

Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Probleminin El Bombası Patlatma Metodu ile Çözümü¹

Solution of Permutation Flow Scheduling Problem with Grenade Explosion Method

Celal ÖZKALE¹

Kasım BAYNAL²

Turgay ÖZTÜRK^{3*}

¹ Kocaeli Üniversitesi, cozkale@kocaeli.edu.tr, ORCID: 0000-0003-0115-0505

² Kocaeli Üniversitesi, kbaynal@kocaeli.edu.tr, ORCID: 0000-0003-1448-5937

³ Kocaeli Üniversitesi, turgay.ozturk52@gmail.com, ORCID: 0009-0004-3842-2468

* Yazışılan Yazar/Corresponding author

Makale Geliş/Received: 30.03.2023

Makale Kabul/Accepted: 15.05.2023

Araştırma Makalesi / Research Paper

DOI: 10.47097/piar.1273593

Öz

Üretimde kaynakların verimli kullanımı için işlerin en iyi şekilde çizelgelenmesi gerekmektedir. Gerçek hayatta çok sayıda uygulaması bulunan permütasyon akış tipi çizelgeleme problemi (PATÇP) yarım asırdan uzun süredir araştırmacıların ilgisini çekmektedir. El Bombası Patlatma Metodu (EBPM) Ahrari ve arkadaşları tarafından el bombalarının patlamalarından esinlenerek geliştirilmiş evrimsel bir algoritmadır. Bu çalışmada EBPM, permütasyon akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümü için uyarlanmıştır. Daha sonra metodu diğer metasezgisellerden ayıran özellik olan ajan bölgesi yarıçapının metot performansına etkisi araştırılmış ve metodun maksimum tamamlanma zamanı performans ölçütüne göre Taillard tarafından geliştirilmiş olan test problemleri üzerindeki performansları incelenmiştir. Sonuç olarak EBPM'nin makul sürelerde kabul edilebilir sonuçlara ulaşabildiği ve PATÇP'lerin çözümünde kullanılabileceği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Permütasyon akış tipi çizelgeleme problemi, El Bombası Patlatma Metodu, Metasezgisel Yöntemler.

Jel Kodları: M11, C63, C61.

Abstract

For the efficient use of resources in production, the studies should be scheduled in the best way. The permutation flowshop scheduling problem (PFSP), which has many applications in real life, has been attracting the attention of researchers for more than half a century. Grenade Explosion Method (GEM) is an evolutionary algorithm proposed by Ahrari et al., inspired by the explosions of grenades. In this study, GEM was adapted to solve permutation flowshop scheduling problems. Then, the effect of the radius of the agent region, which distinguishes the method from other metaheuristics, on the method performance was analysed and its performance on the test problems presented by Taillard was examined regards the makespan criterion. Finally, it has been observed that GEM can reach acceptable results in reasonable time and can be used to solve these problems.

Keywords: Permutation flowshop scheduling problem, Grenade Explosion Method, Metaheuristics.

Jel Codes: M11, C63, C61.

¹ Turgay Öztürk'ün "Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Çözümü İçin Bir Metasezgisel Önerisi" isimli doktora çalışmasından üretilmiştir.

1. GİRİŞ

Günümüz rekabet şartlarında müşteri ihtiyaçlarının tam zamanında karşılanması önem kazanmaktadır. Bu da ancak iyi bir üretim planlama ve iş çizelgeleme ile mümkündür. Çizelgeleme hangi işin hangi makinede hangi sıra ile ne zaman yapılacağıının belirlenmesi sürecidir. Bu süreçte belirli birtakım işleri yapmak için hangi kaynakların ne zaman ve nasıl kullanılacakları tespit edilir. Etkin bir çizelgeleme sayesinde faaliyetlerin daha az kaynak kullanımıyla veya daha kısa zamanda yapılabilme olanağı ortaya çıkmaktadır (Cerit vd., 2005: 148).

Çizelgeleme problemleri yerleşim tiplerine göre çeşitli gruplara ayrılmaktadır. Akış tipi çizelgeleme; birbirinden farklı, m makine ve n işin bulunduğu; her bir işin m operasyondan oluştuğu, her bir işin farklı makinelerde yapıldığı ve bütün işlerin operasyonlarının aynı sıra ile yapıldığı problemlere denir. (Engin ve Fıglalı, 2002: 1). Bu problemlerin her iş seri makinelerde tam olarak aynı sırayla işlem gördüğü özel hali ise permütasyon akış tipi çizelgeleme problemi (PATÇP) olarak da adlandırılmaktadır (Kaya vd., 2020: 141). Teknik kısıtlar nedeniyle, elektrik, çimento, kağıt, demir çelik gibi bir çok sektörde karşımıza çıkan PATÇP, yağın ve çok bilenen çizelgeleme problemlerinden biridir.

Akış tipi çizelgeleme problemleri ile ilgili ilk çalışma Johnson (1954) tarafından yapılmıştır. Johnson, n -işli ve 2-makineli akış tipi çizelgeleme problemleri üzerinde maksimum tamamlanma zamanını minimize etmek için kendi adıyla bilinen bir eniyileme algoritmasını tanımlamıştır. Daha sonra kesin çözümler oluşturan algoritmalar (dal-sınır algoritmaları, beam arama gibi) önerilmiştir (Yağmahan ve Yenisey, 2006: 134).

Optimum çözümü veren algoritmalar ve tamsayı programlama küçük çaplı permütasyon akış tipi çizelgeleme problemleri için uygundur. Fakat PATÇP NP (non polinomial) problemler sınıfındadır ve büyük çaplı problemlerde optimum çözümü garantileyen yöntemleri kullanmak çok zaman aldığından pratik değildir. Bu nedenle büyük çaplı problemlerde optimum ya da optimuma yakın çözümleri elde edebilmek için sezgisel algoritmalar kullanılmaktadır (Şevkli ve Yenisey, 2006: 59).

Sezgisel algoritmalar, genellikle doğal hayattan esinlenerek geliştirilmiş kriterler veya bilgisayar metodlarıdır. Bu algoritmalar, çözüm uzayında optimum çözüme yakınsaması ispat edilemeyen algoritmalar olarak da adlandırılır. Bu tür algoritmalar yakınsama özelliğine sahiptir. Ama kesin çözümü garanti etmezler ve sadece kesin çözüme yakın bir çözümü garanti edebilirler. Bu algoritmalar, problemin matematiksel modelinin kurulamaması ya da modelin kurulmasının zor olması, kesin çözüme ulaşmanın uzun zaman alması gibi nedenlerle tercih edilmektedir (Karaboğa, 2002: 11).

Sezgisel ve metasezgisel algoritmalar, çizelgeleme problemlerinin çözümünde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Problemlerin çok boyutlu olması ve hesaplama karmaşıklığı, bu algoritmaların tercih edilmesinde önemli bir etkidir. (Küpeli vd, 2020: 550). Çizelgeleme problemlerinde sık kullanılan metasezgisel yöntemlerden bazıları; Benzetim Tavlaması, Tabu Arama, Genetik Algoritma, Karınca Kolonileri Optimizasyonu, Dağınık Arama, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Yapay Arı Kolonisi Algoritması, Yapay Sinir Ağları ve Diferansiyel Gelişim Algoritmasıdır (Palamutçuoğlu, 2022:3364; Cura, 2006: 14).

PATÇP mühendislik uygulamaları ve literatürdeki önemi ve henüz kesin çözümü veren etkin bir yöntemin geliştirilememiş olması nedeniyle bu algoritmalara her yıl yenileri eklenmektedir. Yapılan literatür çalışması sonucunda, El Bombası Patlatma Metodunun çözüm uzayını yerel optimum noktalara takılmadan homojen bir şekilde hızlıca tarama kabiliyetinin çizelgeleme problemlerinin çözümüne de katkı sağlayabileceği düşünülmektedir. Bu nedenle sürekli optimizasyon problemleri için geliştirilmiş olan EBPM, PATÇP'nin çözümünde kullanılacak şekilde uyarlanmış ve performansı incelenmiştir.

