yapılacağı yazar: Betül YAĞMAHAN. betul@uludag.edu.tr; Tel: (224) 442 81 75.

Bu makale, birinci yazar tarafından İTÜ İşletme Fakültesi'nde tamamlanmış olan "Çok-amaçlı akış tipi çizelgeleme problemi için karınca kolonileri eniyileme" adlı doktora tezinden hazırlanmıştır. Makale metni 26.07.2005 tarihinde dergiye ulaşmış, 14.10.2005 tarihinde basım kararı alınmıştır. Makale ile ilgili tartışmalar 30.09.2006 tarihine kadar dergiye gönderilmelidir.

Giriş

Günümüzde birçok endüstri alanında akış tipi üretim yaygın şekilde kullanılmaktadır. Bu nedenle, akış tipi çizelgeleme problemi, üzerinde dikkatle durulan bir problem olmuştur. Permütasyon akış tipi çizelgeleme problemi, tüm makinelerde bir işin işlem sırasının aynı olduğu, m makine ($j=1,2,\dots,m$) üzerinde belli işlem sürelerine sahip n işin ($i=1,2,\dots,n$) çizelgelenmesinden oluşur. Akış tipi çizelgeleme problemleri birleşik eniyileme problemi özelliğindedir ve NP-zor problem sınıfındadır.

Akış tipi çizelgeleme problemleri aşağıdaki temel varsayımlara sahiptir (Baker, 1974):

1. n adet çok işlemler kümesi, işlenmek üzere sıfır anında hazırdır.
2. İşlerin hazırlık süreleri sıraya bağlı değildir ve işlem sürelerine dahildir.
3. İşlem süreleri önceden bilinmektedir.
4. m farklı makine sürekli çalışabilir.
5. İşler kesilemez.

Burada ele alınan akış tipi çizelgeleme probleminde amaç, işlerin toplam tamamlanma zamanının (makespan) minimizasyonudur. Bu problem ($n/m/P/C_{\max}$) aşağıdaki gibi tanımlanabilir: Eğer j makinesindeki i işinin işlem süresi $t(i,j)$ ve permütasyon iş kümesi $\{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n\}$ ise, tamamlanma zamanı $C(\pi_i, j)$:

$$C(\pi_1, 1) = t(\pi_1, 1) \quad (1)$$

$$C(\pi_i, 1) = C(\pi_{i-1}, 1) + t(\pi_i, 1) \quad (2)$$

$$C(\pi_1, j) = C(\pi_1, j-1) + t(\pi_1, j) \quad (3)$$

$$C(\pi_i, j) = \max\{C(\pi_{i-1}, j), C(\pi_i, j-1)\} + t(\pi_i, j) \quad (4)$$

$$\text{Toplam tamamlanma zamanı: } C_{\max} = C(\pi_n, m) \quad (5)$$

Akış tipi çizelgeleme problemleri ile ilgili ilk çalışma Johnson (1954) tarafından yapılmıştır. Johnson, n -işli ve 2-makinelikli akış tipi çizelgeleme problemleri üzerinde toplam tamamlanma zamanını minimize etmek için bir eniyileme algoritması tanımlamıştır. Gözönüne alınan problem için daha sonra kesin çözümler oluşturan algoritmalar (dal-sınır algoritmaları, beam arama gibi) önerilmiştir (Ignall ve Schrage, 1965; McMahon ve Burton, 1967; Ashour, 1970; Szwarc, 1973; Baker, 1975). Ancak, çok sayıda iş ve

makine içeren akış tipi çizelgeleme problemleri birleşik eniyileme problemi özelliğindedir ve NP-zor tipi problemler sınıfındadır. Bu nedenle bu tip problemler için yaklaşık çözümler tercih edilmektedir. Literatürde akış tipi problemi için çok sayıda sezgisel yaklaşım mevcuttur (Palmer, 1965; Smith ve Dubek, 1967; Gupta, 1969; Dannenbring, 1977; Nawaz vd., 1983; Hundal ve Rajgopal, 1988; Widmer ve Hertz, 1989). Son yıllarda birleşik eniyileme problemlerine çözüm sağlamak üzere tavlama benzetimi (Simulated Annealing-SA), yasak arama (Tabu Search-TS), genetik algoritmalar (Genetic Algorithms-GA) gibi metasezgisel yaklaşımların kullanımı gösterdikleri performans açısından tercih edilir olmuştur. Akış tipi çizelgeleme problemi içinde son zamanlarda yapılan çalışmalara bakıldığında ise metasezgisel yaklaşımlara dayanan çözüm yöntemlerinin çok sık önerildiği görülmektedir (Osman ve Potts, 1989; Taillard, 1990; Ogbu ve Smith, 1991; Ishibuchi vd., 1995; Reeves, 1995; Nowichi ve Smutnicki, 1996).

