

BULANIK ÖĞRENME ETKİLİ AKIŞ TİPİ ÇİZELGELEME PROBLEMLERİNİN PARALEL KANGURU ALGORİTMASI İLE ÇÖZÜMÜ

Ahmet Sezer KÜPELİ* - Orhan ENGİN** - Batuhan Eren ENGİN***

Özet

Öğrenme etkili çizelgeleme problemlerinin daha gerçekçi sonuçlar verdiği bilinmektedir. Bu çalışmada, insan faktöründen kaynaklanan öğrenme etkisini göz önüne alan akış tipi çizelgeleme problemleri ele alınmıştır. Belirsiz işlem sürelerine çizelgeleme problemlerinde sıklıkla karşılaşılr. Bu nedenle işlem süreleri bulanıklaştırılmıştır. Bulanık mantık literatürde bu problemlerin çözümü için sıkça kullanılan bir yöntemdir. Paralel Kanguru Algoritması çözüm metodu olarak kullanılmıştır. Çalışma diğer çalışmalardaki sonuçlarla kıyaslanarak sonuçlandırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Akış tipi çizelgeleme, Bulanık mantık, Öğrenme etkisi, Paralel Kanguru Algoritması.

USING PARALLEL KANGAROO ALGORITHM TO SOLVE FLOW SHOP SCHEDULING PROBLEMS WITH FUZZY LEARNING EFFECT

Abstract

Knowing that the scheduling problems considering learning ability can give more realistic results, this paper deals with flow shop scheduling problem considering learning effects due to the human factor. Uncertain processing time is frequently encountered in scheduling problems; therefore, the processing times are fuzzed. Fuzzy logic is a frequently used method to solve this problem in the literature. Parallel Kangaroo Algorithm is used as a solution method. The study is concluded with comparing the results found in other studies.

Keywords: Flow shop scheduling, Fuzzy logic, Learning effects, Parallel Kangaroo Algorithm.

*Selçuk Üniversitesi sezerkupeli@gmail.com

** Prof. Dr., Selçuk Üniversitesi, orhanengin@yahoo.com

*** Arş. Gör., Selçuk Üniversitesi, erengin@gmail.com

1. GİRİŞ

İmalat ortamında verimlilik, işletmeler için çok önemli ve hayatta kalmaları için bir gereklilik haline gelmiştir. Verimlilik, rekabette ciddi avantaj sağlamaktadır. Günümüzdeki rekabet koşulları göz önüne alındığında işletmelerin piyasa üzerindeki paylarını muhafaza edip, bu payı arttırmak için verimliliği arttırmaları şart olmuştur.

İş çizelgeleme, işlerin makinelere atanmasını içermektedir. İşleri çizelgelerken de en önemli etken israfı minimum düzeyde tutmaktır. Makine kullanım oranları da fabrikalar için çok büyük önem arz etmektedir. İş çizelgeleme ile iş sıralarının düzenlenmesinin, makine kullanım oranları üzerinde etkisi olacaktır.

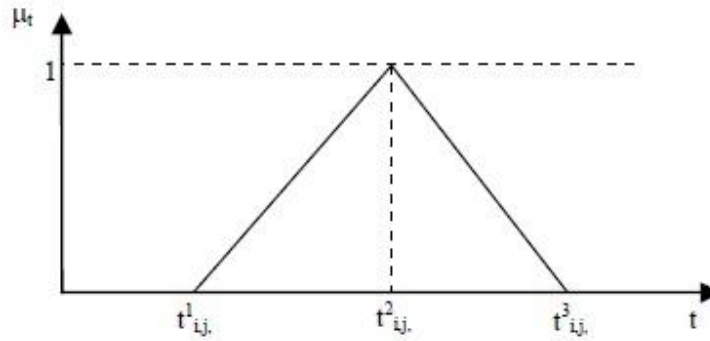
Bulanık mantık kavramı da son yıllarda çok kullanılan bir yöntemdir. Çalışmada da görüleceği gibi birçok araştırmacı bulanık mantık ile iş çizelgelemeyi entegre ederek başarılı sonuçlar elde etmişlerdir.

İmalat içerisindeki insan etkisi de belirsizliklerden biri olarak görülmektedir. Çoğu gerçek hayat probleminde işçilerin deneyimleri doğrultusunda kazandıkları yetenekler verimliliğini arttırdığını göstermiştir(Janiak ve Rudek, 2010). İmalat hattındaki operatörler yeteneklerini geliştirerek işlerini daha az sürelerde yapabilmektedir. Bu akım öğrenme etkisi olarak adlandırılmaktadır(Rostami ve ark., 2015). Öğrenme etkisinin de probleme katılması ile birlikte gerçek hayata daha da yakın sonuçların elde edilmesi gerektiği düşünülmektedir.

Çizelgeleme problemlerinde bulanık mantık birçok çalışmada kullanılmıştır. MitsuruKuroda(1996) atölye tipi çizelgeleme problemini bulanık mantığı dahil ederek çözmüştür.Lowe ve Tedford(1997) tam zamanında üretim için bulanık üretim çizelgelemesini ele almaktadırlar.Dong(2003)n adet işin olduğu bulanık tek makineli çizelgeleme problemi dikkate almıştır.Peng ve Iwamura(2003)rassal bulanık çevrede tek makineli çizelgeleme problemini ele almışlardır.Petrovic ve ark.(2008) çok amaçlı bulanık çizelgeleme problemlerine duyarlılık analizi uygulamışlardır.Yimer ve Demirli(2009) toplu uyarlanmış mobilya sanayisinde müşteri siparişlerinin çizelgeleme problemi için çözüm tabanlı genetik algoritma ve karma tamsayı bulanık programlama modelini sunmuşlardır. Engin ve ark.(2009) çok amaçlı bulanık permütasyon akış tipi çizelgeleme problemini ele almışlardır.Kahraman ve ark.(2009) yapay bağlıklık sistemi algoritmasını çok amaçlı bulanık akış tipi çizelgeleme problemini çözmek için önermişlerdir.Engin ve ark.(2011) kullanılabilirlik kısıtlı bulanık atölye tipi çizelgeleme problemi üzerinde durmuşlardır.Balin(2011)bulanık işlem süreli paralel makine çizelgeleme problemini çalışmıştır.Lei ve Guo(2012) bulanık esnek atölye tipi çizelgeleme için parçacık tabanlı komşu arama algoritmasını incelemişlerdir.Noori-Darvish ve ark.(2012) çalışmalarında sıra bağımlı hazırlık süresi olan açık atölye tipi çizelgeleme problemi dikkate almışlardır.Torabi ve ark.(2013) çalışmalarında teslim

