Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der.
Cilt 22, No 2, 353-361, 2007

J. Fac. Eng. Arch. Gazi Univ.
Vol 22, No 2, 353-361, 2007

HAZIRLIK ZAMANLARININ ÖĞRENME ETKİLİ OLDUĞU DURUMDA BİR AKIŞ TİPİ ÇİZELGELEME PROBLEMİ

Tamer EREN ve Ertan GÜNER*
Endüstri Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Kırıkkale Üniversitesi, 71450, Kırıkkale
*Endüstri Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Gazi Üniversitesi, , 06570 Maltepe, Ankara
teren@kku.edu.tr, erguner@gazi.edu.tr

(Geliş/Received: 06.02.2006; Kabul/Accepted: 12.04.2007)

ÖZET

Çizelgeleme problemleri ile ilgili yapılan çalışmalarda genellikle işlerin hazırlık zamanları ya ihmal edilmiş ya da işlem zamanına dahil edilerek çözüm yaklaşımları geliştirilmiştir. Ancak bazı üretim sistemlerinde hazırlık zamanları ihmal edilmeyecek kadar önemli olabileceği gibi işlem zamanlarını da hazırlık zamanlarından ayrı düşünmek gerekebilir. Üretim sistemlerinde işler genellikle otomatik makine işlemlerine göre yapıldığı için işlem zamanları işlem sırasına göre bir değişiklik göstermemektedir. Fakat hazırlık zamanları söz konusu olduğunda insan faktörü devreye girdiği için hazırlık işlemlerinin sık sık tekrarlanmasıyla hazırlık zamanlarında gittikçe bir azalma olmaktadır. Bu olgu çizelgeleme literatüründe öğrenme etkisi olarak tanımlanmaktadır. Bu çalışmada iki-makineli akış tipi çizelgeleme problemi, hazırlık zamanlarının öğrenme etkili olduğu durum için incelenecektir. Çizelgeleme literatüründe oldukça önemli yer tutan toplam tamamlanma zamanı performans ölçütü olarak ele alınmıştır. Problem için bir matematiksel programlama yaklaşımı geliştirilerek farklı hazırlık zaman aralıkları ve öğrenme etkilerine göre sonuçlar karşılaştırılmıştır. Ayrıca büyük boyutlu problemler için sezgisel yaklaşımlar da geliştirilerek deneysel sonuçlar gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Akış tipi çizelgeleme problemi, hazırlık zamanı, toplam tamamlanma zamanı, öğrenme etkisi, matematiksel programlama, sezgisel yöntem.

SETUP TIMES WITH A LEARNING EFFECT IN FLOWSHOP SCHEDULING PROBLEM

ABSTRACT

Relevant to recent scheduling studies, setup times of jobs have generally been either neglected or considered in processing times. But, in some production systems the setup times may be so large that it can not be neglected but should be considered separately from processing times. In production systems, since jobs are generally processed on automated machines, job processing times are independent of the sequence of jobs. When the setup times are taken into account, there will be a gradual decline in their magnitudes due to the repetition of setup procedures by human operators. This phenomenon is known as the learning effect in scheduling analysis. In this study, a two-machine flow-shop scheduling problem with learning effect setup times is considered. A mathematical programming model is developed for the problem and according to different setup time ranges and learning effects, computational results are compared. Additionally, heuristic approaches are presented and experimental results are given for large size problems.

Keywords: Flowshop scheduling problem, setup times, total completion time, learning effect, mathematical programming, heuristic method.

1. GİRİŞ

Çizelgeleme problemleri ile ilgili yapılan çalışmalarda genellikle işlerin hazırlık zamanları ya ihmal edilmiş ya da işlem zamanına dahil edilerek çözüm yaklaşımları geliştirilmiştir. Ancak bazı üretim sistemlerinde hazırlık zamanları ihmal edilmeyecek kadar büyük olabileceği gibi işlem zamanlarını da hazırlık zamanlarından ayrı düşünmek gerekebilir. Üretim sistemlerinde işler genellikle otomatik makine işlemlerine göre yapıldığı için işlem zamanları işlem sırasına göre bir değişiklik göstermemektedir. Fakat hazırlık zamanları söz konusu olduğunda insan faktörü devreye girdiği için hazırlık işlemlerinin sık sık tekrarlanmasıyla hazırlık zamanlarında gittikçe bir azalma olmaktadır. Bu olgu çizelgeleme literatüründe öğrenme etkisi ile tanımlanmaktadır [1]. Bu çalışmada akış tipi bir çizelgeleme problemi hazırlık zamanlarının öğrenme etkili olduğu durum için incelenecektir. Çizelgeleme literatüründe oldukça önemli yer tutan toplam tamamlanma zamanı performans ölçütü olarak ele alınmıştır. Toplam tamamlanma zamanının en küçüklenmesi, üretim sistemindeki ara stokların azaltılmasının bir göstergesi olarak ele alınır.