Son yıllarda, literatürde bileşik eniyileme problemlerini çözmek için KKE algoritmalarının kullanılması yönünde çalışmalar yapılmaktadır. Akış tipi çizelgeleme problemlerini çözmek için de çok az sayıda da olsa KKE algoritması önerilmiştir. Bu konudaki ilk çalışma Stützle (1998) tarafından yapılmıştır. Çözüm algoritması olarak yerel aramanın yapıldığı max-min karınca sistemi (Max-Min Ant System- \mathcal{MMAS}) kullanılmıştır. Sonuçlar, önerilen yaklaşımın karşılaştırılan diğer mevcut sezgisellerden daha iyi olduğunu göstermiştir.

Akış tipi çizelgeleme problemlerinin KKE algoritmaları ile çözümü üzerine diğer bir çalışma ise Ying ve Liao (2004) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada, bir karınca koloni sistemi (Ant Colony System-ACS) algoritması önerilmiştir. Önerilen algoritmanın bulunduğu çözümlerin, genetik algoritmalar, tavlama benzetimi ve bir yerel komşuluk arama algoritması ile bulunan çözümlerden daha iyi olduğu görülmüştür.

Son zamanlarda permütasyon akış tipi çizelgeleme problemlerinin KKE algoritmaları ile çözümü üzerine diğer bir çalışma ise Rajendran ve

Ziegler (2004) tarafından yapılmıştır. Bu problemi çözmek için iki karınca kolonileri algoritması önerilmiştir. İlk algoritma (M-MMAS), Stützle (1998) tarafından önerilen max-min karınca algoritması ile Merkle ve Middendorf (2000) tarafından geliştirilen toplama kuralı ve önerilen yeni iş-indeksine dayanan bir yerel arama tekniği (job-index-based local search procedure) birleştirilerek elde edilmiştir. İkinci algoritma (PACO) ise, geliştirilmiş bu yeni yerel arama tekniğine dayanmaktadır. Önerilen algoritmalar, toplam tamamlanma zamanı minimizasyonuna göre test problemleri üzerinde denenmiş ve her iki algoritmanın, *MMAS* algoritmasına göre daha iyi performansa sahip olduğu görülmüştür.

Karınca kolonileri eniyileme

Karınca kolonileri eniyileme, zor çözümlü birleşik eniyileme problemlerinin çözümü için son zamanlarda önerilen metasezgisel bir yaklaşımdır (Stützle ve Dorigo, 2003).

KKE metasezgiselinin temel mekanizması, yapay karınca kolonisi içerisindeki yapay karıncaların, eniyileme problemine iyi sonuçlar elde edebilmek için işbirliği yapmasıdır. Karınca kolonilerinin önemli ve ilgi çekici olan davranış biçimi yiyecek arama sürecinde ortaya çıkmaktadır. Karıncalar yuvaları ile yiyecek arasındaki en kısa yolu görsel işaretleri kullanmadan bulabilmektedirler. Karıncalar yiyecek kaynağından yuvalarına gidip gelirken kullandıkları yol üzerine pheromone adlı bir madde bırakmaktadır. Karıncalar pheromone maddesinin kokusunu alabilirler ve ayırım noktalarında yollarını seçerken kokunun, başka bir deyişle iz miktarının yoğun olduğu tarafı daha yüksek bir olasılıkla seçme eğilimi gösterirler. Yapılan deneylerde, karınca kolonisinin pheromone izini takip etme davranışı neticesinde en kısa yolun bulunabildiği görülmüştür (Dorigo ve Di Caro, 1999).

Yapay karıncalar, doğal karıncaların yiyecek arama sürecinde kullandıkları ve en kısa yolun bulunmasını sağlayan temel mekanizmayı kullanırken doğal karıncaların sahip olmadığı bazı yeteneklerle de donatılmışlardır. Aslında bu donanım ve süreçteki farklılıklar genel anlamda

karınca algoritması sınıfına giren fakat farklı isimlere sahip algoritmaların da ortaya çıkmasını sağlamıştır.

Bu algoritmalara ilk örnek, Gezgin Satıcı Problemi (Traveling Salesman Problem-TSP) olarak bilinen örnek bir uygulama için kullanılan Karınca Sistemidir (Ant System-AS) (Dorigo vd., 1991a, 1991b, 1996; Coloni vd., 1991, 1992). Daha sonra karınca sistemini güçlendirmek üzere çalışmalar yapılmış ve çeşitli KKE algoritmaları önerilmiştir. Bunlar arasında ACS (Gambardella ve Dorigo, 1996), Ant-Q (Gambardella ve Dorigo, 1995), *MMAS* (Stützle ve Hoss, 1996, 1997) ve sıralamaya dayalı karınca sistemi (Bullnheimer vd., 1999) algoritmaları bulunmaktadır.