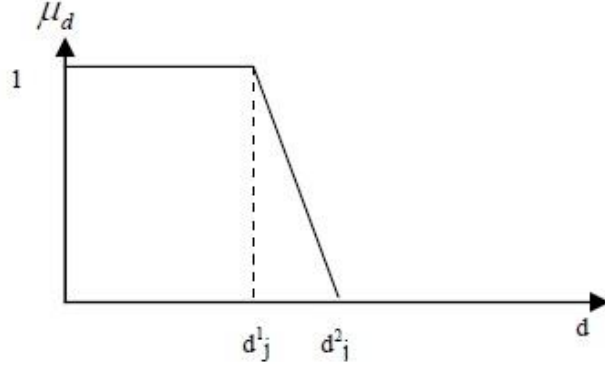
tarihleri ve işlem zamanlarında doğal belirsizliğin dikkate alındığı bağlantısız paralel makine çizelgeleme problemi için yeni çok amaçlı model önermişlerdir. Huang ve ark.(2013) çalışmalarında faaliyet sürelerinin bulanık küme formlarında sunulduğu bulanık süre bağımlı proje çizelgeleme problemi araştırmışlardır. Wang ve ark.(2013a) bulanık atölye tipi çizelgeleme problemini çözmek için melez yapay arı kolonisi algoritmasını önermişlerdir. Abdullah ve Abdolrazzagh-Nezhad(2014) bulanık atölye tipi çizelgeleme problemlerini araştırmışlardır. Behnamian ve FatemiGhomi(2014) bulanık işlem zamanı, teslim tarihi ve sıra bağımlı hazırlık zamanı olan çift görevli melez akış tipi çizelgeleme problemlerini ele almaktadırlar. Yeh ve ark.(2014) öğrenme etkili paralel makine çizelgeleme araştırmışlardır. Liu ve ark.(2015) dinamik bulanık esnek atölye tipi çizelgeleme problemi için dağıtım algoritmasının hızlı tahmini konusu üzerinde durmuşlardır. Lin(2015) çalışmasında göçmenliği taklit eden yeni çıkmış evrimsel bir algoritma sunmuştur. Xu ve ark.(2015) çalışmalarında etkili öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması bulanık işlem süreli esnek atölye tipi çizelgeleme problemini çözmek için önermişlerdir. Palacios ve ark.(2015) belirsiz işlem zamanlı esnek atölye tipi çizelgeleme problemi araştırmışlardır. Gao ve ark.(2016a) bulanık işlem süreli esnek atölye tipi çizelgeleme problemleri için geliştirilmiş yapay arı kolonisi algoritması üzerinde çalışmışlardır. En büyük bulanık tamamlanma süresini ve en büyük bulanık makine yüklemesini minimize etmek amaçlanmıştır. Gao ve ark.(2016b) yapay arı kolonisi algoritmasını kullanarak bulanık esnek atölye tipi çizelgeleme problemini çalışmışlardır. Çalışmada çizelgelenen sıraya yeni bir iş eklenmesi durumunda yeniden çizelgeleme yapmışlardır. Liu ve ark.(2017) enerji harcamasını ve gecikmeyi minimize eden durum bağımlı hazırlık süreleri olan bulanık akış tipi çizelgeleme üzerinde çalışmışlardır. Problemi çözmek için bazı sezgisellerle güçlendirilen klasik genetik algoritma kullanmışlardır. Liao ve Su (2017) bulanık yayılımın göz önünde bulundurulduğu bulanık sayı sıralama yöntemlerinin karşılaştırmasını içeren melez karınca kolonisi optimizasyonlu paralel makine çizelgeleme problemi üzerinde durmuşlardır.

Şekil 1. İşlem zamanı için üyelik fonksiyonu grafiği



Kaynak: Engin ve ark., 2009

Şekil 2. Teslim zamanı için üyelik fonksiyonu grafiği



Kaynak: Engin ve ark., 2009

Öğrenme etkisi de çizelgeleme problemlerinin başarılı sonuçlar almasında kullanılmış bir yöntemdir. Literatürde öğrenme etkisinin bulunduğu çalışmalara sıklıkla rastlanır. Biskup(1999)tek makineli çizelgeleme problemlerinde öğrenmeyi analiz etmiştir.Biskup bu çalışması ile çizelgeleme problemleri üzerine yapılan çoğu çalışmaya yön vermiştir. Mosheiov(2001) çalışmasında çeşitli çizelgeleme problemlerinin durumlarında öğrenme etkisini incelemiştir. Bachman ve Janiak(2004)çalışmalarında pozisyonlarındaki sırada, fonksiyonlara bağımlı olarak belirlenen işlem süreleri olan bazı tek makine çizelgeleme problemlerine bağlı kalmışlardır. Biskup(2008) öğrenme etkili çizelgeleme problemi üzerinde durmuştur.Wang ve ark.(2008) süre bağımlı öğrenme etkili tek makineli çizelgeleme problemini dikkate almışlardır.Cheng ve ark.(2008) gerçek işlem zamanlarının sadece hali hazırda işlenmiş işlerin toplam normal işlem sürelerinin bir fonksiyonu olmasının yanında işin çizelgelendiği pozisyonun da bir fonksiyonu olduğunu dikkate alan öğrenme etkili yeni bir çizelgeleme modeli geliştirmişlerdir.Yin ve ark.(2009) genel pozisyona dayalı ve süre bağımlı öğrenme etkili bazı çizelgeleme problemlerini araştırmışlardır. Janiak ve Rudek(2010) çalışmalarında çok amaçlı öğrenme etkili tamamlanma zamanını minimize etme amacı taşıyan problemi incelemiştir.Lai ve Lee(2011) gerçek işlem sürelerinin, çizelgelendiği pozisyon ve zaten işlenmiş olan işlerin normal işlem sürelerinin genel fonksiyonu olduğu yeni öğrenme etkili model önermişlerdir.Zhang ve ark.(2012)çalışmalarında logaritma işlem süreleri toplamına dayalı ve pozisyona dayalı öğrenme etkili çizelgeleme problemi çalışmışlardır. Ahmadizar ve Hosseini(2012) çalışmalarında tamamlanma zamanının minimize edilmesi amaçlanan pozisyona dayalı öğrenme etkili ve bulanık işlem zamanlı tek makine çizelgeleme problemi incelemiştirler. Vahedi Nouri ve ark.(2013) esnek bakım faaliyetleri ve öğrenme etkisinin olduğu akış tipi çizelgeleme problemleri için melez ateş böceği tavlama benzetimi algoritmasını kullanmışlardır. Vahedi-Nouri ve ark.(2014)çoklu uygunluk kısıtları ve pozisyona dayalı öğrenme etkisinin olduğu akış tipi çizelgeleme problemleri üzerinde çalışmışlardır. Yeh ve ark.(2014) öğrenme etkili paralel makineli

çizelgeleme problemine yer vermiştir. Ji ve ark.(2015) kötüleşen işler ve De Jong'un öğrenme etkisi paralel makine problemi için düşünmüşler. Rostami ve ark.(2015) öğrenme etkisi ve kötüleşmenin her ikisinin de düşünüldüğü özdeş olmayan paralel makineli çok amaçlı çizelgeleme problemi incelemişler. Lu(2015) işlerin kötüleştiği ve süre bağımlı öğrenme etkili boşluksuz permütasyon akış tipi çizelgeleme problemini incelemiştir. He (2016) genel üstel öğrenme etkili m makineli permütasyon akış tipi çizelgeleme probleminde maksimum gecikmenin minimizasyonu üzerine çalışmıştır. Asadi(2017) çalışmasında bulanık işlem süreli ve bulanık öğrenme etkili tek makineli çizelgeleme problemi çalışmıştır.