İki-makineli akış tipi çizelgelemede hazırlık zamanlarının dikkate alınmadığı durumda toplam tamamlanma zamanının en küçüklenmesi problemi, $F2//\sum C$, üzerinde oldukça fazla çalışma yapılmış olmasına rağmen hazırlık zamanlı durumda, yani $F2/s_j/\sum C$, yapılan çalışma sayısı oldukça kısıtlıdır. Hazırlık zamanlı toplam tamamlanma zamanının en küçüklenmesi ile ilgili ilk çalışmayı Bagga ve Khurana [2] yapmıştır. Araştırmacılar problem için baskınlık ilişkisi ve alt sınır değeri bulmuşlardır. Bu dal-sınır yönteminde düğüm sayısında %10 ile %50 arasında azalma olduğu tespit edilmiştir. Aldowaisan ve Allahverdi [3], iki makineli beklemesiz akış tipi çizelgeleme problemlerinde toplam akış zamanının en küçüklenmesi problemi için eleme ölçütleri geliştirip iki özel durum için eniyi çözümleri elde etmişlerdir. Allahverdi [4], Bagga ve Khurana [2]'nın problemine benzer bir çalışma yaparak bir dal-sınır yaklaşımı geliştirmiş ve 35 işe kadar problemi çözmüştür. Büyük boyutlu problemler için de eniyi çözüme çok yakın sonuçlar veren sezgisel bir yöntem önermiştir. Allahverdi ve Aldowaisan [5], beklemesiz üç makineli durum için sezgisel yaklaşımlar geliştirmiştir. Aldowaisan [6], Aldowaisan ve Allahverdi [5]'nin çalışmasına benzer bir şekilde yerel baskınlık ilişkileri geliştirip yeni bir sezgisel yaklaşım geliştirmiştir. Ayrıca son yıllarda çizelgelemede hazırlık zaman ile ilgili olarak yapılan üç literatür çalışması mevcuttur. Bunlardan birincisinde Allahverdi vd. [7], hazırlık zamanlı ve hazırlık maliyetli problemlerini grup olan ve olmayan diye iki bölümde incelemişlerdir. Diğer çalışmada ise Yang ve Liao [8] hazırlık zamanlarını işlem zamanından ayrılabilir ve ayrılamaz olarak iki grupta toplamışlardır. Bu iki çalışma tüm çizelgeleme problemlerini içerirken Cheng vd. [9] çalışmalarında sadece akış tipi çizelgeleme problemlerini incelemişlerdir.

Öğrenme etkisi ile ilgili yapılan çalışmalara bakıldığında ise sadece işlem zamanlarının öğrenme etkili olduğu durumlar ele alınmıştır. Akış tipinde Eren ve Güner [10] en büyük tamamlanma zamanını işe-bağımlı öğrenme etkili durumda ($F2/LE/C_{\max}$) en küçüklemek için matematiksel programlama yaklaşımı geliştirmişlerdir. Ayrıca Eren ve Güner [11] ortalama akış zamanı problem ($F2/LE/\overline{F}$) için de bir matematiksel model kurmuşlardır. Lee ve Wu [12] aynı problem için dal-sınır yaklaşımı geliştirmişler aynı zamanda problem için bir sezgisel yaklaşım sunmuşlardır. Ayrıca Koulamas ve Kyparisis [13] yaptıkları çalışmada tek makinede hazırlık zamanlarının öğrenme etkili olduğu durumda tamamlanma zamanıyla ilgili olan maksimum tamamlanma zamanı, toplam tamamlanma zamanı ve tamamlanma zamanından sapmanın en küçüklenmesi problemlerini incelemişlerdir.

Bu çalışmada da hazırlık zamanlarının öğrenme etkili fakat işelm zamanlarının sabit olduğu iki-makineli akış tipi çizelgeleme problemi ele alınmıştır. Dikkate alınan performans ölçütü ise toplam tamamlanma zamanıdır. Bu problem ($F2/s_j(LE)/\sum C$), için matematiksel programlama yaklaşımı geliştirilmiş ve geliştirilen modelle 25 işe kadar en iyi çözümler bulunmuştur. Ayrıca daha büyük boyutlu problemler için tabu arama yaklaşımı kullanılmış ve 1000 işe kadar olan problemlerin çözümleri yapılmıştır.