Akış tipi çizelgeleme problemi için karınca koloni sistemi yaklaşımı

Karınca koloni sistemi, ilk olarak gezgin satıcı problemine çözüm oluşturmak üzere Gambardella ve Dorigo (1996) tarafından önerilmiştir. $n/m/P/C_{max}$ problemi için ACS yaklaşımının genel yapısı Şekil 1'de özetlenmiştir. İlk olarak, başlangıç aşamasında, başlangıç pheromone izleri, işler arasındaki uzaklıklar ve parametreler belirlenir. İkinci olarak, iteratif süreçte, karınca kolonisi, başlangıç işini seçer. Her karınca, tam bir çizelge oluşturana dek, bir sonraki işi seçmek için geçiş kuralını uygular. Bir çizelge oluşturulurken, hem sezgisel bilgi hem de pheromone miktarı seçilecek işi belirlemek için kullanılır. Sezgisel bilgi değeri ve pheromone miktarı ne kadar yüksekse olasılık da o kadar yüksektir. Çizelge oluşturulurken, bir karınca, diğer karıncaların turunu değiştirmek ve yerel en iyiden kaçınmak için yerel güncelleme kuralını uygulayarak seçilen işler arasındaki pheromone miktarını azaltır. Tüm karıncalar çizelgelerini tamamladıklarında, o anki iterasyondaki en iyi çizelgenin işleri arasındaki pheromone miktarını arttırmak ve diğer yolların pheromone miktarını azaltmak için global güncelleme kuralı uygulanır. Böylece tüm karıncalar, en iyi çizelge üzerinde odaklanacaklardır. Üçüncü adımda, durma kriteri olarak, maksimum iterasyon sayısına ulaşılan dek süreç tekrarlanır.

Adım1. Başlangıç: Başlangıç pheromone izleri, işler arasındaki uzaklıklar ve parametreleri belirle.

Adım2. İteratif süreç:

- a) Tüm karıncalar için başlangıç işi belirle.
- b) Her karınca için bir çizelge oluştur:
Tüm karıncalar çizelgelerini tamamlayana dek;
Bir sonraki işi seçmek için geçiş kuralını uygula.
Yerel güncelleme kuralını uygula.
- c) Global güncelleme kuralını uygula.

Adım3. Durma kriteri: Eğer maksimum iterasyon sayısına ulaşılmışsa, dur; aksi halde Adım2' ye git.

Şekil 1. ACS yaklaşımının genel yapısı

Ele alınan akış tipi çizelgeleme problemi için uyarlanan ACS algoritmasında, işlerin tam pozisyonu önemlidir. Burada, pheromone iz miktarı τ_{ij} , i işinden sonra j işinin sıralanma arzusunu gösterir.

Problem için uygun çözüm bulunurken, bir k karıncası seçeceği bir sonraki işi, geçiş kuralını uygulayarak belirledikten sonra, seçilen iş bir yasaklar listesine ($tabu_k$) eklenir ve son iş seçilene dek süreç tekrarlanır.

Geçiş kuralı: Çizelge oluşturma sürecinde, k karıncası tarafından i işinden sonraki j işinin seçimi sanki-rasgele-oran seçim kuralı adı verilen aşağıdaki kural uygulanarak yapılır:

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in S_k(i)} \{ [\tau(i,u)]^\alpha [\eta(i,u)]^\beta \} & \text{eger } q \leq q_0 \\ J & \text{diger} \end{cases} \quad (6)$$

Burada, $\tau(i,u)$, (i,u) üzerindeki pheromone izi, $\eta(i,u) = 1/\delta(i,u)$, i işi ile u işi arasındaki uzaklığın ($\delta(i,u)$) tersidir. $\eta(i,u)$, orijinal karınca koloni sisteminde, i ve u düğümleri arasındaki bir maliyet ölçüsüne (yani uzaklık) karşılık gelir. Burada kullanılacak uzaklık kavramı (sezgisel bilgi tanımı) daha sonraki kısımda açıklanacaktır. $S_k(i)$, i işinden sonra karınca tarafından seçilebilecek işlerin kümesini gösterir. α , pheromone izinin göreceli önemini belirleyen parametre ($\alpha > 0$); β , sezgisel bilginin göreceli

önemini belirleyen parametre ($\beta > 0$); q , $[0,1]$ aralığında düzgün dağılan rasgele bir sayı ve q_0 , araştırmaya (exploration) karşılık devamlılığın (exploitation) göreceli önemini gösteren bir parametredir ($0 \leq q_0 \leq 1$). Ayrıca, J , k karıncasının, aşağıdaki rasgele-oran kuralına göre i işinden sonra seçeceği j işinin olasılığını veren rasgele bir deęişkendir:

$$p_k(i,j) = \begin{cases} \frac{[\tau(i,j)]^\alpha [\eta(i,j)]^\beta}{\sum_{u \in S_k(i)} [\tau(i,u)]^\alpha [\eta(i,u)]^\beta} & \text{eger } j \in S_k(i) \\ 0 & \text{diger} \end{cases} \quad (7)$$

i işinden sonra karınca sıralanacak j işini seçmek zorunda olduğu zaman, bir q rasgele sayısı üretir. Eğer $q \leq q_0$ ise, Denklem (6)'ya göre en iyi iş seçilir, aksi halde Denklem (7)'ye göre, en iyi iş seçilir.