Paralel kanguru algoritması Pollard (2000) tarafından ortaya atılmıştır. Pollard'ın çalışmasından sonra bu algoritma sadece çizelgeleme problemleri değil, farklı konulardaki çalışmalar içinde de kullanılmıştır. Jellouli ve Chatelet(2001)stokastik talepler ve teslimat süreleri olan tedarik zinciri incelemişlerdir. Stein ve Teske(2002)kuadratik fonksiyon alanlarındaki değişmezlerin hesaplanmasında paralel kanguru algoritması kullanmışlardır. Teske(2003) çalışmasında paralize kanguru yöntemi kesikli logaritma hesaplaması incelenmiştir.Serbencu ve ark.(2007) çalışmalarında kanguru olarak bilinen stokastik nesil algoritması ve karınca kolonisi sisteminin birleştirip, tek makineli çizelgeleme probleminin çözümü için metasezgisel önermişlerdir.Minzu ve Beldiman(2007)çalışmalarında kesikli optimizasyon sistemine paralel melez metasezgisel uygulamasını sunmuşlardır.Kökçam ve Engin(2010) çalışmalarında bulanık proje çizelgeleme problemlerinin meta sezgisel yöntemlerle çözümünü araştırmışlardır.Soltani ve ark.(2010) çok kriterli tek makinedeki çok iş sınıflı çizelgeleme için iki güçlü metasezgisel önermişlerdir. Erdem ve Kesintürk(2011) çalışmalarında iteratif çözüm geliştirme algoritmalarından olan kanguru algoritması anlatılmış, simetrik ve asimetrik gezgin satıcı problemlerine uygulanmıştır. Baysal ve ark.(2012) çalışmalarında açık atölye tipi çizelgeleme problemlerinin paralel kanguru algoritması ile çözümünü ele almışlardır.

2.MATERYAL VE METOT

Çalışmada günümüzde özellikle gerçek hayat fabrika çevrelerinde sıklıkla ihtiyaç duyulan makinelere verimli bir şekilde yönetmek maksadıyla iş atamayı amaçlayan çizelgeleme problemleri ele alınmıştır. Problemin olabildiğince gerçek hayata uygun hale getirilebilmesi için de literatürde genellikle deterministik olarak verilen işlerin işlem sürelerindeki, teslim zamanlarındaki belirsizliklerle başa çıkılabilmesi için bulanık mantık kullanılmıştır. İşlerin işlem sürelerinde üçgensel üyelik fonksiyonu, teslim zamanlarında ise yamuk üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Asadi konu üzerine yaptığı çalışmada tek makineli çizelgeleme problemi üzerinde durmuştur(Asadi, 2017). Çalışmada ise akış tipi çizelgeleme problemi incelenmiştir. Gerçek hayatta insan faktöründen doğan öğrenme etkisi de çalışmada kullanılmıştır. Literatürde Biskup ve Dejong öğrenme etkisi üzerine yaptıkları çalışmalarla öne çıkmaktadır(De Jong, 1957; Biskup, 1999). Bu çalışmada da bu iki öğrenme etkisi yöntemi kullanılmıştır.

2.1. Materyal

2.1.1. Bulanık Öğrenme Etkili Akış Tipi Çizelgeleme Problemi

Literatürde $n/m/C_{\max}$ olarak geçen genel akış tipi çizelgeleme problemleri aynı sırayla m makinede operasyon görmesi gereken n adet iş içermektedir. Her işin işlem süresi, işlerin kümesi $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ ve makinelerin kümesi $j \in \{1, 2, \dots, m\}$ olmak üzere p_{ij} ile gösterilmiştir. Problem işlerin yarıda kesilmesine müsaade edilmeksizin n adet işi en küçük tamamlanma zamanını yakalayacak şekilde sıralamaktır. En basit durumda tüm işler sıfır zamanında işlenmeye hazırdır ve hazırlık süreleri p_{ij} 'nin içinde ve sıra bağımsızdır. Daha gerçekçi durumlarda işler farklı zamanlarda serbest kalır. Böylece dinamik çizelgeleme gerekir ve hazırlık süreleri sıra bağımlıdır. Genel çizelgeleme problemleri $m > 2$ için NP-Zor kate gorisindedir (Agarwal ve ark., 2006). Üretim tesisi içerisindeki bir insan aynı işi tekrar tekrar yaparak tecrübe edinmektedir. Edinilen bu tecrübe ile belirli bir süre sonra yaptığı işin işlem süresinde azalmalar olduğu görülmektedir. Bu düşünce literatürde “öğrenme etkisi” olarak bilinmektedir (Wang ve ark., 2013b). Çizelgeleme problemlerinde işlerin işlem süreleri çalışanın performansı ya da makinenin çalışma hızı gibi faktörlerden etkilenebilir. İşlem süreleri kötümser, normal ve iyimser olarak üç farklı değerden oluşan üçgensel bulanık sayılardan oluşabilir. Öğrenme etkisinin tanımı ise işçinin aynı işi zaman içerisinde sürekli tekrarlaması nedeniyle bir sonraki işi bir öncekinden daha kısa sürede yaptığı bir sistem olarak ifade edilebilir. Bir makinedeki aynı işin her bir tekrarının işlem süresindeki etkisi azaltıcı yöndedir. Yani her bir tekrar işçiye tecrübe kazandıracaktır ve bunun sonucunda işi daha kısa sürede yapacaktır. Bu durum literatürde öğrenme etkisi olarak bilinmektedir. Literatürdeki araştırmacıların çoğu öğrenme etkisini $[-1, 0]$ aralığında negative kesin bir değer olarak tanımlamıştır. Literatürde genel olarak iki tür öğrenme etkisi kullanılmıştır. Bunlar iş bağımlı öğrenme etkisi ve sıra bağımlı öğrenme etkisidir. Üçgensel bulanık sayılardan oluşan işlem sürelerindeki üç değere de öğrenme etkisi tesir edecektir (Asadi, 2017). Akış tipi çizelgeleme problemlerinde, üçgensel bulanık sayılardan oluşan işlem süreleri öğrenme etkisinden etkilenip yeni bir bulanık sayıya dönüşür. Bu dönüşümden sonra iş sırasına göre işlerin tamamlanma sürelerini hesaplarken sıralama metodu kullanılmaktadır. Bu metot sayesinde iki bulanık sayı arasında hangisinin daha büyük olduğu öğrenilmektedir. Öğrenme etkisinin olduğu birçok gerçek durumda, insan eliyle gerçekleştirilen işlerde, işlerin işlem süreleri belirsiz olabilir ve bulanık sayılarla sunulması daha iyi olacaktır (Ahmadizar ve Hosseini, 2012).