Bu çalışmanın ikinci bölümünde permütasyon akış tipi çizelgeleme problemine, üçüncü bölümde el bombası patlatma metoduna, dördüncü bölümünde deneysel çalışmalara, beşinci bölümünde ise sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

2. PERMÜTASYON AKIŞ TİPİ ÇİZELGELEME PROBLEMİ (PATÇP)

Günümüzde birçok endüstri alanında akış tipi üretim yaygın şekilde kullanılmaktadır. Bu nedenle, akış tipi çizelgeleme problemi, üzerinde dikkatle durulan bir problem olmuştur. Akış tipi çizelgeleme problemi, tüm makinelerde her bir işin işlem sırasının aynı olduğu, m makine ($j=1,2,\dots,m$) üzerinde belli işlem sürelerine sahip n işin ($i=1,2,\dots,n$) çizelgenmesinden oluşur (Yağmahan ve Yenisey, 2006: 134; İşler vd., 2009: 29).

Akış tipi çizelgeleme problemlerinde, iş sıralarının her makinede farklı olduğu çizelgeler ve iş sıralarının her makinede aynı olduğu permütasyon çizelgeler olmak üzere iki farklı çizelgeleme türü bulunmaktadır. Bir iş birinci makineden başlayarak bütün makinelerde tam olarak aynı sıra ile işlem görüyorsa permütasyon akış tipi çizelgeleme problemi olarak adlandırılır (Çiçekli ve Bozkurt, 2016: 33).

PATÇP'de teknik kısıtlar nedeniyle işler ilk makinede işlendiği sıra ile diğer makinelerde de işlenmek zorundadır. Hammaddenin veya ara mamulün bozulması veya soğuması gibi nedenlerle bir işin değer işin önüne geçmesine izin verilmez. Bu kısıtla kablo üretimi kağıt üretimi, çimento üretimi vb. sektörlerde sıklıkla karşılaşılmaktadır.

Akış tipi çizelgeleme problemi, m tane makinede aynı sırayla işlenecek olan n işin en iyi şekilde sıralaması ile ilgilenir. Bu problemler için genel kabuller ve kısıtlar şu şekildedir (Kurnaz ve Kart, 2010: 625; Bacha vd., 2022: 4):

- ✓ Tüm işler bütün makinelerde aynı sıra ile işlenir.
- ✓ Tüm işler birbirinden bağımsız ve başlangıçta işlenmeye müsaittir.
- ✓ Makineler her zaman uygundur.
- ✓ Her bir makine yalnızca bir işi yapabilir ve her bir iş yalnızca bir makinede işlenebilir.
- ✓ Makinede işlenen işin yarıda kesilmesi mümkün değildir.
- ✓ Eğer bir işin gireceği makinede başka bir iş varsa, diğer iş, makinenin boşalmasını kuyrukta beklemek zorundadır.

Akış tipi çizelgeleme problemlerinde performans ölçütü olarak genellikle maksimum tamamlanma zamanı (makespan) veya toplam akış süresi kullanılmaktadır (Pan vd., 2008a: 795-816; Pan vd., 2008b: 2807).

Bekleme süresinin olmadığı ve hazırlık sürelerinin işlem sürelerine dahil olduğu kabul edildiğinde, P_{ij} i. işin j makinesindeki işlem süresi olmak üzere verilen $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n\}$ iş sırasında tamamlanma süreleri şu şekilde hesaplanmaktadır (Tasgetiren vd., 2007: 932):

$$C(\pi_1, 1) = P_{\pi_1, 1}, \quad (1)$$

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

$$C(\pi_1, j) = C(\pi_1, j-1) + P_{\pi_1, j}, \quad j = 2, \dots, m, \quad (3)$$

$$C(\pi_i, j) = \text{Maks}\{C(\pi_{i-1}, j) | C(\pi_i, j-1)\} + P_{\pi_i, j}, \quad (4)$$

$$i = 2, \dots, n; \quad j = 2, \dots, m.$$

Burada n iş sayısı, m makine sayısı ve π iş sırasını göstermekte olup işler bütün makinelerden aynı sıra ile yapılmaktadır. Bu durumda maksimum tamamlanma zamanı aşağıdaki şekilde tanımlanmakta olup son sıradaki iş son makineden çıkıncaya kadar geçen süreyi ifade eder.

$$C_{maks}(\pi) = C(\pi_n, m) \quad (5)$$

Problemlerin büyüklüklerine ve zorluk derecelerine göre geliştirilmiş çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Küçük ve polinomsal sürede çözülebilen problemler için tam sayılı programlama, dal-sınır algoritması, kesme düzlemi algoritmaları ile kesin sonuçlar bulunabilirken, çoğu zaman üstel hesaplama zamanı gerektiren büyük çaplı problemler için optimale yakın sonuçlar veren sezgisel ve metasezgisel yöntemler geliştirilmiştir (Palamutçuoğlu, 2022: 3360). Üretim ortamlarında herhangi mantıklı bir sıralamayı kullanarak sorunu çözenin, problemi mümkün en hızlı bilgisayarda optimal olarak çözmekten daha az zaman aldığı örnekler mevcuttur. Bu nedenle sezgisel yöntemlere güvenmek genellikle pratikte istisnadan daha çok kuraldır (Baker & Trietsch, 2009: 6).

Palmer tarafından geliştirilen Eğim Dizisi Yöntemi (Palmer, 1965), Campbell, Dudek Smith (CDS) Algoritması (Campbell vd., 1970); Gupta tarafından geliştirilen sezgisel algoritma (Gupta, 1971), Dannenbring Yöntemi (Dannenbring, 1977), Nawaz, Ensore ve Ham (NEH) Yöntemi (Nawaz vd., 1983), Widmer ve Hertz Yöntemi (Widmer ve Hertz, 1989); Ho ve Chang (HC) Yöntemi (Ho ve Chang, 1991) akış tipi çizelgeleme problemlerine özel geliştirilmiş sezgisel örnekleridir.

Belirli bir problem türüne özgü olmayan metasezgisel algoritmalarda permütasyon akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılmaktadır. PATÇP'lerin çözümünde kullanımı yaygın olan metasezgiseller Tablo 1'de verilmektedir.

Tablo 1. PATÇP'lerin çözümünde kullanımı yaygın olan metasezgiseller

Metasezgisel	Çalışma	Başlık
Genetik Algoritma	Reevest, 1995	A Genetic Algorithm For Flowshop Sequencing
	Ruiz vd., 2006	Two new robust genetic algorithms for the flowshop scheduling problem
	Tseng ve Lin, 2009	A hybrid genetic local search algorithm for the permutation flowshop scheduling problem
	Li vd., 2021	A green scheduling algorithm for the distributed flowshop problem.
Tabu Arama	Daya ve Al-Fawzan, 1998	A tabu search approach for the flow shop scheduling problem
	Grabowski ve Wodecki, 2004	A very fast tabu search algorithm for the permutation flow shop problem with makespan criterion
	Ali vd., 2021	Distributed permutation flowshop scheduling problem with total completion time objective
Benzetim Tavlama	Ishibuchi vd., 1995	Modified simulated annealing algorithms for the flow shop sequencing problem
	Nearchou, 2004	A novel metaheuristic approach for the flow shop scheduling problem
Karıncalar Kolonileri Optimizasyonu	Rajendran ve Ziegler, 2004	Ant-colony algorithms for permutation flowshop scheduling to minimize makespan/total flowtime of jobs
	Ying ve Liao, 2004	An ant colony system for permutation flow-shop sequencing
	Ahmadizar, 2012	A new ant colony algorithm for makespan minimization in permutation flow shops
	Yağmahan ve Yenisey, 2006	Akış Tipi Çizelgeleme Problemi İçin KKE Parametre Eniyileme
Parçacık Sürü Optimizasyonu	Liu vd., 2007	An effective PSO-based memetic algorithm for flow shop scheduling
	Pan vd., 2008	A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flowshop scheduling problem
	Tasgetiren vd., 2007	A particle swarm optimization algorithm for makespan and total flowtime minimization in the permutation flowshop sequencing problem
Diferansiyel Gelişim Algoritması	Onwubolu ve Davendra, 2006	Scheduling flow shops using differential evolution algorithm
	Pan vd., 2008	A discrete differential evolution algorithm for the permutation flowshop scheduling problem
	Liu vd., 2014	An effective differential evolution algorithm for permutation flow shop scheduling problem
Yapay Arı Koloni Algoritması	Tasgetiren et al., 2011	A discrete artificial bee colony algorithm for the total flowtime minimization in permutation flow shops
	Liu & Liu, 2013	A hybrid discrete artificial bee colony algorithm for permutation flowshop scheduling problem
	Yu ve diğerleri, 2022	A discrete artificial bee colony method based on variable neighborhood structures for the distributed permutation flowshop problem with sequence-dependent setup times
Dağılık Arama	Çiçekli ve Bozkurt, 2016	Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Probleminin Dağılık Arama İle Optimizasyonu

3. EL BOMBASI PATLATMA METODU

El Bombası Patlatma (EBP) metodu Ahrari ve arkadaşları tarafından el bombalarının patlamalarından esinlenerek geliştirilmiş evrimsel bir algoritmadır (Ahrari ve Atai, 2010; Ahrari vd., 2009).