Yerel güncelleme kuralı: Bir çizelge oluşturulurken, karınca, aşağıdaki yerel güncelleme kuralını uygulayarak geçilen işler arasındaki pheromone düzeyini azaltır:

$$\tau(i,j) = (1 - \rho l) \cdot \tau(i,j) + \rho l \cdot \tau_0 \quad (8)$$

Burada τ_0 , başlangıç pheromone düzeyi ve ρl ($0 < \rho l < 1$), yerel pheromone buharlaştırma parametresidir.

Global güncelleme kuralı: Global güncelleme kuralı, tüm karıncalar çizelgelerini tamamladıktan sonra yapılır. Global güncelleme kuralı, en iyi çizelgenin işleri arasına büyük miktarda pheromone bırakılmasını sağlar. Pheromone düzeyi, aşağıdaki gibi düzenlenir:

$$\tau(i, j) = (1 - \rho g) \cdot \tau(i, j) + \rho g \cdot \Delta \tau(i, j) \quad (9)$$

burada,

$$\Delta \tau(i, j) = \begin{cases} (L_b)^{-1} & \text{eger } (i, j) \in \text{en iyi çizelge} \\ 0 & \text{diger} \end{cases} \quad (10)$$

Yukarıdaki denklemde, ρg ($0 < \rho g < 1$), global güncellemenin pheromone buharlaştırma parametresi ve L_b , o anki iterasyon için en iyi çizelgenin amaç fonksiyonu değeridir.

Sezgisel bilgi: Karıncaların olasılıklı çözüm yapısını yönetmek için sezgisel bilginin kullanımı önemlidir. Çünkü, probleme özel bilginin kullanılmasını mümkün kılar. Burada kullanılan sezgisel bilgi daha önce aynı problem için Ying ve Liao (2004) tarafından kullanılan Palmer sezgiseli eğim indeksidir. İşler arası uzaklığı tanımlamak için bir i ($i = 1, 2, \dots, n$) işi için eğim indeksi s_i şöyle tanımlanır:

$$s_i = -(m-1)t_{i1} - (m-3)t_{i2} - (m-5)t_{i3} + \dots + (m-3)t_{i,m-1} + (m-1)t_{im} \quad (11)$$

Daha sonra $s_{[1]} \geq s_{[2]} \geq \dots \geq s_{[n]}$ iş sıralaması oluşturulur. Palmer sezgiselindeki temel düşünce gereği, süreçte işlem süreleri makineden makineye azalma eğilimine sahip işlere yüksek öncelik verilirken, artış gösteren işlere ise düşük öncelik verilir. Bu düşüncüyü takip ederek, eğim indeksi revize edilir ve i ($i = 1, 2, \dots, n \cup N$) işi ile u ($u = 1, 2, \dots, n$) işi arasındaki uzaklık şöyle tanımlanır:

$$\delta(i, u) = 1/\eta(i, u) \quad (12)$$

burada,

$$\eta(i, u) = -(m-1)t_{u,1} - (m-3)t_{u,2} - (m-5)t_{u,3} + \dots + (m-3)t_{u,m-1} + (m-1)t_{u,m} - \min_u \{\eta(i, u)\} + 1 \quad (i \neq u). \quad (13)$$

i ($i = 1, 2, \dots, n \cup N$) işi ile u ($u = 1, 2, \dots, n$) işi arasındaki uzaklık, u işinin eğim indeksine eşittir.

Parametre eniyileme ve deneysel çalışmalar

Burada, karınca algoritmasının geçiş kuralında kullanılan parametreler ele alınacaktır:

α , pheromone izinin göreceli önemini belirleyen parametre ($\alpha \geq 0$),

β , sezgisel bilginin göreceli önemini belirleyen parametre ($\beta \geq 0$),

ρl , yerel güncellemenin pheromone buharlaştırma parametresi ($0 \leq \rho l < 1$),

ρg , global güncellemenin pheromone buharlaştırma parametresi ($0 \leq \rho g < 1$),

q_0 , araştırmaya karşılık devamlılığın göreceli önemini gösteren parametre ($0 \leq q_0 \leq 1$).