Ele alınan öğrenme etkili hazırlık zamanlı akış tipi çizelgeleme problemi ($F2/s_j(LE)/\sum C$) NP-zor dur. Çünkü bu problemin daha basit yapısı olan hazırlık zamansız toplam tamamlanma zamanının enküçüklenmesi probleminin $F2//\sum C$, NP-zor olduğu gösterilmiştir [14].

Çalışmanın ikinci bölümünde ele alınan problem tanımlanacaktır. Geliştirilen matematiksel model ise üçüncü bölümde verilecektir. Dördüncü bölümde ele alınan problemin büyük boyutlularını çözmek için önerilen sezgisel yöntemler anlatılacaktır. Deneysel sonuçlar beşinci bölümde, sonuç ve öneriler ise son bölümde verilecektir.

2. PROBLEMİN TANIMLANMASI

Atölyeye gelen *n* iş aynı zamanda işlem için hazırdır. Gelen işler ($j = 1,2,...,n$) önce M_1 sonra da M_2 makinesinde işlem görmektedir. s_{ji} ve p_{ji} ; *j* işinin *i*. makinedeki hazırlık zamanını ve işlem zamanını göstermektedir. Bir işin hazırlık zamanı öğrenme etkisi olduğunda sıradaki pozisyonun bir fonksiyonu olarak azalır. j işi i. makinede r. pozisyonda çizelgeleniyor ise bu işin hazırlık zamanı s_{jir} olarak kabul edilir ve $s_{jir} = s_{ji} r^a$ olarak belirtilir. Burada $a \le 0$ olan öğrenme indeksi sabitidir ve öğrenme oranının iki tabanına göre logaritması olarak verilir. Örneğin öğrenme oranı %80 olduğunda $a = \log_2 0.80 = -0.322$ 'dir. Çalışmada kullanılan diğer varsayımlar şöyledir: Makine hazırlık zamanları önceden bilinmekte olup işlem zamanına dahil edilmemiştir. İş kesintisine izin verilmeyip başlanan iş makinede tamamlanmadan başka bir iş başlayamaz ve makinenin çizelgeleme dönemi süresince sürekli olarak çalıştığı varsayılmaktadır. Makinede aynı anda tek bir iş yapılabilmektedir.

3. ELE ALINAN PROBLEM İÇİN MATEMATİKSEL PROGRAMLAMA MODELİ

Ele alınan problemin çözümü için bir matematiksel programlama modeli geliştirilmiştir. Modeli vermeden önce parametre ve değişkenler tanımlanacaktır.

Parametreler:

i: makine indeksi i=1,2.

j: iş indeksi j=1,2,...,n.

s_{ji}: j işinin i. makinede hazırlık zamanı i=1,2. j=1,2,...,n.

p_{ji}: j işinin i. makinede işlem zamanı i=1,2. j=1,2,...,n.

Karar değişkenleri:

Z_{jr}: Eğer j işi r. pozisyonda işlem görmek için çizelgelenmişse 1, aksi halde 0, j=1,2,...,n. r=1,2,...,n.

X_r: İkinci makinedeki (r-1). pozisyondaki işin bitimi ve r. pozisyondaki işin başlangıcı arasındaki boş zaman, r=1,2,...,n.

Y_r: r. pozisyondaki iş için o işin birinci makinede bitişi ve ikinci makinede işlemin başlaması arasındaki zaman dilimi, r=1,2,...,n.

S_r: r. pozisyondaki işin birinci makinede başlama zamanı r=1,2,...,n.

Z_r: (*r-1)*. sıradaki işin ikinci makinede tamamlanmasıyla r. pozisyondaki işin birinci makinede başlaması arasında ortaya çıkan ikinci makinedeki boş zaman ,

$Z_r = \max\{S_r - C_{r-1,2}, 0\}$ r=1,2,...,n.

Yardımcı değişkenler:

$s_{[ri]}$: i. makinede r. pozisyondaki işin hazırlık zamanı ,

$$s_{[ri]} = \sum_{j=1}^{n} Z_{jr} s_{ji} r^a \qquad i=1,2. \quad r=1,2,...,n. \qquad (1)$$

$p_{[ri]}$: i. makinede r. pozisyondaki işin işlem zamanı,

$$p_{[ri]} = \sum_{j=1}^{n} Z_{jr} p_{ji} \qquad i=1,2. \quad r=1,2,...,n. \qquad (2)$$

C_r: İkinci makinede r. pozisyondaki işin tamamlanma zamanı, r=1,2,...,n.

Matematiksel programlama modeli

Geliştirilen matematiksel programlama modeli n^2+6n değişkenli ve 7n kısıtlıdır.