2.2. Metot

2.2.1. Paralel Kanguru Algoritması

Kanguru algoritması, adından da anlaşıldığı gibi zıplayarak hareket eden kangurulardan esinlenilerek geliştirilmiş bir algoritmadır. Kanguru algoritması, literatürde Pollard'ın Kangurusu, Pollard'ın Rho algoritması veya Pollard'ın Lambda algoritması olarak da bilinmektedir. Kanguru

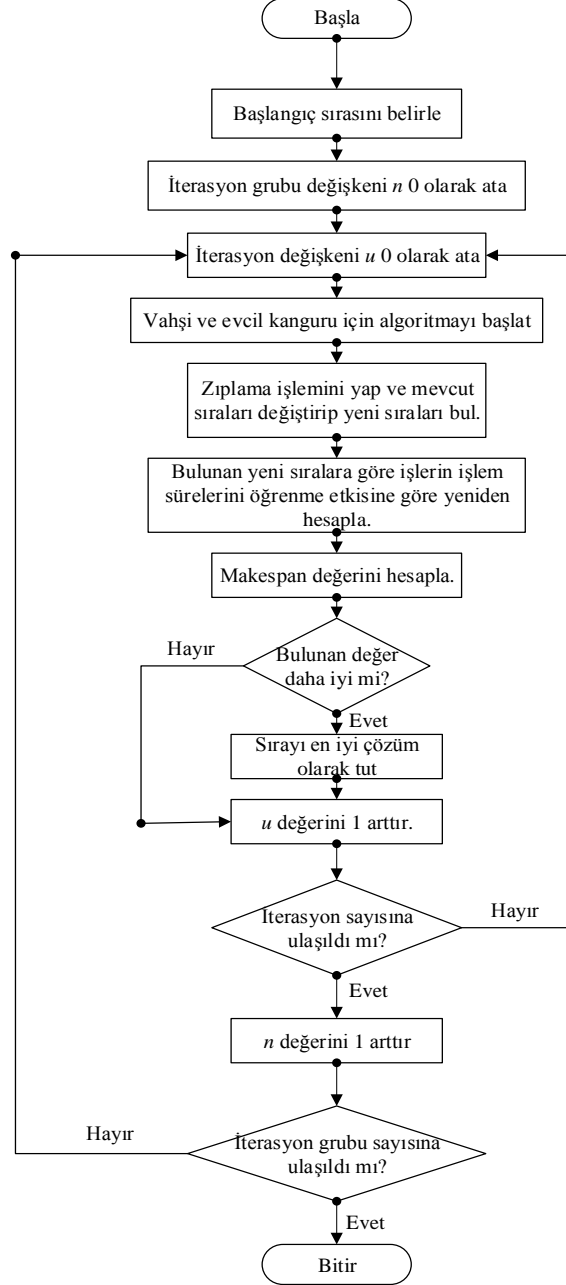
algoritmasını ilk defa 1978 yılında Pollard ortaya atmıştır (Kökçam ve Engin, 2010). Kanguru algoritmasını tavlama benzetimine benzese de kullandığı arama tekniği farklılık ortaya koyar. Kanguru algoritmasında daha farklı arama tekniği kullanan rassal kökenli bir yakınsama metodudur (Serbencu ve ark., 2007). Kanguru yöntemi, minimizasyon amaçlı bir $f(u)$ fonksiyonunun tekrarlı sürecine yerleştirilerek uygulanır. Çözüm sürecinde iyileşme olmuyorsa, zıplama yapılarak yerel minimumun çekim alanından uzaklaşmaya çalışılır. Kısa sürede karşılaşılabilsede de elde edilen çözümden daha iyiye ulaşılması, bu safhada beklenmemektedir. Durma kriteri, maksimum iterasyon sayısı veya amaç fonksiyonunun alt sınırı olabilir (Durmaz, 2011). Kanguru algoritmasının uygulaması $N(u)$ komşuluğu tarzında işlenmiştir; i ile $i+1$ konumundaki işlerin yer değiştirmesi ile u' dan elde edilen u' çözüm kümesine ulaşılmıştır. Örneğin; eğer $u = [1\ 4\ 3\ 2\ 5]$ ise;

$N(u) = \{[4\ 1\ 3\ 2\ 5], [1\ 3\ 4\ 2\ 5], [1\ 4\ 2\ 3\ 5], [1\ 4\ 3\ 5\ 2], [5\ 4\ 3\ 2\ 1]\}$ değerini almaktadır (Minzu ve Beldiman, 2007). Kanguru yöntemi, aynı zamanda “lambda” yöntemi olarak da bilinmekte, fakat “rho” yönteminin paralelleştirilmesinin popülerleşmesiyle birlikte, “rho” yöntemi “lamda” yöntemi olarak ifade edilmekte ve yöntemler birbirine karıştırılmaktadır. Pollard’ın kesiklilogaritmaların çözümünü içine taşıdığı “rho” yönteminde, Giçindebirsıralama (y_k) oluşturulur. Başlangıç terimi $y_0 \in G$ seçilir, takip eden kural şöyledir:

$$y_{k+1} = F(y_k), k \in \mathbb{N}, F: G \rightarrow G.$$

Bu periyodik sıralama, boş bir kâğıt üzerine çizilirse, alt köşeden başlayıp bir daireyle sonlanarak Yunan alfabesindeki rho karakterinin şeklini alır. Kanguru yöntemi, kâğıt üzerine aktarılsa; evcil kanguru sol alttan, vahşi kanguru sağ alttan başlar ve yolları bir süre sonra kesişir. Bu grafik de Yunan alfabesindeki “lambda” karakteriyle aynıdır. Paralelleştirilmiş “rho” yönteminde, farklı “rho” sıralamaları bulunur ve bunların kesiştiği yerlerde lambda görünümü oluşur (Teske, 2003). Paralel kanguru algoritmasında, adından da anlaşılacağı gibi, aynı zaman diliminde birbirinden bağımsız zıplayan iki operatör (kanguru) bulunmaktadır. Evcil kanguru küçük adımlarla zıplayarak daha yerel aramalar sağlar. Vahşi kanguru ise daha büyük adımlara sahiptir ve farklı çözüm bölgelerine ulaşmaya çalışır. Uygulamada her iki kanguru hareketlerine aynı anda, farklı başlangıç sıralamaları ile başlarlar ve hedef değere ulaşmaya kadar veya maksimum iterasyon sayısına ulaşmaya kadar zıplamaya devam ederler. Her bir zıplayışın ardından amaç fonksiyonu tekrar hesaplanır, elde edilen sonuç, öncekinden daha iyiye yeni sıralama üzerinden devam edilir. Maksimum iterasyon sayısına ulaşıldığında, evcil ve vahşi kangurunun hangisinin ulaştığı sonuç daha iyiye, diğer kanguru da sıradaki iterasyon grubuna o dizilim ile başlar. Bu süreç, hedef değere ve ya maksimum iterasyon sayısına ulaşılınca kadar devam eder (Baysal ve ark., 2012). Paralel kanguru algoritmasının adımları Şekil 3’de belirtilmiştir.

Şekil 3.Paralel Kanguru Algoritması adımları



3.BULGULAR

Çalışmadaki hesaplamalar, Intel Core i7 6700HQ modeli 2,5 Ghz işlemcili 16 GB belleği olan bilgisayar kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çalışma içerisindeki kodlamalar C# programlama dili ile kodlanmıştır.