Parametrelerin probleme özgü en uygun değerlerini bulmak için test problemleri üzerinde çok sayıda deneme yapılmıştır. Test problemi olarak ele alınan problemler için Taillard tarafından sunulan test problemleri kullanılmıştır. Test problemlerinin dosyaları OR-library web sitesinden (URL: <http://mscmga.ms.ic.ac.uk/info.html>) elde edilebilir. Bu problemler rassal olarak şöyle oluşturulmuştur: her i işi ($i = 1, 2, \dots, n$) ve her j makinesi ($j = 1, 2, \dots, m$) için işlem zamanı t_{ij} , uniform dağılımdan geliştirilmiştir. Algoritmanın bu denemeleri Taillard'ın her biri 10 örnekten oluşan 20x5 (20-iş, 5-makine), 20x10 ve 20x20 problem boyutundaki 30 test problemi üzerinde yapılmıştır. Geliştirilen algoritma Pascal ile kodlanmış ve PentiumIII 933 MHz PC üzerinde çalıştırılmıştır.

Öncelikle başlangıç parametrelerinin alacağı değerler için bir eğilim tespit etmek amacı ile 20x5 boyutundaki 10 örnek test problemi üzerinde denemeler yapılmış ve parametreler için

test edilecek uygun değerler tespit edilmiştir. Başlangıç parametre değerleri için $\alpha = 1$, $\beta = 2$, $\rho l = 0.1$, $\rho g = 0.1$ ve $q_0 = 0.9$ varsayılan değer olarak alınarak her seferinde bunlardan biri test edilmiştir. Ayrıca, kolonideki karınca sayısı $k_{\max} = 20$ ve maksimum iterasyon sayısı $t_{\max} = 5000$ olarak sabitlenmiştir. Her bir deneme 5 kez tekrarlanmış ve böylece toplam 1250 adet deneme yapılmıştır. Bunun için kullanılan parametre değerleri şöyledir:

$$\begin{aligned} \alpha &\in \{0, 0.5, 1, 2, 5\}, \\ \beta &\in \{0, 0.5, 1, 2, 5\}, \\ \rho l &\in \{0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.5\}, \\ \rho g &\in \{0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.5\}, \\ q_0 &\in \{0, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9\}. \end{aligned}$$

Elde edilen sonuçlar, bu değerlerin test değerleri olarak alınabileceğini göstermiştir.

Daha sonraki denemeler, parametrelerin en iyi değerlerini bulmak üzere 20×10 boyutundaki 4 örnek test problemi üzerinde genişletilmiştir. Her bir deneme 10 kez tekrarlanmış ve böylece toplam 1000 adet deneme yapılmıştır. Denemeler tamamlandıktan sonra parametreler için bulunan en küçük iki değer için ($\alpha = 1, 2$, $\beta = 0.5, 1$, $\rho l = 0.1, 0.2$ ve $\rho g = 0.1, 0.2$) iki seviyeli Taguchi analizi yapılmıştır. Burada q_0 parametresi için test edilen değerler arasında çok küçük fark olduğu ve parametre değeri büyüdükçe çözüm süresi kısaldığı için en yüksek değer ($q_0 = 0.9$) tercih edilmiştir. Ortaya çıkan sonuçlara göre parametreler ve seviyeleri Tablo 1’de görülebilir. Taguchi analizi için dört faktör ve iki seviye için uygun olan standart L8 ortogonal diziler tablosu Tablo 2’de görülmektedir. Bu tabloya bağlı olarak oluşturulan deney tasarımı ise Tablo 3’te görülmektedir.

Denemeler 20×10 boyutundaki 10 örnek test problemi üzerinde yapılmıştır. Başlangıç parametre değerleri için $\alpha = 1$, $\beta = 1$, $\rho l = 0.1$, $\rho g = 0.1$ ve $q_0 = 0.9$ varsayılan değer olarak alınmıştır. Her bir deneme 10 kez tekrarlanmış, böylece toplam 800 adet daha deneme yapılmıştır. Sırasıyla en iyi, ortalama ve en kötü değerle-

re göre denemelerin aritmetik ortalaması, Taillard’ın en iyi toplam tamamlanma zamanı değerinin üst sınır değerlerinden ortalama yüzde fark olarak (Δ_{eni} , Δ_{ort} , $\Delta_{\text{enkötü}}$) Tablo 4, Tablo 5 ve Tablo 6’da verilmektedir. Bu tablo-lardan da görüldüğü üzere, deneme sonuçları tüm durumlar için benzerlik göstermiştir. Ayrıca en iyi sonucu veren deney ile en kötü sonucu veren deney arasında en iyi, ortalama ve en kötü değerler için sırasıyla %26, %28 ve %33 oranında bir iyileşme gözlenmiştir. Çalışmalar sonucu 6 numaralı deney en iyi sonuçları vermiştir. Yani, en uygun parametre değerleri ise $\alpha = 2$, $\beta = 0.5$, $\rho l = 0.2$, $\rho g = 0.2$ ve $q_0 = 0.9$ olarak belirlenmiştir.