Yayımlanan ilk çalışmada sunulan metodun performansı sürekli ve çok modlu matematiksel fonksiyonlar üzerinde test edilmiş ve literatürde kabul görmüş Genetik Algoritma ve Yapay Arı Koloni gibi metotlarla karşılaştırılmıştır (Ahrari ve Atai, 2010). Ahrari ve arkadaşları tarafından yapılan diğer bir çalışma ile EBPM'nin komşuluk ilişkisi optimal arama yönü özelliği eklenerek geliştirilmiştir (Ahrari vd., 2009). Yine Ahrari ve arkadaşları evrimsel algoritmaların sağlamlığını değerlendirdikleri çalışmalarında EBPM'nin küresel minimumun değerine hızlı yakınsadığı belirtilmiştir (Ahrari vd., 2010).

Pallantla ve Singh EBPM'yi maksimum ağırlık klik probleminin çözümünde kullanmışlardır. NP-Zor bir problem olan maksimum ağırlık klik problemi, ağırlıklı ağda verilen bir noktaya bağlı maksimum ağırlıklı alt ağ araştırır. Bu çalışma öncelikle sürekli problemler için geliştirilen EBPM'nin ayrık problemlerin çözümünde kullanıldığı bilinen ilk çalışmadır (Pallantla ve Singh, 2012).

Rao ve diğerleri; doğrusal olmayan sürekli büyük ölçekli problemlerin optimizasyonu için Öğretme-Öğrenmeye Dayalı Optimizasyon yöntemini sundukları çalışmada metodun performansını diğer metotlarla karşılaştırmıştır. Karşılaştırılan metotlar arasında EBPM de bulunmaktadır. Çalışmada sunulan Öğretme-Öğrenmeye Dayalı Optimizasyon metodunun performansının EBPM'den daha iyi olduğu belirtilmektedir (Rao vd., 2012).

Sürekli optimizasyonda global minimum için özerk olmayan olasılıksal arama isimli çalışmada optimizasyon metotlarının kararlılığı ve yakınsaması konusunda genel bir çerçeve sunulmaktadır. Bu kapsamda EBPM'nin matematiksel yakınsama analizi de sunulmaktadır (Tarłowski, 2014).

Etkili kümelenme için el bombası patlama yaklaşımının genişletilmesi isimli çalışmada, modifiyeli EBPM ve K- Ortalama Kümeleme metodu birleştirilerek etkin karma bir kümeleme algoritması sunulmaktadır (Ghanavati vd., 2016)

Öğretme Öğrenme Temelli Optimizasyon (TLBO) algoritması kullanılarak ısı borusunun optimum tasarımı çalışmasında sunulan TLBO algoritması ile daha önce aynı problemin çözümünde kullanılan EBPM'nin de içinde olduğu bazı metotların performansları karşılaştırılmaktadır. Bu çalışmada TLBO algoritmasının EBPM'den daha iyi sonuçlar ürettiği belirtilmektedir (Rao ve More, 2015).

Mishra ve diğerleri güç kalitesinin iyileştirilmesi için fotovoltaiik beslemeli DSTATCOM optimizasyonu için Öğretme Öğrenme Temelli Optimizasyon (TLBO) algoritmasını önermişlerdir. Çalışmada önerilen yöntem EBPM ile karşılaştırılmış ve TLBO algoritmasının global optimum çözüme EBPM'den daha hızlı yaklaştığı belirtilmiştir (Mishra vd., 2016). Misra ve diğerleri başka bir çalışmalarında aynı optimizasyon problemi için JAYA isimli yeni bir metot önermişlerdir. Çalışmada TLBO algoritması, EBPM ve JAYA metodunun performansı karşılaştırılmış ve EBPM'nin bunlar arasında en yavaşı olduğu belirtilmiştir (Mishra ve Ray, 2016).

Bouchevara ve diğerleri çok amaçlı optimal güç akışı (MOPF) problemini çözmek için bulanık bir EBPM önermişlerdir (Bouchevara vd., 2016).

Mouwafi ve diğerleri akıllı güç sistemlerinde faz ölçüm birimlerinin optimum şekilde yerleştirilmesinde Yapay Arı Koloni algoritması temelli çok aşamalı bir metod önermişler ve önerdikleri metodun performansını daha önce aynı konuda yapılmış olan EBPM çalışmasının sonuçları (Khavari vd., 2011) ile karşılaştırmıştır (Mouwafi vd., 2016).

Rakhade ve diğerleri plaka kanatlı tip eşanjör optimizasyonu için EBPM'yi kullanmıştır (Rakhade vd., 2017).

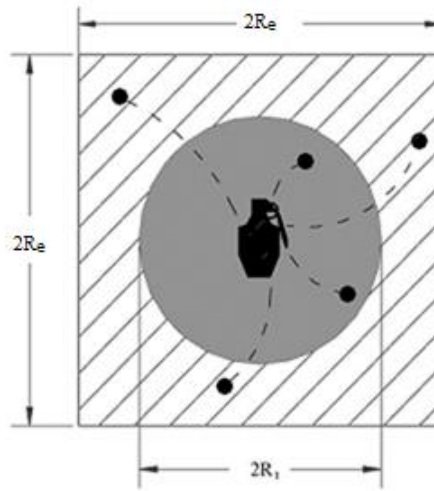
Zhang ve arkadaşları EBPM'nin güvenilirlik ve hızlı yakınsama özelliklerinden faydalanarak Yapay Arı Koloni algoritmasının performansını geliştirmek için 2 farklı melez Yapay Arı Koloni algoritması geliştirmiş ve performanslarını değerlendirmiştir. Melez algoritmanın birinde işçi arı aşamasında diğerinde ise gözcü arı aşamasında EBPM kullanılmıştır. Çalışmada melez kullanımın birçok durumda performansı geliştirdiği fakat karmaşıklığı ve zaman tüketimini arttırdığı rapor edilmiştir (Zhang vd., 2015). Benzer başka bir çalışmada ise EBPM ve Cauchy Operatörü kullanılarak melez bir Yapay Arı Koloni algoritması geliştirilmiştir (Zheng vd., 2015).

Salhi ve diğerleri EBPM kullanılarak geliştirilmiş melez Yapay Arı Koloni algoritmasını optimal güç akışının hesaplanmasında kullanmıştır (Salhi vd., 2016). EBPM kullanılarak geliştirilmiş melez Yapay Arı Koloni algoritması; dinamik ekonomik emisyon dağıtım probleminin çözümünde (Marouani vd., 2018) ve kablosuz sensör ağlarında (Familia vd., 2020) da kullanılmıştır.

EBPM'nin mantığı el bombalarının patlama şekline dayanmaktadır. El bombaları patladıkları bölgedeki nesnelere imha etmek için şarapnel parçaları fırlatır. Her bir şarapnelin neden olduğu kayıp hesaplanır. Şarapnel parçalarının neden olduğu kaybın yüksek olması o alanda değerli nesnelere olduğunu gösterir. Kaybı arttırmak için bir sonraki el bombası en çok kaybın oluştuğu noktaya atılır.

El bombasına yakın olan nesnelere daha çok zarar görecektir. Fakat her bir koordinat için patlama mesafesi, şarapnel parçalarının nesnelere zarar verebileceği uzaklık, olan R_i 'nin büyük seçilmesi ile uzaktaki nesnelere de zarar görmesi mümkündür (Aguiar ve Junior, 2015: 17). Bu süreçte nesnelere tahribi ile oluşan zarar amaç fonksiyonunun uygunluk değeri olarak düşünülür.

EBPM'yi diğer metasezgisellerden ayıran tasarım özelliği ajan (bu algoritmada el bombası) bölgesi yarıçapıdır (R_i). Herhangi bir ajan diğer ajanlara belli bir mesafeden (R_i) daha fazla yaklaşamaz. Bu parametrenin büyük değerleri ile birkaç patlama gerçekleştirildikten sonra olurlu bölgenin düzgün şekilde tarandığından emin olunur. Bu parametrenin küçük değerlerinde ise el bombalarının birbirine yaklaşmasına izin verilerek belli bir bölgenin detaylı şekilde taranması sağlanır (Surender Reddy, 2016, s. 85). Bu nedenle R_i değeri başlangıçta ($R_{i-initial}$) büyük seçilerek kademeli olarak düşürülür. R_{i-end} parametresi, $R_{i-initial}$ değerinin son R_i değerine oranını ifade eder ve araştırmacı tarafından belirlenmelidir. Şekil 1'de patlama alanı ve ajan bölgesi çapı 2 boyutlu uzayda gösterilmiştir (Ahrari ve Atai, 2010: 1132).