Ambika ve Uthra(2014) çalışmalarında işlem süreleri bulanık sayılardan oluşan akış tipi çizelgeleme problemini dal sınır tekniği ile çözmüşlerdir. İşlem süreleri üçgensel bulanık sayı olarak seçilmiştir. Amaç fonksiyonu olarak toplam geçen süreyi minimize etmek seçilmiştir. Hesaplamalar yapılırken 3 aşamalı akış tipi çizelgeleme problemi örnek olarak alınmıştır. 5 iş ve 3 makineli akış tipi çizelgeleme problemi seçilmiştir. Hesaplamalar sonucunda optimal sıra 4-3-5-2-1 olarak bulunmuştur ve toplam geçen süre üçgensel bulanık sayı olarak (54, 62, 70) olarak saptanmıştır. Çalışmadaki paralel kanguru algoritması da Ambika ve Uthra(2012) çalışmalarındaki veriler kullanılarak iki farklı alternatif sonuç daha bulmuştur. İlk iki örnek için öğrenme katsayısı 0 olarak seçilmiştir. Bulunan 3-4-5-2-1 sırasının tamamlanma süresi bulanık sayı değeri olarak (54, 62, 70) tayin edilmiştir. 3-4-5-2-1 sırasının Gantt diyagramı yer almaktadır. İkinci örnekte de ilk örnekten farklı olarak adım büyüklüğü parametreleri değiştirilmiştir. Bu örnekte 4-5-3-1-2 sırası bulunmuştur ve tamamlanma süresi aynıdır.

Ambika ve Uthra(2012) çalışmalarında buldukları tamamlanma süresi optimaldir. Mosheiov(2001) çalışmasında kullandığı öğrenme etkisi katsayısı kullanılarak başka bir örnek hazırlanmıştır. Öğrenme etkisinin de işin içine dahil olması sonucu programın bulduğu tamamlanma süresi değeri daha düşük çıkmıştır. Bunu göz ardı edip, bulunan sırayı öğrenme etkisi olmadan değerlendirildiğinde optimal tamamlanma süresi değerinin elde edildiği görülmektedir.

Bulanık akış tipi çizelgeleri üzerinde yapılan araştırmalardan birisi de Sathish ve Ganesan'ın yaptıkları çalışmadır. Sathish ve Ganesan(2012) çalışmalarında işlerin işlem zamanlarının tam olarak belli olmadığı bulanık akış tipi çizelgeleme problemleri üzerine yeni bir algoritma önermişlerdir. Bu belirsiz parametreler üçgensel bulanık sayılarla ifade edilmiştir. Bulanık sayıları klasik sayılara dönüştürmeden belirlenen, makine kira politikaları altında yeni tipte bir bulanık aritmetiği ve bulanık sıralama metodu kullanarak makinelerin kiralama maliyetlerinin minimize edildiği bir yöntem sunmuşlardır. Çalışmada 5 iş ve 3 makineli sistem için işlem süreleri üçgensel bulanık sayılar halinde Tablo 1'de gösterilmiştir.

Tablo 1. Sathish ve Ganesan(2012) çalışmalarındaki bulanık işlem süreleri

Makine İş	M1	M2	M3
1	(7,8,9)	(6,7,8)	(3,4,5)
2	(12,13,14)	(5,6,7)	(4,5,6)
3	(8,10,12)	(4,5,6)	(6,7,8)
4	(10,11,12)	(5,6,7)	(11,12,13)
5	(9,10,11)	(5,6,8)	(8,9,10)

Çalışmada optimal sıranın 4-5-3-2-1 olarak bulunduğu görülmektedir. Buna göre Tablo 1'deki verileri kullandığımız zaman bulanık üçgensel sayılarla tamamlanma süresi Tablo 2'deki gibi olacaktır.

Tablo 2. Sathish ve Ganesan(2012) çalışmalarında bulunan optimal sıranın tamamlanma süresi tablosu

	GİRİŞ			ÇIKIŞ			
	0	0	0	10	11	12	
4. İş	0	0	0	10	11	12	1. Makine
	10	11	12	15	17	19	2. Makine
	15	17	19	26	29	32	3. Makine
5. İş	10	11	12	19	21	23	1. Makine
	19	21	23	24	27	31	2. Makine
	24	27	31	32	36	41	3. Makine
3. İş	19	21	23	27	31	35	1. Makine
	27	31	35	31	36	41	2. Makine
	31	36	41	37	43	49	3. Makine
2. İş	27	31	35	39	44	49	1. Makine
	39	44	49	44	50	56	2. Makine
	44	50	56	48	55	62	3. Makine
1. İş	39	44	49	46	52	58	1. Makine
	46	52	58	52	59	66	2. Makine
	52	59	66	55	63	71	3. Makine

Tablo 2'de görüldüğü gibi sıralamadaki son iş 1 numaralı iştir ve son makine olan 3 numaralı makineden çıktığı süre (55, 63, 71) olarak belirlenmiştir.

Tablo 1'de yer alan bilgiler kullanılıp paralel kanguru algoritması ile çözülmüştür. İş sırası 1-5-3-4-2 olarak tespit edilmiştir. Programda çıktı olarak verilen makespan değeri öğrenme etkisinin bir

etkisi olarak farklı bir değer aldığı görülmüştür. Bu sıra kullanılarak Tablo 2’de yapılan hesaplama metodunu kullanılarak Tablo 3’deki değerler elde edilmiştir.

Tablo 3.Öğrenme Etkili Paralel Kanguru Algoritması ile bulunan optimal sıranın tamamlanma süresi tablosu

	GİRİŞ			ÇIKIŞ			
	0	0	0	7	8	9	
1. İş	0	0	0	7	8	9	1. Makine
	7	8	9	13	15	17	2. Makine
	13	15	17	16	19	22	3. Makine
5. İş	7	8	9	16	18	20	1. Makine
	16	18	20	21	24	28	2. Makine
	21	24	28	29	33	38	3. Makine
3. İş	16	18	20	24	28	32	1. Makine
	24	28	32	28	33	38	2. Makine
	28	33	38	34	40	46	3. Makine
4. İş	24	28	32	34	39	44	1. Makine
	34	39	44	39	45	51	2. Makine
	39	45	51	50	57	64	3. Makine
2. İş	34	39	44	46	52	58	1. Makine
	46	52	58	51	58	65	2. Makine
	51	58	65	55	63	71	3. Makine

Tablo 3’e göre sıralamadaki son iş olan 2 numaralı işin, son makine olan 3 numaralı makinede tamamlanma zamanı (55, 63, 71) olarak görülmektedir. Sathish ve Ganesan(2012) çalışmalarında bulunan optimal sıranın tamamlanma süresi ile eşit olduğu görülmüştür. Bulunan bu sıranın optimal olduğu ve alternatif sıra olarak görülmüştür.

Aynı şekilde paralel kanguru algoritması öğrenme etkisini dikkate almadan çalıştırılmıştır. Makespan değeri (55, 63, 71) olarak tespit edilmiştir. İş sırası ise 2-5-4-3-1 sırası elde edilmiştir. Tablo 4’te bu sıra, kullanılan hesaplama metodu ile ayrıntılı bir şekilde gösterilmiştir.

Tablo 4. Paralel Kanguru Algoritması ile bulunan optimal sıranın tamamlanma süresi tablosu

	GİRİŞ			ÇIKIŞ			
	0	0	0	12	13	14	
2. İş	0	0	0	12	13	14	1. Makine
	12	13	14	17	19	21	2. Makine
	17	19	21	21	24	27	3. Makine
5. İş	12	13	14	21	23	25	1. Makine

	21	23	25	26	29	33	2. Makine
	26	29	33	34	38	43	3. Makine
4. İş	21	23	25	31	34	37	1. Makine
	31	34	37	36	40	44	2. Makine
	36	40	44	47	52	57	3. Makine
3. İş	31	34	37	39	44	49	1. Makine
	39	44	49	43	49	55	2. Makine
	43	49	55	49	56	63	3. Makine
1. İş	39	44	49	46	52	58	1. Makine
	46	52	58	52	59	66	2. Makine
	52	59	66	55	63	71	3. Makine

Sonuç olarak paralel kanguru algoritmasının Sathish ve Ganesan(2012) çalışmalarındaki gibi başarılı çıktılar elde ettiği görülmüştür.