Tablo 1. Taguchi analizi faktör ve seviyeleri

Faktör No	Faktör	Seviyeler	
		1	2
1	α	1	2
2	β	0.5	1
3	ρl	0.1	0.2
4	ρg	0.1	0.2

Tablo 2. Taguchi analizi L8 ortogonal diziler

Deneme No	Sütun No						
	1	2	3	4	5	6	7
1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	2	2	2	2
3	1	2	2	1	1	2	2
4	1	2	2	2	2	1	1
5	2	1	2	1	2	1	2
6	2	1	2	2	1	2	1
7	2	2	1	1	2	2	1
8	2	2	1	2	1	1	2

Tablo 3. L8 tablosuna bağlı deney tasarımı

Deneme No	Parametreler			
	α	β	ρl	ρg
1	1	0.5	0.1	0.1
2	1	0.5	0.1	0.2
3	1	1	0.2	0.1
4	1	1	0.2	0.2
5	2	0.5	0.2	0.1
6	2	0.5	0.2	0.2
7	2	1	0.1	0.1
8	2	1	0.1	0.2

Tablo 4. En iyi değerlere göre deney tasarımı sonuçları

Deneme No	Problem No										Δ_{eniyi}
	ta011	ta012	ta013	ta014	ta015	ta016	ta017	ta018	ta019	ta020	
1	2.47	5.36	2.74	5.66	5.21	2.79	4.99	3.25	6.91	4.21	4.36
2	3.54	6.15	6.02	4.65	5.71	2.58	4.65	7.09	6.78	3.46	5.06
3	4.05	7.47	2.87	6.54	5.92	3.51	6.47	3.25	8.85	5.28	5.42
4	3.10	6.51	2.94	6.10	7.54	2.58	5.66	2.86	7.22	5.09	4.96
5	3.29	5.73	2.87	5.01	7.12	2.93	3.17	2.15	6.28	4.90	4.34
6	3.16	5.06	2.74	4.21	7.19	2.22	3.10	2.54	5.15	4.78	4.01
7	3.10	6.27	3.94	4.65	5.71	2.15	5.39	2.60	6.40	4.53	4.47
8	4.30	6.63	6.02	4.58	7.26	3.15	4.18	6.89	6.47	4.27	5.37

Tablo 5. Ortalama değerlere göre deney tasarımı sonuçları

Deneme No	Problem No										Δ_{ort}
	ta011	ta012	ta013	ta014	ta015	ta016	ta017	ta018	ta019	ta020	
1	4.12	6.47	4.43	6.60	7.14	3.56	6.08	4.06	7.34	4.93	5.47
2	5.28	6.94	7.27	5.95	7.72	4.16	5.40	8.45	7.51	4.77	6.34
3	4.41	8.34	3.60	6.80	9.08	3.89	7.09	3.89	9.13	6.49	6.27
4	4.21	7.38	3.52	6.64	8.71	3.56	6.67	3.42	8.44	5.68	5.82
5	4.05	7.09	3.30	5.87	8.15	3.40	5.40	3.27	7.26	5.59	5.34
6	3.77	6.28	3.32	4.79	7.78	3.20	3.72	3.05	6.35	5.51	4.78
7	4.08	6.67	5.19	6.22	7.28	3.39	6.24	3.56	7.39	5.25	5.53
8	5.51	7.29	7.73	6.21	8.45	4.61	5.71	8.62	7.47	4.85	6.64

Tablo 6. En kötü değerlere göre deney tasarımı sonuçları

Deneme No	Problem No										$\Delta_{enkötü}$
	ta011	ta012	ta013	ta014	ta015	ta016	ta017	ta018	ta019	ta020	
1	4.99	7.23	5.95	7.99	8.17	4.37	6.74	4.68	7.78	5.66	6.36
2	6.26	7.53	8.82	7.55	10.22	5.58	6.60	9.10	8.22	5.28	7.52
3	4.74	8.92	4.14	6.97	10.29	4.37	7.35	4.29	9.42	7.04	6.75
4	4.74	8.14	3.88	7.04	9.87	3.94	7.28	4.49	8.85	7.04	6.53
5	4.30	7.66	3.94	6.39	9.23	3.87	6.20	4.10	8.54	6.22	6.04
6	4.17	7.35	3.74	5.52	8.74	4.08	4.38	3.58	7.09	6.10	5.48
7	4.80	7.29	8.22	7.70	8.53	4.29	6.94	4.36	7.85	5.91	6.59
8	7.84	8.44	9.89	7.77	10.78	6.30	6.74	10.27	8.41	5.66	8.21