Şekil 1. Patlama alanı ve ajan bölgesi çapı (Ahrari ve Atai, 2010: 1132)

EBPM $[-1,1]$ aralığında gerçek sayı kümesi ile çalıştığından metodun kullanılabilmesi için bağımsız değişkenlerin $[-1,1]$ aralığında ölçeklendirmesi gerekmektedir.

3.1 Optimal Arama Yönlü EBPM

Ahrari ve diğerleri kendi geliştirdikleri EBPM'ye olan güveni arttırmak amacıyla EBPM'nin komşuluk ilişkisinde revizyona gitmişler ve yönleme optimal araştırma yönünü (optimal search direction) belirlemeye çalışan bir komşuluk ilişkisi eklemiştir (Ahrari vd., 2009: 378). Optimal arama yönlü EBPM'de temel mantık korunmaktadır. Fakat başlangıçta arama yönünü belirlemek için belirli sayıda şarapnel fırlatılmakta ve diğer şarapnel bu şarapnelardan elde edilen bilgiye dayanarak yanlı şekilde fırlatılmaktadır.

El bombasının bulunduğu yer X ise, üretilen şarapnel parçalarının isabet ettikleri nesnelere konumları X' Eşitlik 6 ile hesaplanır (Ahrari vd., 2009: 377).

$$X' = X + r_1^p R_e \vec{d}_{md} \quad (6)$$

Burada R_e patlama yarı çapı, r_1 $[0,1]$ aralığında rassal sayı, \vec{d}_{md} rassal yön ve P bir sabittir. P araştırmanın yoğunluğunu belirlemektir. P ; ajan bölgesi araştırma ihtimali olan P_{TS} değişkenine bağlı olarak, Eşitlik 7 kullanılarak hesaplanır. P_{TS} ilk iterasyonda 0.2 alınır daha sonra en büyük tahribatın meydana geldiği nokta baz alınarak yükseltilir veya azaltılır (Ahrari vd., 2009: 377).

$$P = \max\left(\frac{1}{n}, \frac{\log(R_t/R_e)}{\log(P_{TS})}\right) \quad (7)$$

Burada n problemin boyutunu, yani problemdeki bağımsız değişken sayısını ifade eder.

Patlama yönünü (\vec{d}_{md}) seçmek için standart normal dağılıma uygun rassal sayılar üretilir, sonra bu sayılar mutlak değerine bölünür. Olurlu bölgenin dışında kalan noktalar ise uygun bir yöntem (Ahrari ve Atai, 2010) kullanılarak olurlu bölgeye taşınır.

Optimal arama yönünü belirlemek için öncelikle her iterasyonda $2n$ şarapnel, her boyutta ve her yöne birer tane olmak üzere fırlatılır. Bu şarapnelin meydana getirdiği tahribat analiz edilerek değişkenlerin uygunluk değeri üzerindeki etkisi tahmin edilir ve optimal arama yönü

belirlenir. Daha iyi bir performans elde etmek için diğer şarapneller, optimal arama yönüne yanlı olan rassal işlemlerle belirlenen yönlere fırlatılır. Şarapnellerin fırlatılacakları yönler Eşitlik 8 ile belirlenir (Ahrari vd., 2009: 378).

$$\vec{d} = m_{OSD}(r_1)\vec{d}_{OSD} + (1 - m_{OSD}(r_2))\vec{d}_{md}, \quad 0 \leq m_{OSD} \leq 1 \quad (8)$$

$$\vec{d}_{GRS} = \frac{\vec{d}}{\|\vec{d}\|}$$

Burada; \vec{d}_{GRS} şarapnellerin fırlatılacağı yön, \vec{d}_{OSD} analiz sonucunda belirlenen optimal arama yönü, \vec{d}_{md} rassal olarak belirlen yön ve r_1 ve r_2 $0 \leq r_1, r_2 \leq 1$ olmak üzere rassal sayılardır. M_{OSD} ise optimal arama yönünün ağırlığıdır. Sonuçta \vec{d}_{GRS} yönündeki yeni noktalar Eşitlik 9 ile hesaplanır (Ahrari vd., 2009: 378).

$$X' = X + r_1^p R_e \vec{d}_{GRS} \quad (9)$$

Bu eşitlik, Eşitlik 3'ün \vec{d}_{md} yerine \vec{d}_{GRS} konulmuş halidir. Böylelikle optimal arama yönü, yeni noktaların belirlenmesinde hesaba katılmış olur fakat diğer yönlerde de arama ihtimali devam etmektedir. Optimal arama yönünün ağırlığı olan M_{OSD} , ilk iterasyonlarda küçük seçilir ve sürekli olarak yükseltilir (Ahrari vd., 2009: 379).

Bütün el bombalarının optimal yönü araştırma amacıyla ekstra $2n$ şarapnel fırlatmaması işlem yükünü arttırmakta ve algoritmayı yavaşlatmaktadır. Bu nedenle bütün el bombaları için bu işlem yapılmaz; fonksiyonda kaç tane optimal nokta olduğu düşünülüyorsa, o kadar el bombası ek olarak $2n$ şarapnel fırlatılır. Yukarıdaki açıklamalar doğrultusunda EBPM algoritmasının adımları şu şekilde sıralanmaktadır (Ahrari vd., 2009: 378-379):

1. Bağımsız değişkenleri $[-1,1]$ aralığında ölçeklendirir.
2. Başlangıç parametrelerini seç ($N_g, N_q, R_{t-initial}, R_{rd}, P_{sin}, m_{min}$ ve maksimum iterasyon sayısı.)
3. $R_e = 2\sqrt{n}$, $R_t = R_{t-initial}$, $M_{OSD} = 0$, iterasyon no=1 ve $P_{TS} = 0.2$ ($i=1,2,\dots,n$) atamalarını yap,
4. N_g adet el bombası üret. (Bu bombalar n boyutlu uzayda rasgele üretilir. Fakat bombaların birbirine R_t mesafesinden daha yakın olmamasına dikkat edilir.)
5. İterasyon sayısı < maksimum iterasyon sayısı olduğu sürece,
6. El bombalarını uygunluk değerlerine göre iyiden kötüye doğru sırala,
7. $i=1$ şeklinde ayarla,
8. Eğer, iterasyon no ≤ 0.1 maksimum iterasyon ve i beklenen optimum nokta sayısından küçükse,
 - a. $2n$ şarapnel fırlat (her boyutta ikişer ve her yönde birer tane),
 - b. Bunlardan bu iterasyonda daha önce patlatılan bombalardan birinin ajan bölgesine girmeyen en iyi şarapneli " x'_{OSD} " şeklinde etiketle,
 - c. Eğer bu bombanın konumu bu iterasyonda daha önce patlatılan bombalardan birinin ajan bölgesinde değilse, bu bombanın konumunu " x'_{cur} " şeklinde etiketle. Aksi takdirde $x'_{cur} = []$ olarak ata,

9. Bu bomba için, eğer hesaplanmış ise \vec{d}_{OSD} 'yi kullanarak, \vec{d}_{OSD} hesaplanmamış ise \vec{d}_{md} 'yi kullanarak Nq adet şarapnel üret ve bunlardan en iyisini " x'_{md} " olarak etiketle,
10. Bombayı x'_{OSD} , x'_{cur} ve x'_{md} konumlarından en iyisine taşı;
 - a. Eğer x'_{md} en iyisi ise P_{TS} değerini bombanın şimdiki konumu ile eski konumu arasındaki farka göre güncelle
 - b. Eğer uygunluk değerindeki iyileşme z iterasyon boyunca $10^{-6}/z$ seviyesinin altında kalmış ise şarapnel sayısını yarıya düşür.
11. $i=i+1$, eğer $i \leq N_g$ ise 8. Adıma git,
12. R_t ve m değerlerini düşür. Sonra R_e değerini, $R_e = (2\sqrt{n})^m (R_t)^{1-m}$ eşitliği ile güncelle,
13. m_{OSD} değerini; $M_{OSD} = \sin\left(\frac{\pi}{2} \left(\frac{\text{iterasyon no} - 0.1 \text{Maks iterasyon}}{0.9 \text{Maks iterasyon}}\right)^{p_{sin}}\right)$ ile güncelle,
14. İterasyonu bitir. (adım 5)

3.2 Gerçek Sayılardan Sıralama Vektörüne Dönüşüm

EBPM'nin iş çizelgeleme problemlerinde kullanılabilmesi için gerçek sayılardan oluşan EBPM vektörlerinin sıralama değişkenlerine dönüştürülmesi gerekmektedir. PATÇP'deki iş sıraları ile şarapnel parçaları arasında ilişki, n sayıda iş için n boyutlu konumlar kullanılarak sağlanır.