Amaç fonksiyonu: $Min\ Z \quad \sum_{r=1}^{n} C_r$

Kısıtlar:

$$\sum_{j=1}^{n} Z_{jr} = 1 \qquad r=1,2,...,n. \qquad (3)$$

$$\sum_{r=1}^{n} Z_{jr} = 1 \qquad j=1,2,...,n. \qquad (4)$$

$$S_r \ge S_{r-1} + s_{[r-1,1]} + p_{[r-1,1]} \qquad r=2,3,...,n. \qquad (5)$$

$$C_1 = Z_1 + s_{[12]} + X_1 + p_{[12]}$$

$$C_r = C_{r-1} + Z_r + s_{[r2]} + X_r + p_{[r2]} \qquad r=1,2,...,n. \qquad (6)$$

$$Z_1 = S_1 + s_{[11]} + p_{[11]} + Y_1 - s_{[12]} - X_1$$

$$Z_r = S_r + s_{[r1]} + p_{[r,1]} + Y_r - C_{r-1} - s_{[r2]} - X_r \qquad r=1,2,...,n. \qquad (7)$$

(1)-(2) nolu kısıtlar

Z_{jr} : $0-1$ ve diğer tüm değişkenler pozitif tamsayı

Kısıt (3), r. pozisyona sadece bir tek işin çizelgelenmesini, kısıt (4), her bir işin sadece bir kez çizelgelenmesini ifade etmektedir. Kısıt (5), r. pozisyondaki işin birinci makinede başlama zamanı *(r-1).* pozisyondaki işin birinci makinede tamamlanma zamanından büyük veya eşit olmasını ifade etmektedir. Kısıt (6), r. pozisyondaki işin ikinci makinede tamamlamasını göstermektedir. Kısıt (7), ikinci makinede işin hazırlık zamanı ile işlem zamanı arasındaki boş beklediği zamanı tanımlamaktadır.

4. SEZGİSEL YÖNTEMLER

Çizelgeleme problemlerinin önemli bir bölümü zor problemlerdir. Bu problemlerin çözümleri için önerilen algoritmalar, örnek boyutu ile üssel olarak büyüyen bir hesaplama zamanına sahiptirler. Bu tür problemlerin en iyi çözümleri için mevcut olan yöntemler büyük hesaplama zamanı gerektiren birerleme yöntemleridir. Büyük boyutlu problemlerin çözümü zaman açısından bu yöntemlerle mümkün değildir. Problemlerin en iyi çözümünü eğer makul sürelerde bu yaklaşımlarla çözülmezse bunun yerine çeşitli bilgi ve deneylerden yaralanarak en iyi olmazsa da en azından en iyiye yakın sonuç verecek bir çizelge bulunmaya çalışılır. Bu amaçla zor problemlerin çözümü için en iyiyi garanti etmeyen ancak en iyiye yakın sonuç vermek için geliştirilen algoritmalar sezgisel yöntemler olarak ifade edilir. Bu çalışmada deneysel sonuçlardan da görüleceği gibi ancak 25 işe kadar olan problemler makul zamanda çözülmüştür. Daha büyük boyutlu problemleri çözmek için sezgisel yöntemler geliştirilmiştir.

4.1. Uyarlanmış NEH (U-NEH) sezgiseli

Problem için NEH [15] yöntemi probleme uyarlanmıştır. Sezgiselin adımları şu şekildedir:

Adım 1. İşleri hazırlık ve işlem zamanları toplamlarına göre büyükten küçüğe doğru sırala.
Adım 2. k = 2 olarak al. Düzenlenmiş iş listesinden ilk iki işi al ve bu işlerin alternatif sıralanmasında hangi sıra amaç fonksiyon değerini en küçüklüyor ise (toplam tamamlanma zamanını) bu sırayı mevcut çözüm olarak al.
Adım 3. k ‘yı bir artır. Birinci adımda oluşturulan listeden k işini seç ve mevcut çözümdeki işlerin öncelik sırasını değiştirmeden mümkün tüm pozisyonlara k işini yerleştirerek k tane aday sıra üret. Bu aday sıralar arasından hangisi toplam tamamlanma zamanı açısından en küçük ise bu çözümü yeni mevcut çözüm olarak muhafaza et
Adım 4. k=n ise bir çözüme ulaşılmıştır ve dur. Aksi halde Adım 3’e dön.