Tablo 7. Problem hacmi bazında parametre analizi öncesi ve sonrası ortalama değerler

n	M	Problem No	Parametre Analizi Öncesi				Parametre Analizi Sonrası			
			Δ_{eniyi}	Δ_{ort}	$\Delta_{enkötü}$	Δ_{std}	Δ_{eniyi}	Δ_{ort}	$\Delta_{enkötü}$	Δ_{std}
20	5	ta001-ta010	4.01	4.24	4.56	2.35	1.81	2.63	3.33	5.91
	10	ta011-ta020	6.12	7.22	8.02	8.88	3.88	4.74	5.47	7.92
	20	ta021-ta030	4.50	5.43	6.10	11.93	3.58	4.46	5.23	11.07
Ortalama=			4.88	5.63	6.23	7.72	3.09	3.94	4.68	8.30

Tespit edilmiş bu parametre değerleri kullanılarak algoritma 20x5, 20x10 ve 20x20 problem hacmindeki 30 test problemi üzerinde test edilmiştir. Her bir deneme 10 kez tekrarlanmış ve böylece 300 adet deneme yapılmıştır. Problem hacmi bazında analiz sonuçları ve sağlanan gelişme Tablo 7'de özetlenmiştir.

Sonuçlar

Akış tipi çizelgeleme problemi, günümüzde birçok üretim koşulunda yaygın şekilde kullanıldığı için üzerinde dikkatle durulan bir problem olmuştur. Akış tipi çizelgeleme probleminin karınca koloni eniyileme metasezgisel yaklaşımı ile çözümünde en iyi sonuçların üretilebilmesi için algoritmanın yapısında kullanılan parametrelerin en uygun şekilde belirlenmesi gerekir. Bu amaçla, bu çalışma kapsamında iki seviyeli bir deneysel tasarım uygulanmış ve parametrelerin uygun değerleri belirlenmiştir.

Denemeler için 20x5, 20x10 ve 20x20 problem hacmindeki 30 test problemi kullanılmıştır. Yapılan 3350 deneme sonucunda, problemin karınca algoritmasıyla çözümünde en iyi parametre değerlerinin kullanılmasının çözüm kalitesini önemli ölçüde etkilediği görülmektedir. Algoritma için yapılan bu parametre analizi sonucunda algoritma performansının en iyi, ortalama ve en kötü değerlere göre sırasıyla %37, 30 ve 24 oranında arttığı görülmüştür.

Benzer çalışma diğer üretim ortamları (atölye tipi, esnek üretim, hücresel üretim, montaj hattı gibi) için önerilen karınca algoritmaları üzerinde yapılabilir.

Son olarak, parametre eniyileme için başka yöntemler de tercih edilebilir. Örneğin, bu amaçla diğer yaklaşık çözüm algoritmaları (sezgisel yaklaşımlar ve genetik algoritmalar, tavlama benzetimi gibi metasezgisel yöntemler) kullanılabilir.

Kaynaklar

Ashour, S., (1970). An experimental investigation and comparative evaluation of flowshop sequencing techniques, *Operations Research*, **18**, 3, 541-549.

- Baker, K.R., (1974). *Introduction to sequencing and scheduling*, 305, John Wiley, NewYork.
- Baker, K.R., (1975). A comparative study of flow shop algorithms, *Operations Research*, **23**, 62-73.
- Bullnheimer, B.; Hartl, R. F. ve Strauss, C., (1999). A new rank-based version of the ant system: a computational study, *Central European Journal for Operations Research and Economics*, **7**, 1, 25-38.
- Colomi, A., Dorigo, M. ve Maniezzo, V., (1991). Distributed optimization by ant colonies, *Proceedings*, European Conference on Artificial Life, 134-142, Paris, France.
- Colomi, A.; Dorigo, M. ve Maniezzo, V., (1992). An investigation of some properties of an ant algorithm, *Proceedings*, Parallel Problem Solving from Nature Conference, 509-520, Brussels, Belgium.
- Dannenbring, D.G., (1977). An evaluation of flowshop sequencing heuristics, *Management Science*, **23**, 11, 1174-1182.
- Dorigo, M. ve Di Caro, G., (1999). *The Ant Colony Optimization Meta-heuristic in Corne, D.; Dorigo, M. and Glover, F., eds., New Ideas in Optimization*, 11-32, McGraw-Hill, London, UK.
- Dorigo, M.; Maniezzo, V. ve Colomi, A., eds. (1991a). Positive Feedback as a Search Strategy, Technical Report, Politecnico di Milano, 20 sf., Italy.
- Dorigo, M.; Maniezzo, V. ve Colomi, A., eds. (1991b). The ant system: an autocatalytic optimizing process, Technical Report, Politecnico di Milano, 21, Italy.
- Dorigo, M.; Maniezzo, V. ve Colomi, A., (1996). The ant system: optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, **26**, 1, 29-41.
- Gambardella, L.M. ve Dorigo, M., (1995). Ant-Q: A reinforcement learning approach to the traveling salesman problem, *Proceedings*, 12th International Conference on Machine Learning, 252-260, Tahoe City, CA.
- Gambardella, L.M. ve Dorigo, M., (1996). Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies, *Proceedings*, IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 622-627, Piscataway, NJ.
- Gupta, J.N.D., (1969). A improved combinatorial algorithm for the flowshop scheduling problem, *Operations Research*, **19**, 1753-1758.
- Hundal, T.S. ve Rajgopal, J., (1988). An extension of palmer's heuristic for flowshop scheduling prob-