Konumların iş sıralarına dönüşümünde kullanılacak kodlama yönetiminin metodun başarısını etkilediği bilinmektedir. Daha kolay olması ve çizelgeleme problemleri ile daha iyi performans vermesi nedeniyle bu çalışmada En Küçük Pozisyon Değeri (EKPD) yöntemi kullanılmıştır.

Bu yöntemde elde edilen gerçek çözüm vektörü küçükten büyüğe doğru sıralanır. En küçük değere sahip olan iş birinci sıraya atanır ve bütün işlerin sırası belirlenene kadar atama işlemine devam edilir. Örnek olarak Tablo 2'de $X' = (-0.90, 0.50, -0.20, 0.80, 0.15, -0.75)$ konumunun $\Pi = (1, 5, 3, 6, 4, 2)$ permütasyonuna nasıl dönüştürüldüğü gösterilmektedir. Uygulanan bu işlem (Bean, 1994) tarafından önerilen rasgele gösterim metodunun permütasyon akış tipi çizelgeleme problemindeki uyarlamasıdır (Şevkli ve Yenisey, 2006). Bu yöntem Tasgetiren vd.(2007), Liu vd. (2007) ve Dasgupta ve Das, (2015) tarafından örnekleri ile açıklanmıştır.

Tablo 2. Konum bilgileri ve EKPD yöntemi ile hesaplanan iş sıraları

Boyut	1	2	3	4	5	6
Konum Değeri (X')	-0.90	0.50	-0.20	0.80	0.15	-0.75
İş sırası	1	5	3	6	4	2

4. DENEYSEL ÇALIŞMA VE SONUÇLARI

Yukarıda açıklanan optimal arama yönlü EBPM Matlab kullanılarak kodlanmış ve seçilen iş çizelgeleme problemleri için olurlu çözümler üretilmeye çalışılmıştır. Olurlu çözümler elde edildikten sonra bu metoda özgü olan ajan bölgesi yarı çapı (R_t) nın ve optimal arama

yönünün etkisini araştırmak üzere deneyler gerçekleştirilmiştir. Daha sonra EBPM'nin performansı literatürde yer alan bazı metotlarla karşılaştırılmıştır.

Deneyler Intel (R) Core i7-8550 U@1.8 Ghz işlemci, 8 GB RAM ve Windows 8.1 Pro işletim sistemine sahip bilgisayarda Matlab 7.8.0 (2009a) yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Deneyler Taillard (Taillard, 2023) tarafından sunulan problemlerle gerçekleştirilmiş ve Δ_{ort} Eşitlik 7 ile hesaplanan en iyi maksimum tamamlanma zamanının, üst sınır değerlerinden ortalama bağıl sapma yüzdesi (relative percentage deviation), Δ_{ort} , yanıt değişkeni olarak kullanılmıştır.

$$\Delta_{ort} = \sum_{i=1}^R \left(\frac{(H_i - U_i) * 100}{U_i} \right) / R \quad (7)$$

Burada H_i verilen bir örnek için test edilmiş herhangi bir sezgisel metot tarafından üretilen çözüm, U_i ise Taillard'ın örnekleri için üst sınır değerleridir. R ise birbirinden bağımsız olarak yapılan tekrar sayısıdır. Bu çalışmada yapılan deneylerin hepsi 20 tekrar ile gerçekleştirilmiştir.

Başlangıç parametrelerinin metasezgisel algoritmaların performansı üzerinde önemli etkisi bulunmaktadır. Bu çalışmada başlangıç parametreleri Ahrari vd. (2009) tarafından verilen tavsiyelere göre gerçekleştirilen basit ön testlerin sonucunda belirlenmiştir. $N_q=40$, $N_g=(n*m/20)$, $R_e=2\sqrt{n}$, $R_{t-initial}=\sqrt{n}$, $R_{rd}=100$, $P_{sin}=0.1$, $m_{min}=0,2$, $N_q-oay=2$ ve maksimum iterasyon sayısı=300, olarak belirlenmiş olup aksi belirtilmediği sürece bu parametreler kullanılmıştır.

4.1 Ajan Bölgesinin ve Optimal Arama Yönünün Etkisinin Değerlendirilmesi

EBPM'yi diğer metasezgisellerden ayıran özellik, el bombalarının ve ürettikleri şarapnellerin diğer bombalara ajan bölgesi yarıçapından daha fazla yaklaşmasına izin verilmemesidir.

Ajan bölgesi sayesinde arama uzayı homojen olarak taranmakta ve algoritmanın yerel optimum noktalarına takılması önlenmektedir. Fakat noktalar arasındaki mesafelerin hesaplanması her bir iterasyondaki işlem süresini uzatmaktadır. Bu nedenle ajan bölgesinin katkısının araştırılmasına ihtiyaç duyulmaktadır.

Ahrari ve diğerleri tarafından sunulan iki EBPM arasındaki temel fark optimal arama yönüdür. Bu özelliğin amaç fonksiyonun düzgün şekilde arttığı veya azaldığı durumlarda metodun performansını arttırdığı kabul edilmektedir. Fakat PATÇP'lerinde katkısı bilinmemektedir.

Ajan bölgesi yarıçapı (R_t) ve optimal arama yönünü belirlemek için kullanılacak el bombası sayısı (N_q-oay) için Tablo 3'te verilen ikişer farklı seviye seçilerek metodun performansı üzerine etkileri tespit edilmeye çalışılmıştır. Ajan bölgesi yarıçapı için yüksek seviye \sqrt{n} seçilirken; $R_t = 0$ değeri ile algoritma çalışmadığı için düşük seviye olarak 10^{-10} gibi çok küçük bir değer seçilmiştir.

Tablo 3. Kullanılan parametre seviyeleri ve metot isimleri

Parametre	Metot/Seviye			
	EBPM1	EBPM2	EBPM3	EBPM4
Nq-oay	5	0	0	5
Rt	\sqrt{n}	\sqrt{n}	10^{-10}	10^{-10}

Durdurma kriteri olarak maksimum çalışma süresi = $(n*m*0.1)$ CPU zamanı ve maksimum iterasyon sayısı=300 birlikte kullanılarak Tailard'ın ilk 6 problem grubu üzerinde (toplam 60 problem) 4 farklı deney yapılmış olup her bir problem grubu için elde edilen ortalama bağlı sapma yüzdeleri (Δ_{ort}) Tablo 4'te özetlenmiştir.

Tablo 4. Farklı R_t ve Nq-ory seviyeleri ile elde edilen ortalama bağlı sapma yüzdeleri (Δ_{ort})

Problem Grubu	EBPM1	EBPM2	EBPM3	EBPM4
20x5	1,1995	1,5110	3,8212	3,4076
20x10	2,4414	3,3961	6,8882	6,7772
20x20	2,0248	3,0460	6,1134	5,8891
50x5	0,6648	1,2657	3,0004	2,7774
50x10	4,4445	7,9294	11,4259	10,8618
50x20	5,5707	10,5638	14,2459	13,8382
Ortalama	2,7243	4,6187	7,5825	7,2585

Sonuçlar üzerinde öncelikle SPSS yazılımı kullanılarak Kolmogorov-Smirnov ve Shapiro-Wilk normallik testleri uygulanmış ve sonuçların normal dağıma uymadığı görülmüştür. Bu nedenle metotlar arasında %5 anlamlılık seviyesinde istatistiksel olarak anlamlı bir fark olup olmadığı öncelikle parametrik olmayan bir yöntem olan Kruskal-Wallis Test ile incelemiştir. Daha sonra hangi gruplar arasında anlamlı fark olduğu ikili karşılaştırmalar ile Mann-Whitney U testi uygulanarak incelenmiştir. Bu amaçla yapılan 6 adet ikili karşılaştırmaya ait Mann-Whitney U test sonuçları Tablo 5'te özetlenmiştir.