4.2. Tabu arama

Önerilen matematiksel programlama modeli ile ancak küçük boyutlu problemler çözülebilmektedir. Halbuki uygulamalarda daha büyük boyutlu problemleri çözmek gerekebilir. Bunun için tabu arama yöntemi kullanılmıştır. İlk olarak Glover [16] tarafından ortaya atılan tabu arama yöntemi, bu çalışmada ele alınan problemin çözümünde kullanılan sezgisel yöntemdir. Bu yöntem, en iyi veya en iyiye yakın çözümleri bulmak için çözüm uzayını araştırır. Kesikli problemler için kullanılan sezgisel eniyileme tekniklerinden biridir. Tabu arama, seçilen herhangi bir başlangıç çözümü ile aramaya başlar. Mevcut çözümün tanımlanan bir hareket mekanizmasına göre komşuluğu oluşturulur ve bu komşuluk içinden en iyi amaç değerine sahip olan çözüm eğer tabu sınıfına girmiyorsa yeni mevcut çözüm olarak seçilir. Yöntemde tabu sınıflarının belirlenmesi için kısa dönemli hafıza (tabu listesi) kullanılır. Belli bir iterasyon seviyesinde veya iyileşme olmadığında arama durdurulur.
Tabu arama yönteminin probleme uyarlanmasında kullanılan parametreler şu şekildedir:

Başlangıç çözümünün seçimi: Tabu arama yönteminde U-NEH sezgiselinin verdiği çözüm, başlangıç çözüm olarak seçilmiştir.
Komşu arama stratejisi: Komşu arama stratejisi olarak bitişik iş çiftlerinin yer değiştirilmesi (API) kullanılmıştır. API stratejisi ile her iterasyonda (n-1) tane komşu üretilmektedir.
Tabu listesi uzunluğu: Tabu listesi uzunluğu iş sayısı n’e göre belirlenmiş ve $\sqrt{n}$ ‘in tamsayı değeri alınmıştır.
Durdurma kriteri: Problem için 3n iterasyonda tabu arama yöntemi son verilmesi istenmektedir.

4.3. Rassal arama

Rassal arama yönteminin adımları şöyledir:

Adım 1: Örnek büyüklüğü kadar rassal çözüm seç.
Adım 2: En küçük değeri veren sıralamayı bul ve hafızada tut.
Adım 3: n iterasyonda iyileşme olmadığında dur. Değilse adım 1’e dön.

Rassal arama yönteminin iki parametresi vardır. Bunlardan birincisi, örnek büyüklüğünün seçimi, ikincisi ise durdurma koşuludur [17-18]. Rassal aramayı, tabu aramayla aynı şartlarda karşılaştırmak için tabu aramadaki koşullar dikkate alınmıştır. Tabu aramada API komşuluğu ile n-1 tane çözümü incelediği için rassal aramada da seçilen örnek büyüklüğü n-1, durdurma koşulu da n iterasyonda iyileşmeme koşulu ele alınmıştır.

5. DENEYSEL SONUÇLAR

Çalışmada bütün deneysel testler Pentium IV/2 GHz 512 RAM kapasiteli kişisel bilgisayarla yapılmıştır. Ele alınan problemin eniyi çözümlerini bulmak için Hyper LINDO/PC 6.01, sezgisel yöntemler için ise C++ Builder kullanılmıştır. Problem iş sayıları 10, 15, 20 ve 25 olmak üzere dört farklı durumda çözülmüştür. İşlem zamanları p_j, 1 ile 100 arasında düzgün dağılımdan üretilmiştir. Hazırlık zamanlarında ise dört farklı alternatif ele alınmış ve 0 ile 9, 0 ile 24, 0 ile 49 ve 0 ile 99 arasında düzgün dağılımından üretilmiştir. Hazırlık zamanlarında kullanılacak öğrenme etkisi üç farklı durumda incelenmiş ve % 70, % 80 ve % 90 alınmıştır. Her alternatif için 10 problem olmak üzere toplam 480 problem çözülmüştür. Deney seti toplu olarak Tablo 1’de verilmiştir.

Problemin eniyi çözümlerinin CPU zamanları saniye olarak Tablo 2 gösterilmiştir. En uzun çözüm zamanı

s_{ji}~U[0,9] ve s_{ji}~U[0,99] hazırlık zaman aralığında % 80 öğrenme oranı için verirken, s_{ji}~U[0,24] ve s_{ji}~U[0,49] hazırlık zaman aralığında ise % 70 öğrenme oranında vermiştir. Küçük boyutlu (n≤25) problemler çözüldüğünde önerilen U-NEH sezgisel yöntemin hatası Tablo 3'de Tabu aramanın ise Tablo 4'de verilmiştir. Sezgisellerin hatası şu şekilde hesaplanmıştır:

$$\text{hata} = \frac{\text{sezgisel çözüm değeri} - \text{optimal çözüm değeri}}{\text{optimal çözüm değeri}}$$

Tablo 3'de de görüldüğü gibi hata miktarı öğrenme oranı ve hazırlık zaman aralığına göre önemli bir farklılık göstermemektedir. Önerilen U-NEH sezgisel yöntemi ortalama olarak % 4 hata vermiştir. Tablo 4'te verilen tabu arama yönteminde ise 10 iş için hepsinde optimal sonucu bulurken diğer küçük boyutlarda ise hata % 1'den daha küçük çıkmıştır.