Lee ve Chung(2013) çalışmalarında öğrenme etkili, toplam gecikmeyi minimize eden permütasyon akış tipi çizelgeleme problemini incelemişlerdir. Öğrenmeye bağlı olarak işlerin sıralamasına göre işlem zamanlarının değiştiği kabul edilmiştir. Çözümüne ulaşmak amacı ile dal sınır algoritmasını kullanmışlardır. Lee ve Chung(2013) çalışmalarında 3 problem verisi paylaşmıştır ve bunlar üzerinde çözümlere gitmiştir. Lee ve Chung(2013) çalışmalarında problem 1 için buldukları optimal sıra 3-4-1-5-2 sırasındır ve minimum toplam gecikme de 11,93 olarak görülmektedir. Paralel kanguru algoritması aynı veriler için çalıştığında problem 1 için elde edilen sıra 3-4-1-5-2 sırasındır. Bu sıra Lee ve Chung(2013) çalışmalarındaki sıra ile aynıdır. Lee ve Chung(2013) çalışmalarındaki 2. problemde elde edilen optimal sıra ise 3-4-2-5-1 sırasındır. Bulunan toplam gecikme ise 54,26 olarak görülmektedir. Paralel kanguru algoritmasında Lee ve Chung(2013) çalışmalarındaki ile aynı sıra olan 3-4-2-5-1 optimal sırası bulunmuştur. Son olarak çalışmadaki 3. Problemde elde edilen optimal sıra ise 2-3-4-5-1 sırasındır. Bulunan toplam gecikme ise 13,69 olarak görülmektedir. Paralel kanguru algoritmasında da aynı sıra olan 2-3-4-5-1 optimal sırası bulunmuştur.

McCahon ve Lee (1990) çalışmalarında akış tipi çizelgeleme problemlerinde bulanık işlem zamanlarıyla iş sıralama çalışmışlardır. Johnson algoritması ile Ignall ve Schrage algoritmaları bulanık işlem sürelerini kabul edecek şekilde düzenlenmiştir. Çalışmada örnek olarak hazırlanmış 2 makine ve 6 işten oluşan işlerin işlem süreleri üçgenel bulanık sayılar olan bir akış tipi çizelgeleme problemi irdelenmiştir. Bu problemin çözümünden tamamlanma süresini minimize eden 3-1-2-6-5-4 sırası elde edilmiştir. Elde edilen tamamlanma zamanı ise (38, 62, 173) olmuştur. Çalışmada hazırlanan program 3-2-1-6-5-4 sırası bulunmuştur. Bu sıra alternatif bir sıradır ve aynı tamamlanma zamanı değerini vermektedir.

Amirian ve Sahraeian(2015) desteklenmiş ϵ -kısıt metodu kullanarak geçmiş sıra bağımlı hazırlık sürelerinin ve düzenlenmiş öğrenme etkisinin olduğu çok amaçlı akış tipi çizelgeleme problemini çözmüşlerdir. Çalışmada permütasyon olmayan akış tipi çizelgeleme problemi kullanılmıştır. Her bir işin serbest kalma zamanı bulunmaktadır. Tüm işler başlangıçta hazır değildir. Tüm makineler ise başlangıçta hazır durumdadır. Hazırlık süreleri ve bakım süreleri bulunmaktadır. İşlerin işlem süreleri öğrenme etkisine bağlı olarak pozisyona dayalı olarak değişmektedir. Dejong'un öğrenme etkisi tekrar düzenlenip kullanılmıştır. Problemin matematiksel modeli oluşturulup karma tamsayı doğrusal programlama modeli ile çözülmüştür. Bulunan sonuçlar, önerilen sezgisel ile bulunan sonuçlarla kıyaslanmıştır.

Amirian ve Sahraeian(2015) önerdikleri sezgisel ile Paralel Kanguru Algoritmasını kıyaslayabilmek için düzenlemeler yapılmıştır. Toplamda 13 örnek problem çözülmüştür. Yapılan düzenlemeler sonrasında bulunan makespan değerleri Tablo 5'de karşılaştırılmıştır. Tablo 5'de belirtilen sapma değeri, Amirian ve Sahraeian(2015) çalışmalarındaki ϵ -Kısıt Sezgiseli'nin bulmuş olduğu makespan değerine Paralel Kanguru Algoritması'nın bulduğu değer uzaklığı şeklindedir.

Çözülen bu 13 örnekten 7 tanesinde başarılı sonuçlar bulunmuştur. Kalan örneklerdeki yüzde sapmalar Tablo 5'de de görüldüğü gibi çok düşüktür. Tablodaki koyu renkli değerler daha iyi sonuç olduğunu ifade etmektedir. Süre olarak da Paralel Kanguru Algoritması'nın daha kısa olduğu görülmektedir. Özellikle iş çevresindeki zaman kısıtı, düşük sürelerde sonuca ulaşma ihtiyacı doğurmaktadır. Bu nedenle geçen sürenin önemli bir etken olduğu söylenebilir. Dolayısı ile Paralel Kanguru Algoritması'nın başarılı sonuçlar çıkardığı görülmektedir

Tablo 5.Karşılaştırma Tablosu

Makine x İş x Bakım	a (Öğrenme Yüzdesi %)	Sapma(%)	ϵ -Kısıt Sezgiseli İşlemci Süresi ortalaması(dk)	Paralel Kanguru Algoritması İşlemci Süresi ortalaması(dk)
3 x 3 x 2	70	0,00	0,50	0,002
	80	0,00	0,52	0,002
	90	0,00	0,56	0,003
7 x 3 x 3	70	0,70	14,80	0,003
	80	0,61	10,04	0,004
	90	0,34	9,18	0,004
2 x 5 x 1	70	0,00	49,94	0,002
	80	0,05	33,43	0,002
	90	0,00	50,99	0,002
4 x 4 x 3	70	0,15	46,37	0,004
	80	0,06	44,42	0,003

	90	0,00	51,68	0,003
3 x 2 x 2	80	0,00	-	-

4.TARTIŞMA VE SONUÇ

Günlük yaşantımızda imalat yapan çevrelerde sıklıkla yaşanan bir sorun olan iş çizelgeleme problemi bu çalışmada ele alınmıştır. Bu iş sıralamalar yapılan işin türüne göre saatlik dahi olabilmektedir. Bu nedenle hızlı sonuç verecek bir sisteme ihtiyaç duyulmaktadır. Optimal sonuç bulmak çok uzun süreler alabilmektedir fakat sezgisel algoritmalarla optimale yakın sonuçlar kısa sürelerde tayin edilebilmektedir.

Gerçek hayatta işlerin işlem süreleri sürekli değişebilmektedir. Bu değişkenlik iş çizelgeleme problemlerinde gerçeğe yakın sonuçlar bulmayı zorlaştırmaktadır. Çizelgeleme problemleri üzerine yapılan birçok çalışmada gerçeğe daha yakın sonuçlar bulabilmek için bulanık sayılar kullanılmaktadır. Yapılan bu çalışmalar da araştırmamızda belirtilmektedir.