Tablo 5. Mann-Whitney U test istatistikleri

	EBPM1- EBPM2	EBPM1- EBPM3	EBPM1- EBPM4	EBPM2- EBPM3	EBPM2- EBPM4	EBPM3- EBPM4
Mann-Whitney U	513273,000	214778,000	240215,500	415191,000	439306,500	687692,000
Wilcoxon W	1233873,000	935378,000	960815,500	1135791,000	1159906,500	1408292,000
Z	-12,179	-29,764	-28,266	-17,957	-16,537	-1,903
Asymp. Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,057

Tablo 5 incelendiğinde sadece EBPM3 ile EBPM4 arasında %5 önem düzeyinde anlamlı bir fark olmadığı görülmektedir. %10 önem düzeyinde EBPM3 ile EBPM4 arasında dahil tüm ikili karşılaştırmalarda anlamlı fark olduğu açıktır. Ajan bölgesi yarıçapı seviyesinin değiştiği tüm karşılaştırmalarda (EBPM1- EBPM3, EBPM1- EBPM4, EBPM2- EBPM3 ve EBPM2- EBPM4) istatistiksel olarak anlamlı fark bulunmaktadır ve R_t 'nin yüksek seviyedeki değerlerinde ($R_t = \sqrt{n}$) elde edilen ortalama bağıl sapma yüzdeleri daha küçüktür. Bu nedenle ajan bölgesi yarıçapının (R_t) EBPM'nin performansı üzerinde anlamlı bir etkisinin olduğu anlaşılmaktadır.

Elde edilen optimal arama yönünün etkisi için ise kesin bir sonuca varılmamaktadır. R_t sabit tutulurken N_q -oay seviyesinin değiştirildiği EBPM1- EBPM2 karşılaştırmasında anlamlı fark varken EBPM3- EBPM4 karşılaştırmasında anlamlı fark görülmemiştir.

4.2 EBPM'nin Doğrulanması

EBPM'nin makul sürede kabul edilebilir sonuçlar üretebildiğini doğrulamak için Taillard'ın kıyaslama problemleri maksimum tamamlanma zamanı ölçütü kullanılarak çözülmüş ve sonuçlar literatürdeki çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Bu kapsamda 11 problem grubundaki 110 problemin tamamı çözülmüştür. Bu yolla EBPM'nin PATÇP'lerinde kullanılabilirliği değerlendirilmiştir.

EBPM'de kullanılan başlangıç parametreleri yukarıda belirtilmiş olup durdurma kriteri olarak maksimum çalışma süresi = $(n * m * 0.1)$ CPU zamanı ve maksimum iterasyon sayısı=300 birlikte kullanılmıştır. Durdurma kriteri literatürdeki birçok çalışmaya (Tasgetiren vd., 2007; Dasgupta ve Das, 2015; Li ve Yin, 2012; Liu ve Liu, 2013) benzer veya daha kısa belirlenmiştir. Böylelikle çözüm için harcanan sürenin literatürde kabul görmüş süreleri aşmaması sağlanmıştır.

Literatürde PATÇP için önerilmiş hızlı ve başarı sonuç veren birçok yöntemin olduğu bilinmektedir. Fakat bunların birçoğu özellikle güncel olanları melez algoritmalar veya NEH vb. yöntemlerle elde edilmiş başlangıç çözümleri kullanan yöntemlerdir. Bu çalışmada önerilen EBPM, rassal olarak üretilen başlangıç çözümleri kullandığından adil bir karşılaştırma için benzer çalışmalar araştırılmıştır. Karşılaştırma amacıyla bu kritere uyan şu metasezgiseller seçilmiştir:

- GA: Genetik Algoritma (Tasgetiren vd., 2007)
- PSO: Tasgetiren vd. (2007) tarafından önerilen Parçacık Sürü Optimizasyonu,
- KKE: Yağmahan ve Yenisey (2006) tarafından önerilen Karınca Kolonileri Eniyileme,

Karşılaştırma için seçilen yöntemler tekrar kodlanmamış; yukarıda belirtilen kaynaklardan alınmıştır. Önerilen EBPM ve seçilen yöntemlere ait ortalama bağıl sapma yüzdeleri (Δ_{ort}) (Eşitlik 7), minimum bağıl sapma yüzdeleri (Δ_{min}), maksimum bağıl sapma yüzdeleri (Δ_{max}) ve standart sapmaları (Δ_{std}) Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6'da yer alan 11 problem grubunun ilk 8'inde EBPM diğer yöntemlerden daha iyi Δ_{ort} değerine ulaşmıştır. Büyük problem grupları olan son 3 problem grubunda ise GA daha iyi Δ_{ort} değerlerine sahiptir. EBPM son iki problem grubunda GA ve PSO yöntemlerinin gerisinde 9. Problem grubunda ise GA ile PSO arasında bir değere sahiptir. KKE için sadece ilk 3 problem grubuna ait değerler bulunmakta olup bu problem gruplarında EBPM, KKE'ye göre daha iyi Δ_{ort} değerlerine sahiptir.

Tablo 6. Problem gruplarına ve yöntemlere göre Δ_{ort} , Δ_{std} , Δ_{min} ve Δ_{max} değerleri

Problem Grubu	GA				PSO				EBPM				KKE			
	Δ_{ort}	Δ_{std}	Δ_{min}	Δ_{max}	Δ_{ort}	Δ_{std}	Δ_{min}	Δ_{max}	Δ_{ort}	Δ_{std}	Δ_{min}	Δ_{max}	Δ_{ort}	Δ_{std}	Δ_{min}	Δ_{max}
20 x 5	3,14	1,81	0,52	7,49	1,75	1,23	0,00	6,44	1,34	0,58	0,00	3,52	2,63	5,91	1,81	3,33
20 x 10	5,38	1,71	1,93	10,02	3,25	1,18	0,61	7,05	2,72	0,89	0,87	5,64	4,74	7,92	3,88	5,47
20 x 20	4,18	1,3	1,07	8,05	2,82	1,15	0,44	5,46	2,19	0,74	0,41	4,34	4,46	11,07	3,58	5,23
50 x 5	1,67	0,79	0,25	3,36	1,14	0,7	0,03	3,53	0,68	0,49	0,00	1,94				
50 x 10	6,06	1,52	3,3	10,25	5,29	1,28	2,3	8,49	4,73	1,23	1,58	7,64				
50 x 20	7,47	1,09	4,75	10,08	7,21	1,31	4,55	10,19	5,98	1,17	3,70	9,72				
100 x 5	0,85	0,4	0,04	2,12	0,63	0,35	0,04	1,49	0,52	0,33	0,00	1,78				
100 x 10	3,13	0,94	1,43	6,11	3,27	1,04	0,74	5,98	2,80	0,94	0,62	5,45				
100 x 20	7,38	0,97	4,98	11,06	8,25	1,07	5,15	11,45	8,16	0,94	5,94	11,68				
200 x 10	2,05	0,45	1,11	3,03	2,47	0,71	0,71	4,73	5,51	1,26	2,09	8,28				
200 x 20	6,08	0,8	4,48	8,28	8,05	0,85	6,02	10,01	14,20	0,68	12,46	15,63				

Tablo 6'daki veriler incelendiğinde EBPM'nin performansının küçük ve orta büyüklükteki problem gruplarında, büyük problem gruplardan göreceli olarak daha iyi olduğu anlaşılmaktadır. Bu durum başlangıç parametrelerinin büyük problem gruplarına uyumlu belirlenmemesinden veya problem büyüklüğü arttıkça ajan bölgelerine olan uzaklıkların hesaplanması için ihtiyaç duyulan zamanın daha fazla artmasından kaynaklanabilir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada öncelikle EBPM permütasyon akış tipi sıralama problemlerinde kullanılabilirliği araştırılmış, önerilen metodun performansı E. Taillard tarafından üretilen örnek problemler kullanılarak test edilmiş ve seçilen yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Ayrıca ajan bölgesi yarıçapı (R_c) ve optimal arama yönü özelliklerinin EBPM'nin performansına olan katkısını araştırmak üzere testler gerçekleştirilmiştir.