Büyük boyutlu problemleri çözmek için kullanılacak deney seti Tablo 5'te verilmiştir. Görüldüğü gibi toplam 1200 problem çözülmüştür.

Çalışmanın bu aşamasında U-NEH sezgiseli başlangıç çözüm olarak alınıp tabu arama ile ne kadar iyileştirileceği gösterilecektir. Sezgiseldeki iyileşme şu şekilde hesaplanmıştır:

$$\text{Sezgiseldeki iyileşme} = \frac{\text{Sezgisel çözüm değeri} - \text{Tabu arama çözüm değeri}}{\text{Tabu arama çözüm değeri}}$$

Büyük boyutlu problemlerde sezgiseldeki iyileşme miktarları Tablo 6'de verilmiştir. Ortalama iyileşme öğrenme etkisi % 70, % 80 ve % 90 için sırasıyla % 7.69, % 7.05 ve % 7.22 olmuştur. Burada da görüldüğü gibi iyileşme miktarı ve hazırlık zaman aralığı öğrenme oranlarına göre önemli bir farklılık göstermemektedir.

Tablo 1. Küçük boyutlu problemler için deney seti (n≤25) (Experimental set for small size problems (n≤25)

Parametreler	Alternatif	Değerleri
İş sayısı, n	4	10,15,20,25
İşlem zamanı p_j	1	~U[1,100]
Hazırlık zamanları	4	~U[0,9],~U[0,24],~U[0,49],~U[0,99]
Öğrenme etkisi	3	% 70,% 80, % 90
Çözülen problem	10	
Toplam problem		4×1×4×3×10=480

Tablo 2. Problemin en iyi çözüm zamanları (sn) (Optimal solution times of the problem (sec.))

		Öğrenme etkisi		
n	s_{ji}	70%	80%	90%
10	~U[0,9]	2.08	1.56	2.31
15		14.25	11.02	13.07
20		358.17	563.23	312.54
25		3312.27	5553.32	2754.06
10	~U[0,24]	1.11	1.09	1.10
15		4.14	3.56	12.47
20		583.11	538.54	560.69
25		5553.73	4567.54	5214.25
10	~U[0,49]	0.98	1.12	1.15
15		14.49	25.02	7.87
20		632.17	557.36	600.89
25		5872.72	5551.30	5227.44
10	~U[0,99]	2.45	1.32	1.25
15		3.10	17.42	2.95
20		547.63	577.77	481.05
25		4894.15	5359.87	3881.94

Tablo 3. U-NEH sezgisel yöntemin hataları (n≤25) (Errors of U-NEH heuristic (n≤25))

		Öğrenme etkisi		
n	s_{ji}	70%	80%	90%
10	~U[0,9]	0.0408	0.0305	0.0437
15		0.0411	0.0309	0.0438
20		0.0415	0.0312	0.0441
25		0.0418	0.0319	0.0449
10	~U[0,24]	0.0643	0.0319	0.0402
15		0.0644	0.0322	0.0408
20		0.0645	0.0323	0.0416
25		0.0647	0.0329	0.0424
10	~U[0,49]	0.0472	0.0249	0.0548
15		0.0473	0.0251	0.0556
20		0.0474	0.0255	0.0566
25		0.0482	0.0256	0.0573
10	~U[0,99]	0.0385	0.0293	0.0323
15		0.0388	0.0294	0.0324
20		0.0392	0.0296	0.0329
25		0.0393	0.0301	0.0334

Tablo 4. Tabu arama yönteminin hataları (n≤25)
(Errors of tabu search (n≤25))

		Öğrenme etkisi		
n	s_{ji}	70%	80%	90%
10	~U[0,9]	0.0000	0.0000	0.0000
15		0.0006	0.0016	0.0009
20		0.0026	0.0002	0.0031
25		0.0016	0.0090	0.0001
10	~U[0,24]	0.0000	0.0000	0.0000
15		0.0018	0.0005	0.0019
20		0.0024	0.0001	0.0040
25		0.0099	0.0058	0.0020
10	~U[0,49]	0.0000	0.0000	0.0000
15		0.0017	0.0005	0.0001
20		0.0005	0.0036	0.0041
25		0.0098	0.0066	0.0018
10	~U[0,99]	0.0000	0.0000	0.0000
15		0.0012	0.0002	0.0010
20		0.0026	0.0030	0.0015
25		0.0033	0.0064	0.0086