Üretimde insan faktörü belirsizlikleri arttırmaktadır. İnsanın öğrenme yeteneğinin çizelgeleme problemine dahil edilmesi ile gerçeğe daha yakın bir senaryo oluşmuştur. Çizelgeleme problemlerinde bu durum öğrenme etkisi olarak geçmektedir.

Çalışmamızda öğrenme etkisi ve bulanık sayılar kullanılarak akış tipi çizelgeleme problemleri paralel kanguru algoritması ile çözülmüştür. Yapılan kıyaslamalar sonucunda paralel kanguru algoritmasının başarılı sonuçlara ulaştığı saptanmıştır.

Çizelgeleme problemlerinin belirsizliklerinin en aza indirilmesi çözümü zorlaştırırsa da gerçeğe daha yakın sonuçlar alınmasını sağlamaktadır. Bundan sonraki çalışmalarda gerçek hayattan bir problem farklı bir algoritma ile ele alınıp çözülebilir. Bu iki algoritmanın sonuçları gerçek hayatta çıkan sonuçlarla kıyaslanıp yüzde sapmaları bulunabilir.

KAYNAKÇA

- Abdullah, S. ve Abdolrazzag-Nezhad, M., 2014, Fuzzy job-shop scheduling problems: A review, *Information Sciences*, 278, 380-407.
- Agarwal, A., Colak, S. ve Eryarsoy, E., 2006, Improvement heuristic for the flow-shop scheduling problem: An adaptive-learning approach, *European Journal of Operational Research*, 169 (3), 801-815.
- Ahmadizar, F. ve Hosseini, L., 2012, Minimizing makespan in a single-machine scheduling problem with a learning effect and fuzzy processing times, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 65 (1-4), 581-587.

- Ambika, G. ve Uthra, G., 2014, Branch and Bound Technique in Flow Shop Scheduling Using Fuzzy Processing Times, *Annals of Pure and Applied Mathematics*, Vol. 8 (No. 2), 37-42
- Amirian, H. ve Sahraeian, R., 2015, Augmented ε -constraint method in multi-objective flowshop problem with past sequence set-up times and a modified learning effect, *International Journal of Production Research*, 53 (19), 5962-5976.
- Asadi, H., 2017, Apply Fuzzy Learning Effect with Fuzzy Processing Times for Single Machine Scheduling Problems, *Journal of Manufacturing Systems*, 42, 244-261.
- Bachman, A. ve Janiak, A., 2004, Scheduling jobs with position-dependent processing times, *Journal of the Operational Research Society*, 55, 257-263.
- Balin, S., 2011, Parallel machine scheduling with fuzzy processing times using a robust genetic algorithm and simulation, *Information Sciences*, 181 (17), 3551-3569.
- Baysal, M. E., Durmaz, T., Sarucan, A. ve Engin, O., 2012, Açık atölye tipi çizelgeleme problemlerinin paralel kanguru algoritması ile çözümü, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 27, 855-864.
- Behnamian, J. ve Fatemi Ghomi, S. M. T., 2014, Multi-objective fuzzy multiprocessor flowshop scheduling, *Applied Soft Computing*, 21, 139-148.
- Biskup, D., 1999, Single-machine scheduling with learning considerations, *European Journal of Operational Research*, 115, 173-178.
- Biskup, D., 2008, A state-of-the-art review on scheduling with learning effects, *European Journal of Operational Research*, 188 (2), 315-329.
- Cheng, T., Wu, C. ve Lee, W., 2008, Some scheduling problems with sum-of-processing-times-based and job-position-based learning effects, *Information Sciences*, 178 (11), 2476-2487.
- De Jong, J. R., 1957, THE EFFECTS OF INCREASING SKILL ON CYCLE TIME AND ITS CONSEQUENCES FOR TIME STANDARDS, *Ergonomics*, 1 (1), 51-60.
- Dong, Y., 2003, One Machine Fuzzy Scheduling to Minimize Total Weighted Tardiness, Earliness, and Recourse Cost, *International Journal of Smart Engineering System Design*, 5 (3), 135-147.
- Durmaz, T., 2011, Açık Atölye Çizelgeleme Problemlerinin Paralel Kanguru Algoritması ile Çözümü, *Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü (Yüksek Lisans Tezi)*.
- Engin, O., Kahraman, C. ve Yılmaz, M. K., 2009, A Scatter Search Method for Multi Objective Fuzzy Permutation Flow Shop Scheduling Problem A Real World Application, *U.K. Chakraborty (Ed.): Comput. Intel. in Flow Shop and Job Shop Sched.*, SCI 230, 169-189.
- Engin, O., Yılmaz, M. K., Kahraman, C., Baysal, M. E. ve Sarucan, A., 2011, A Scatter Search Method for Fuzzy Job Shop Scheduling Problem with Availability Constraints, *Proceedings of the World Congress on Engineering*, Vol II.
- Erdem, Y. ve Keskintürk, T., 2011, Paralel Kanguru Algoritması ve Gezgin Satıcı Problemine Uygulanması, *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 19, 51-63.
- Gao, K. Z., Suganthan, P. N., Pan, Q. K., Chua, T. J., Chong, C. S. ve Cai, T. X., 2016a, An improved artificial bee colony algorithm for flexible job-shop scheduling problem with fuzzy processing time, *Expert Systems with Applications*, 65, 52-67.