- lem, *International Journal of Production Research*, **26**, 1119-1124.
- Ignall, E. ve Schrage, L., (1965). Application of the branch and bound technique to some flow shop scheduling problems, *Operations Research*, **13**, 3, 400-412.
- Ishibuchi, H.; Misaki, S. ve Tanaka, H., (1995). Modified simulated annealing algorithms for the flow shop sequencing problem, *European Journal Of Operational Research*, **81**,2, 388-398.
- Johnson, S.M., (1954). Optimal two- and three-stage production schedules with setup times included, *Naval Research Logistics Quarterly*, **1**, 1, 61-68.
- McMahon, G.B. ve Burton, P., (1967). Flowshop scheduling with branch and bound method, *Operations Research*, **15**, 473-481.
- Merkle, D. ve Middendorf, M., (2000). An ant algorithm with a new pheromone evaluation rule for total tardiness problems, *Proceedings, Evolutionary Workshops*, 287-296, Springer-Verlag, Berlin.
- Nawaz, M.; Enscore, Jr., E. ve Ham, I., (1983). A heuristic algorithm for the m-machine, n-job Flowshop Sequencing Problem, *OMEGA*, **11**, 1, 91-95.
- Nowichi, E. ve Smutnicki, C., (1996). A Fast Tabu Search Algorithm for the Permutation Flow Shop Problem, *European Journal of Operational Research*, **91**, 160-175.
- Ogbu, F.A. ve Smith, D.K., (1991). Simulated annealing for the permutation flowshop problem, *OMEGA*, **19**, 64-67.
- Osman, I.H. ve Potts, C.N., (1989). Simulated annealing for permutation flow-shop scheduling, *OMEGA*, **17**, 6, 551-557.
- Palmer, D.S., (1965). Sequencing jobs through a multi-stage process in the minimum total time-a quick method of obtaining near optimum, *Journal of the Operational Research Society*, **16**, 1, 101-107.
- Rajendran, C. ve Ziegler, H., (2004). Ant-colony algorithms for flowshop scheduling to mini-mize makespan/total flowtime of jobs, *European Journal Of Operational Research*, **155**, 2, 426-438.
- Reeves, C.R., (1995). A genetic algorithm for flow shop sequencing, *Computers and Operations Research*, **22**, 1, 5-13.
- Smith, M.L. ve Dubek, R.A., (1967). A general algorithm for solution of the n-job, m-machine sequencing problem of the flowshop, *Operations Research*, **15**, 71-82.
- Stützle, T., (1998). An ant approach to the flow shop problem, *Proceedings, 6th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing (EUFIT'98)*, 1560-1564, Aachen, Germany.
- Stützle, T. ve Dorigo, M., (2003). *The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances in* Glover, F. and Kochenberger, G., eds, *Handbook of Metaheuristics*, 251-285, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA.
- Stützle, T. ve Hoos, H., eds. (1996). Improving the Ant System: A Detailed Report on MAX-MIN Ant System, Technical Report, Darmstadt University of Technology, Computer Science Department, 22 sf., Darmstadt
- Stützle, T. ve Hoos, H., (1997). The MAX-MIN Ant System and Local Search for the Traveling Salesman Problem, *Proceedings, IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, 308-313, Indianapolis, Indiana, USA.
- Szwarc, W., (1973). Optimal elimination methods in the mxn flowshop scheduling problem, *Operations Research*, **21**, 1250-1259.
- Taillard, E., (1990). Some efficient heuristic methods for the flowshop-sequencing problem, *European Journal Of Operational Research*, **47**, 1, 65-74.
- Widmer, M. ve Hertz, A., (1989). A new heuristic method for the flowshop sequencing problem, *European Journal of Operational Research*, **41**, 186-193.
- Ying, K.-C. ve Liao, C.-J., (2004). An ant colony system for permutation flow-shop sequencing, *Computers and Operations Research*, **31**, 5, 791-801.