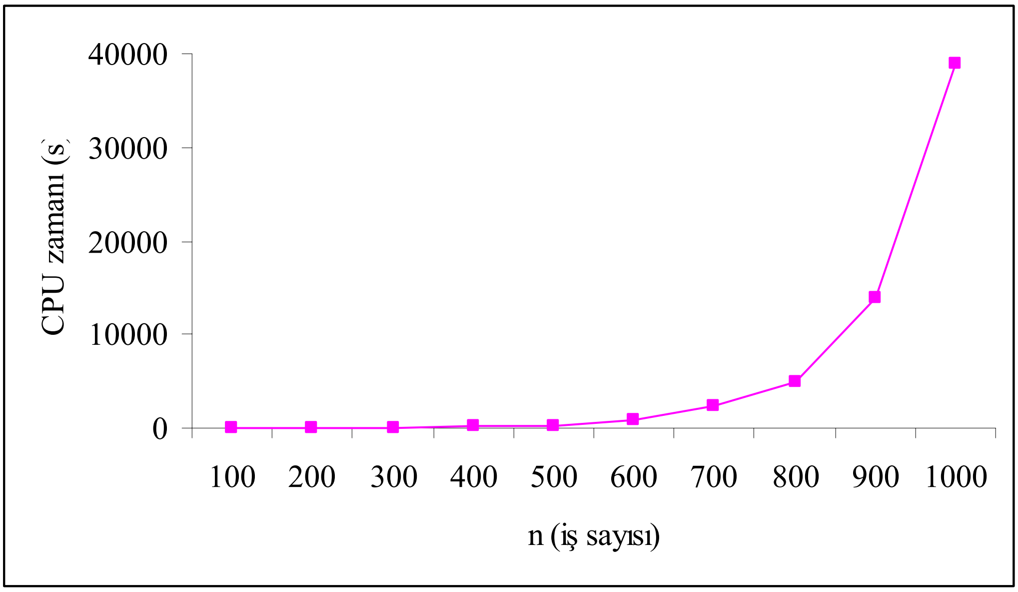
Tablo 5. Büyük boyutlu problemler için deney seti (100≤n≤1000)
(Experimental set for large size problems (100≤n≤1000))

Parametreler	Alternatif	Değerleri
İş sayısı, n	10	100,200,…,1000
İşlem zamanı p_j	1	~U[1,100]
Hazırlık zamanları	4	~U[0,9],~U[0,24],~U[0,49],~U[0,99]
Öğrenme etkisi	3	% 70,% 80, % 90
Çözülen problem	10	
Toplam problem		10×1×4×3×10=1200

Ortalama olarak sezgiselin 1000 işe kadar çözüm zamanı Şekil 1'de verilmiştir. Görüldüğü gibi iş sayısı arttıkça çözüm zamanı üssel olarak artmaktadır.

Tablo 6. Sezgisel yöntemdeki iyileşme (improvement of heuristic method)

		Öğrenme etkisi		
n	s_{ji}	70%	80%	90%
100	~U[0,9]	0.1001	0.0820	0.1056
200		0.0947	0.1093	0.0415
300		0.0457	0.1063	0.1133
400		0.1069	0.0643	0.0722
500		0.0859	0.0942	0.1096
600		0.0584	0.1038	0.0982
700		0.0473	0.0981	0.0444
800		0.0555	0.0602	0.0593
900		0.0882	0.0625	0.0914
1000		0.0304	0.0340	0.0744
100	~U[0,24]	0.0522	0.0486	0.1014
200		0.0354	0.0734	0.0922
300		0.1165	0.0555	0.0805
400		0.1108	0.0775	0.0380
500		0.0355	0.0440	0.0813
600		0.0561	0.0772	0.0685
700		0.1062	0.0477	0.0919
800		0.0799	0.0786	0.0500
900		0.0337	0.0841	0.0337
1000		0.1094	0.0868	0.0986
100	~U[0,49]	0.1137	0.0961	0.0866
200		0.1107	0.0473	0.0307
300		0.1115	0.0494	0.0697
400		0.0303	0.0637	0.0981
500		0.0679	0.0463	0.0525
600		0.0618	0.0797	0.0993
700		0.1104	0.0389	0.0927
800		0.0521	0.0503	0.0610
900		0.0868	0.0909	0.0316
1000		0.0949	0.0749	0.0925
100	~U[0,99]	0.0957	0.1050	0.0379
200		0.1071	0.0396	0.0962
300		0.0929	0.0555	0.0791
400		0.0505	0.0318	0.0489
500		0.0835	0.0623	0.0570
600		0.0629	0.1199	0.0830
700		0.0407	0.0614	0.0743
800		0.0490	0.0499	0.0744
900		0.0881	0.1065	0.0427
1000		0.1176	0.0612	0.0345