- Gao, K. Z., Suganthan, P. N., Pan, Q. K., Tasgetiren, M. F. ve Sadollah, A., 2016b, Artificial bee colony algorithm for scheduling and rescheduling fuzzy flexible job shop problem with new job insertion, *Knowledge-Based Systems*, 109, 1-16.
- He, H., 2016, Minimization of maximum lateness in an m -machine permutation flow shop with a general exponential learning effect, *Computers & Industrial Engineering*, 97, 73-83.
- Huang, W., Oh, S.-K. ve Pedrycz, W., 2013, A fuzzy time-dependent project scheduling problem, *Information Sciences*, 246, 100-114.
- Janiak, A. ve Rudek, R., 2010, A note on a makespan minimization problem with a multi-ability learning effect, *Omega*, 38 (3-4), 213-217.
- Jellouli, O. ve Chatelet, E., 2001, Monte Carlo simulation and stochastic algorithms for optimising supply chain management in an uncertain environment, *2001 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. e-Systems and e-Man for Cybernetics in Cyberspace (Cat.No.01CH37236)*, 1840-1844 vol.1843.
- Ji, M., Tang, X., Zhang, X. ve Cheng, T. C. E., 2015, Machine scheduling with deteriorating jobs and DeJong's learning effect, *Computers & Industrial Engineering*, 91, 42-47.
- Kahraman, C., Engin, O. ve Yilmaz, M. K., 2009, A New Artificial Immune System Algorithm for Multiobjective Fuzzy Flow Shop, *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 2 (3), 236-247.
- Kökçam, A. H. ve Engin, O., 2010, Solving the fuzzy project scheduling problems with metaheuristic methods, *Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi (Sigma)*, 28, 86-101.
- Lai, P.-J. ve Lee, W.-C., 2011, Single-machine scheduling with general sum-of-processing-time-based and position-based learning effects, *Omega*, 39 (5), 467-471.
- Lee, W.-C. ve Chung, Y.-H., 2013, Permutation flowshop scheduling to minimize the total tardiness with learning effects, *International Journal of Production Economics*, 141 (1), 327-334.
- Lei, D. ve Guo, X., 2012, Swarm-based neighbourhood search algorithm for fuzzy flexible job shop scheduling, *International Journal of Production Research*, 50 (6), 1639-1649.
- Liao, T. W. ve Su, P., 2017, Parallel machine scheduling in fuzzy environment with hybrid ant colony optimization including a comparison of fuzzy number ranking methods in consideration of spread of fuzziness, *Applied Soft Computing*, 56, 65-81.
- Lin, J., 2015, A hybrid biogeography-based optimization for the fuzzy flexible job-shop scheduling problem, *Knowledge-Based Systems*, 78, 59-74.
- Liu, B., Fan, Y. ve Liu, Y., 2015, A fast estimation of distribution algorithm for dynamic fuzzy flexible job-shop scheduling problem, *Computers & Industrial Engineering*, 87, 193-201.
- Liu, G.-S., Zhou, Y. ve Yang, H.-D., 2017, Minimizing energy consumption and tardiness penalty for fuzzy flow shop scheduling with state-dependent setup time, *Journal of Cleaner Production*, 147, 470-484.
- Lowe, C. ve Tedford, J. D., 1997, Fuzzy Production Scheduling for JIT Manufacturing, *Intelligent Automation & Soft Computing*, 3 (4), 319-329.
- Lu, Y.-Y., 2015, Research on no-idle permutation flowshop scheduling with time-dependent learning effect and deteriorating jobs, *Applied Mathematical Modelling*.

- McCahon, C. S. ve Lee, E. S., 1990, Job sequencing with fuzzy processing times, *Computers & Mathematics with Applications*, 19 (7), 31-41.
- Minzu, V. ve Beldiman, L., 2007, Some aspects concerning the implementation of a parallel hybrid metaheuristic, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20 (7), 993-999.
- Mitsuru Kuroda, Z. W., 1996, Fuzzy Job Scheduling, *Int. J. Production Economics*, 44, 45-51.
- Mosheiov, G., 2001, Scheduling problems with a learning effect, *European Journal of Operational Research*, 132, 687-693.
- Noori-Darvish, S., Mahdavi, I. ve Mahdavi-Amiri, N., 2012, A bi-objective possibilistic programming model for open shop scheduling problems with sequence-dependent setup times, fuzzy processing times, and fuzzy due dates, *Applied Soft Computing*, 12 (4), 1399-1416.
- Palacios, J. J., González, M. A., Vela, C. R., González-Rodríguez, I. ve Puente, J., 2015, Genetic tabu search for the fuzzy flexible job shop problem, *Computers & Operations Research*, 54, 74-89.
- Peng, J. ve Iwamura, K., 2003, Three types of models for stochastic scheduling with fuzzy information, *Journal of Statistics and Management Systems*, 6 (3), 493-504.
- Petrovic, S., Fayad, C. ve Petrovic, D., 2008, Sensitivity analysis of a fuzzy multiobjective scheduling problem, *International Journal of Production Research*, 46 (12), 3327-3344.
- Pollard, J. M., 2000, Kangaroos, Monopoly and Discrete Logarithms, *Journal of Cryptology*, 13 (4), 437-447.
- Rostami, M., Pilerood, A. E. ve Mazdeh, M. M., 2015, Multi-objective parallel machine scheduling problem with job deterioration and learning effect under fuzzy environment, *Computers & Industrial Engineering*, 85, 206-215.
- Sathish, S. ve Ganesan, K., 2012, Flow Shop Scheduling Problem to minimize the Rental Cost under Fuzzy Environment, *Journal of Natural Sciences Research*, Vol.2, No.10.
- Serbencu, A., Minzu, V. ve Serbencu, A., 2007, An Ant Colony System Based Metaheuristic for Solving Single Machine Scheduling Problem, *The Annals of "Dunarea de Jos" University of Galati Fascicle III*.
- Soltani, R., Jolai, F. ve Zandieh, M., 2010, Two robust meta-heuristics for scheduling multiple job classes on a single machine with multiple criteria, *Expert Systems with Applications*, 37 (8), 5951-5959.
- Stein, A. ve Teske, E., 2002, The parallelized Pollard kangaroo method in real Quadratic function fields, *Math. Comput.*, 71 (238), 793-814.
- Teske, E., 2003, Computing discrete logarithms with the parallelized kangaroo method, *Discrete Applied Mathematics*, 130 (1), 61-82.
- Torabi, S. A., Sahebjamnia, N., Mansouri, S. A. ve Bajestani, M. A., 2013, A particle swarm optimization for a fuzzy multi-objective unrelated parallel machines scheduling problem, *Applied Soft Computing*, 13 (12), 4750-4762.
- Vahedi-Nouri, B., Fattahi, P., Tavakkoli-Moghaddam, R. ve Ramezani, R., 2014, A general flow shop scheduling problem with consideration of position-based learning effect and multiple availability constraints, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 73 (5-8), 601-611.
- Vahedi Nouri, B., Fattahi, P. ve Ramezani, R., 2013, Hybrid firefly-simulated annealing algorithm for the flow shop problem with learning effects and flexible maintenance activities, *International Journal of Production Research*, 51 (12), 3501-3515.

- Wang, J. B., Ng, C. T., Cheng, T. C. E. ve Liu, L. L., 2008, Single-machine scheduling with a time-dependent learning effect, *International Journal of Production Economics*, 111 (2), 802-811.
- Wang, L., Zhou, G., Xu, Y. ve Liu, M., 2013a, A hybrid artificial bee colony algorithm for the fuzzy flexible job-shop scheduling problem, *International Journal of Production Research*, 51 (12), 3593-3608.
- Wang, X.-Y., Zhou, Z., Zhang, X., Ji, P. ve Wang, J.-B., 2013b, Several flow shop scheduling problems with truncated position-based learning effect, *Computers & Operations Research*, 40 (12), 2906-2929.
- Xu, Y., Wang, L., Wang, S.-y. ve Liu, M., 2015, An effective teaching–learning-based optimization algorithm for the flexible job-shop scheduling problem with fuzzy processing time, *Neurocomputing*, 148, 260-268.
- Yeh, W.-C., Lai, P.-J., Lee, W.-C. ve Chuang, M.-C., 2014, Parallel-machine scheduling to minimize makespan with fuzzy processing times and learning effects, *Information Sciences*, 269, 142-158.
- Yimer, A. D. ve Demirli, K., 2009, Fuzzy scheduling of job orders in a two-stage flowshop with batch-processing machines, *International Journal of Approximate Reasoning*, 50 (1), 117-137.
- Yin, Y., Xu, D., Sun, K. ve Li, H., 2009, Some scheduling problems with general position-dependent and time-dependent learning effects, *Information Sciences*, 179 (14), 2416-2425.
- Zhang, X., Yan, G., Huang, W. ve Tang, G., 2012, A note on machine scheduling with sum-of-logarithm-processing-time-based and position-based learning effects, *Information Sciences*, 187, 298-304.