EBPM'nin makul sürede kabul edilebilir sonuçlar üretebildiğini doğrulamak için Taillard'ın kıyaslama probleminden 110 tanesi maksimum tamamlanma zamanı ölçütüne göre EBPM ile çözülmüştür. Problemler çözüldükçe durdurma kriteri, literatürdeki birçok çalışmaya benzer veya daha kısa seçilerek çözüm için harcanan sürenin literatürde kabul görmüş süreleri aşmaması sağlanmıştır. Elde edilen sonuçlar literatürde kabul görmüş metodların sonuçları ile karşılaştırılmıştır. 11 problem grubunun ilk 8'inde EBPM diğer yöntemlerden daha iyi ortalama bağıl sapma yüzdelere (Δ_{ort}) ulaştığı görülmüştür.

EBPM'nin de dahil olduğu metasezgisel yöntemlerin optimum çözüme yakınsaması ispat edilemez, sonuçları az veya çok rassallık içermektedir ve performansları başlangıç parametrelerinin seçimi gibi bir çok etkene bağlıdır. Sürekli sayılardan oluşan konumların iş sıralarına dönüşümünde kullanılacak kodlama yönetimi de EBPM'nin çizelgeleme problemleri üzerindeki performansında etkilidir. EBPM [-1,1] aralığında ölçeklendirmiş çözüm uzayını yönteme özgü olan ajan bölgesi yarıçapı özelliği sayesinde homojen olarak taramaktadır. Fakat en iyi iş sırasının bulunmasının hedeflendiği kesikli çizelgeleme problemlerinde sürekli konum bilgileri doğrudan kullanılamamakta dönüşüm için farklı kodlama yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Uygulanan dönüşüm sonrasında çözüm

uzayının yapısı büyük oranda değiştiğinden ajan bölgesi yarıçapının etkisi hakkında soru işareti oluşmaktadır.

Bu çalışmada konumların iş sıralarına dönüşümünde En Küçük Pozisyon Değeri (EKPD) yöntemi kullanılmış ve ajan bölgesinin katkısının araştırılmasına yönelik testler gerçekleştirilmiştir. Test sonuçları Kruskal-Wallis Testi ve Whitney U testi uygulanarak incelenmiş ve ajan bölgesinin EBPM'nin performansına %5 anlamlılık seviyesinde istatistiksel olarak anlamlı bir katkısının olduğu görülmüştür. Fakat bu sonucun durdurma kriteri, başlangıç parametrelerinin seçimi vb. test şartlarına bağlı olarak değişebileceği unutulmamalıdır.

Optimal arama yönünün, düzgün şekilde arttan veya azalan sürekli fonksiyonların optimizasyonunda metodun performansını arttırdığı önceki çalışmalardan bilinmektedir. PATÇP kesikli yapıya sahip (kombinatorial) olduğundan bu özelliğin PATÇP'de çözüme katkısının araştırılmasına ihtiyaç duyulmuştur. Bu amaçla optimal arama yönü bulunan (Nq-oay=5) ve bulunmayan (Nq-oay=0) EBPM'ler ile elde edilen sonuçlar Whitney U testi uygulanarak diğer değişkenlerin sabit olduğu ikişerli gruplar (EBPM1- EBPM2 ve EBPM3-EBPM4) halinde karşılaştırılmıştır. Whitney U testleri sonucunda %5 önem düzeyinde EBPM1-EBPM2 karşılaştırmasında anlamlı fark varken EBPM3-EBPM4 karşılaştırmasında anlamlı fark görülmemiştir. Bu durum değişik nedenlerden kaynaklanmış olabilir. Bunlardan ilki, iki özelliğin etkileşiminin anlamlı etkiye sahip olmasıdır. EBPM1 ve EBPM2'de ajan bölgesi yarıçapı ($R_t = \sqrt{n}$) olarak, EBPM3 ve EBPM4'de $R_t = 10^{-10}$ olarak seçilmiştir. Bu nedenle optimal arama yönünün tek başına anlamlı bir katkısının olmadığı fakat ajan bölgesi yarıçapı ile etkileşiminin anlamlı bir katkısının olduğu düşünülebilir. Bu çalışmada elde edilen verilerle bu konuda kesin bir sonuca varılamamıştır. İlerleyen çalışmalarda deney tasarımı teknikleri ile daha kesin sonuçlara ulaşabileceği düşünülmektedir.

Metasezgisel yöntemlerin hızı dolayısıyla performansı, kullanılan bilgisayar, yazılım dili ve kodların yapısı yöntemin kendi yapısı dışındaki etkenlere de bağlıdır. Aynı bilgisayar ve programlama dili kullanılsa dahi kodların yapısı algoritmaların hızını etkilemektedir. Bu çalışmada geliştirilen EBPM' kodları profesyonel destek alınmadan araştırmacılar tarafından geliştirilmiştir. Karşılaştırma için seçilen yöntemler ise yeniden kodlanmadan sonuçları ilgili çalışmalardan alınarak doğrudan kullanılmıştır. Bu nedenlerle tek bir çalışmanın sonucuna bakarak EBPM'nin diğer metasezgisellerden daha iyi veya kötü olduğunu söylemek doğru bir yaklaşım olmayacaktır.

Çalışma sonucunda; EBPM'nin küçük ve orta büyüklükteki permütasyon akış tipi sıralama problemlerinde makul bir sürede kabul edilebilir maksimum tamamlanma zamanlarına sahip sonuçlara ulaşabildiği, bu problemlerin çözümünde kullanılabileceği görülmüştür.

İzleyen çalışmalarda metodun performansının artırılması için başlangıç parametrelerinin deney tasarımı ile belirlenmesi düşünülmektedir. Ayrıca farklı problem türleri ve performans ölçütleri üzerinde çalışılması, farklı yöntemlerle oluşturulmuş başlangıç çözümlerin kullanılması veya diğer yöntemlerle birlikte melez algoritmalar geliştirilmesi alternatif çalışma konuları olabilir. Diğer metasezgisel yöntemlere ajan bölgesi vb. bir özelliğinin eklenerek etkisinin araştırılması da ileri bir çalışma konusu olarak düşünülebilir.

KAYNAKÇA

- Aguiar, H., & Junior, O. (2015). Evolutionary Global Optimization, Manifolds and Applications. *Studies in Systems, Decision and Control*, 43, 17-18.
- Ahmadizar, F. (2012). A new ant colony algorithm for makespan minimization in permutation flow shops. *Computers and Industrial Engineering*, 63(2), 355-361.
- Ahrari, , Panahi, M. S., & Atai, A. (2009). GEM : A novel evolutionary optimization method with improved neighborhood search. *Applied Mathematics and Computation*, 210(2), 376-386.
- Ahrari, A., & Atai, A. (2010). Grenade Explosion Method - A novel tool for optimization of multimodal functions. *Applied Soft Computing Journal*, 10(4), 1132-1140.
- Ahrari, A., Saadatmand, M., Shariat-Panahi, M., & Atai, A. (2010). On the limitations of classical benchmark functions for evaluating robustness of evolutionary algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, 215(9), 3222-3229.
- Ali, A., Gajpal, Y., & Elmekawy, T. (2021). Distributed permutation flowshop scheduling problem with total completion time objective. *OPSEARCH*, 58(2), 425-447.
- Bacha, S. Z., Benatchba, K., & Tayeb, F. B.-S. (2022). Adaptive search space to generate a per-instance genetical gorithm for the permutation flow shop problem. *Applied Soft Computing*(124), 1-13.
- Baker, K., & Trietsch, D. (2009). *Principles of Sequencing and Scheduling*. John Wiley & Sons Inc.
- Bean, J. (1994). Genetic Algorithms and Random Keys for Sequencing and Optimization. *HomeORSA Journal on Computing*, 6(2), 154-160.
- Boucekara, H., Chaib, ., & Abido, . (2016). Multiobjective optimal power flow using a fuzzy based grenade explosion method. *Energy Systems*, 7, 699-721.
- Campbell, H., Dudek, R., & Smith, M. (1970, 6). A Heuristic Algorithm for the n Job, m Machine Sequencing Problem. *Management Science*, 16(10), 630-637.
- Cerit, B., Onural, A. Ş., ve Yilmaz, B. (2005). Montaj ve işleme alt sistemlerini içeren bir esnek üretim sisteminin iki aşamalı çizelgenmesi. *Teknoloji*, 8, 147-155.
- Cura, T. (2006). *Modern Meta Sezgisel Teknikler ve Uygulamaları*. İstanbul: Papatya Yayınları.
- Çiçekli, U. G., ve Bozkurt, s. (2016). Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Probleminin Dağılık Arama İle Optimizasyonu. *Ege Akademik Bakış*, 16(Özel Sayı), 31-40.
- Dannenbring, D. (1977). An Evaluation of Flow Shop Sequencing Heuristics. *Management Science*, 23(11), 1149-1259.
- Dasgupta, P., & Das, S. (2015). A discrete inter-species cuckoo search for flowshop scheduling problems. *Computers and Operations Research*, 60, 111-120.