Şekil 1. Sezgiselin çözüm zamanları
(Solution times of heuristic)

6. SONUÇ

Bu çalışmada hazırlık zamanı öğrenme etkili iki makineli akış tipi çizelgeleme probleminde toplam tamamlanma zamanı ele alınmıştır. Problemin en iyi çözümlerini bulmak için matematiksel programlama modeli geliştirilmiş ve 25 işe kadar çözümler bulunmuştur. Ayrıca U-NEH sezgisel yöntemiyle problemin en iyi çözümleri karşılaştırıldığında ortalama olarak % 4 bir hata gibi kabul edilebilecek seviyede bir hata verdiği gösterilmiştir. Ayrıca daha büyük boyutlu problemleri çözmek için U-NEH sezgisel yöntemi başlangıç çözüm alınarak tabu arama yöntemiyle ortalama olarak % 7.32 çözüm sonucu iyileştiği gösterilmiştir.

Bundan sonraki çalışmalarda da diğer performans ölçütleri incelenebileceği gibi çok ölçütlü çalışmalarda araştırmacıların ilgisini çekecek konular olacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

1. Eren, T. ve Güner, E., "Paralel makineli çizelgeleme probleminde öğrenme etkili hazırlık zamanları", **Huten,** Cilt 2, Sayı 4, s. 67-72, 2006.
2. Bagga, P.C. ve Khurana, K., "Two-machine flowshop with separated sequence-independent setup times: mean completion time criterion", **Indian Journal of Management and Systems,** Volume 2, pp. 47-57, 1986.
3. Aldowaisan, T. ve Allahverdi, A., "Total flowtime in no-wait flowshops with separated setup times", **Computers & Operations Research,** Volume 25(9), pp. 757-765, 1998.
4. Allahverdi, A., "Minimizing mean flowtime in a two-machine flowshop with sequence-independent setup times", **Computers & Operations Research,** Volume 27(2), pp. 111-127, 2000.
5. Allahverdi, A. ve Aldowaisan, T., "No-wait and separate setup three-machine flowshop with total completion time criterion", **International Transactions in Operational Research,** Volume 7(3), pp. 245-264, 2000.
6. Aldowaisan, T., "A new heuristic and dominance relations for no-wait flowshops with setups", **Computers & Operations Research,** Volume 28(6), pp. 563-584, 2001.
7. Allahverdi, A. Ve Gupta, J.N.D. and Aldowaisan, T., "A review of scheduling research involving setup considerations", **Omega,** 27: pp.219-239, 1999.
8. Yang, W.–H. ve Liao, C.–J., "Survey of scheduling reseach involving setup times", **International Journal of Systems Science,** 30 (2): 143-155, 1999.
9. Cheng, T.C.E., Gupta, J.N.D. ve Wang, G., "A review of flowshop scheduling research with setup times", **Production and Operations Management,** 9 (3): 262-282, 2000.
10. Eren, T. ve Güner, E., "Akış tipi çizelgeleme problemlerinde işe-bağımlı öğrenme etkisi", **K.H.O. Savunma Bilimleri Dergisi,** Cilt 2(2), s.1-11, 2003.
11. Eren, T. ve Güner, E., "Öğrenme etkili akış tipi çizelgeleme probleminde ortalama akış zamanının enküçüklenmesi", **Gazi Üniversitesi**

Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, Cilt 19(2), s. 119-124, 2004.
12. Lee W.-C. ve Wu C.-C. "Minimizing total completion time in a two-machine flowshop with a learning effect", **International Journal of Production Economics,** Volume 88, pp. 85–93, 2004.
13. Koulamas C. ve Kyparisis, G.J. "Single-machine scheduling problems with past-sequence-dependent setup times" **European Journal of Operational Research,** in press, 2006.
14. Garey, M.R., Johnson, D.S. ve Sethi, R., "The complexity of flowshop and jobshop scheduling", **Mathematics of Operations Research,** Volume 1(2), pp. 117-129, 1976.
15. Nawaz, M., Enscore, E.E. ve Ham, I., "A heuristic algorithm for the m-machine, n-job flow-shop sequencing problem", **Omega**, Volume 11, pp. 91–95, 1983.
16. Glover F., "Future paths for integer programming and links to artificial intelligence", **Computers and Operations Research,** Volume 5, pp. 533-549, 1986.
17. Jang, J.–S.R., Sun, C.T. ve Mizutani, E., Neuro-fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence, **Prentice Hall,** USA, 1997.
18. Fox, R.L., Optimization methods for engineering design, **Addision Wesley Publishing Company,** London, 1971.