- Daya, M., & Al-Fawzan, M. (1998). A tabu search approach for the flow shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 109(1), 88-95.
- Engin, O., ve Fıglalı, A. (2002). Genetik Algoritmalarla akış tipi çizelgelemede üreme yöntemi optimizasyonu. *İtü dergisi*, 1(1), 1-7.
- Famila, S., Jawahar, A., Sariga, A., & Shankar, K. (2020). Improved artificial bee colony optimization based clustering algorithm for SMART sensor environments. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 13(4), 1071-1079.
- Ghanavati, M., Wong, R., Fong, S., & Gholamian, M. (2016). Extending the grenade explosion approach for effective clustering. *The 10th International Conference on Digital Information Management, ICDIM 2015*, 28-35
- Grabowski, J., & Wodecki, M. (2004). A very fast tabu search algorithm for the permutation flow shop problem with makespan criterion. *Computers and Operations Research*, 31(11), 1891-1909.
- Gupta, J. (1971). A Functional Heuristic Algorithm for the Flowshop Scheduling Problem. *Journal of the Operational Research Society*, 22, 39-47.
- Ho, J., & Chang, Y. (1991). A new heuristic for the n-job, M-machine flow-shop problem. *European Journal of Operational Research*, 52(2), 194-202.
- Ishibuchi, H., Misaki, S., & Tanaka, H. (1995). Modified simulated annealing algorithms for the flow shop sequencing problem. *European Journal of Operational Research*, 81(2), 388-398.
- İşler, M. C., Toklu, B., Çelik, V., ve Ersöz, S. (2009). Öğrenme Etkili Tam Zamanında Çizelgeleme Problemi ve KOBİ'de Uygulama. *International Journal of Engineering Research and Development*, 1(2), 29-33.
- Karaboğa, D. (2002). *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*. Ankara: Atlas Yayın Dağıtım.
- Kaya, S., Karaçizmeli, İ. H., Aydılek, İ. B., Tenekeci, M. E., ve Gümüşçü, A. (2020). Akış tipi çizelgeleme problemlerinin hibrit ateşböceği ve parçacık sürü optimizasyonu algoritmasıyla çözümünde başlangıç popülasyonlarının etkileri. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 26(1), 140-149.
- Khavari, F., Naseri, V., & Naghshbandy, A. (2011). Optimal PMUs placement for power system observability using grenade explosion algorithm. *International Review of Electrical Engineering*, 6(3), 1332-1338.
- Kurnaz, M. S., ve Kart, Ö. (2010). İş Akış Çizelgeleme Problemi Üzerinde NEH, FRB3 veFRB4 Sezgisellerinin Karşılaştırılması. *Akademik Bilişim'10 - XII. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri* (s. 625-630). Muğla: Muğla Üniversitesi.
- Küpeli, İ., Sarucan, A., ve Küpeli, A. (2020). Dağıtık Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Yapay Arı Koloni Algoritması İle Çözümü (Cilt 7). TUBITAK.

- Li, X., & Yin, M. (2012). A discrete artificial bee colony algorithm with composite mutation strategies for permutation flow shop scheduling problem. *Scientia Iranica*, 19(6), 1921-1935.
- Li, Y., Pan, Q., Gao, K., Tasgetiren, M., Zhang, B., & Li, J. (2021). A green scheduling algorithm for the distributed flowshop problem. *Applied Soft Computing*, 109;1-17.
- Liu, B., Wang, L., & Jin, Y.-H. (2007). An effective PSO-based memetic algorithm for flow shop scheduling. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society*, 37(1), 18-27.
- Liu, Y., & Liu, S. (2013). A hybrid discrete artificial bee colony algorithm for permutation flowshop scheduling problem. *Applied Soft Computing Journal*, 13(3), 1459-1463.
- Liu, Y., Yin, M., & Gu, W. (2014). An effective differential evolution algorithm for permutation flow shop scheduling problem. *Applied Mathematics and Computation*, 248, 143-159.
- Marouani, I., Boudjemline, A., Guesmi, T., & Abdallah, H. (2018). A Modified Artificial Bee Colony for the Non-Smooth Dynamic Economic/Environmental Dispatch. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 8(5), 3321-3328.
- Mishra, S., & Ray, P. (2016). Power Quality Improvement Using Photovoltaic Fed DSTATCOM Based on JAYA Optimization. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 7(4), 1672-1680.
- Mishra, S., Ray, P., & Dash, S. (2016). A TLBO optimized photovoltaic fed DSTATCOM for power quality improvement. 1st IEEE International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems, ICPEICES 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- Mouwafi, M., El-Sehiemy, R., Abou El-Ela, A., & Kinawy, A. (2016). Optimal placement of phasor measurement units with minimum availability of measuring channels in smart power systems. *Electric Power Systems Research*, 141, 421-431.
- Nawaz, M., Enscore, E., & Ham, I. (1983). A heuristic algorithm for the m-machine, n-job flow-shop sequencing problem. *Omega*, 11(1), 91-95.
- Nearchou, A. (2004). A novel metaheuristic approach for the flow shop scheduling problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 17(3), 289-300.
- Onwubolu, G., & Davendra, D. (2006). Scheduling flow shops using differential evolution algorithm. *European Journal of Operational Research*, 171(2), 674-692.
- Palamutçuoğlu, B. (2022). Üretim Çizelgeleme Problemlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları: Bir Derleme Çalışması. 3. Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi, 57(4), 3360-3379.
- Pallantla, M., & Singh, A. (2012). Grenade explosion method for maximum weight clique problem. *Communications in Computer and Information Science*. 306 CCIS, s. 20-27. Springer, Berlin, Heidelberg.

- Palmer, D. (1965). Sequencing Jobs Through a Multi-Stage Process in the Minimum Total Time—A Quick Method of Obtaining a Near Optimum. *Operational Research Quarterly*, 16(1), 101-107.
- Pan, Q., Tasgetiren, M., & Liang, Y. (2008a). A discrete differential evolution algorithm for the permutation flowshop scheduling problem. *Computers and Industrial Engineering*, 55(4), 795-816.
- Pan, Q., Fatih Tasgetiren, M., & Liang, Y. (2008b). A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flowshop scheduling problem. *Computers and Operations Research*, 35(9), 2807-2839.
- Rajendran, C., & Ziegler, H. (2004). Ant-colony algorithms for permutation flowshop scheduling to minimize makespan/total flowtime of jobs. *European Journal of Operational Research*, 155(2), 426-438.
- Rakhade, R., Patil, N., & Panchbhai, M. (2017). Application of Grenade Explosion Method Optimization for Plate-Fin Type Heat Exchanger (PFHE). *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering (IOSR-JMCE)* e-ISSN, 17-18.
- Rao, R., & More, K. (2015). Optimal design of the heat pipe using TLBO (teaching-learning-based optimization) algorithm. *Energy*, 80, 535-544.
- Rao, R., Savsani, V., & Vakharia, D. (2012). Teaching-Learning-Based Optimization: An optimization method for continuous non-linear large scale problems. *Information Sciences*, 183(1), 1-15.
- Reevest, C. (1995). A Genetic Algorithm For Flowshop Sequencing. *Computers Ops Res*, 22(1), 5-13.
- Ruiz, R., Maroto, C., & Alcaraz, J. (2006). Two new robust genetic algorithms for the flowshop scheduling problem. *Omega*, 34(5), 461-476.
- Salhi, A., Salhi, A., Naimi, D., & Bouktir, T. (2016). Optimal power flow resolution using artificial bee colony algorithm based grenade explosion method. *J. Electrical Systems*, 12(4), 734-756.
- Surender Reddy. (2016). Congestion Management Using Multi-Objective Grenade Explosion Method. *Wseas Transactions On Power Systems*, 11, 81-89.
- Şevkli, M., ve Yenisey, M. M. (2006). Atölye tipi çizelgeleme problemleri için parçacık sürü optimizasyonu yöntemi. *İTÜ Dergisi*, 5(2), 58-68.
- Taillard, E. (1993). Benchmarks For Basic Scheduling Problems. URL:<http://mistic.heig-vd.ch/taillard/problemes.dir/ordonnancement.dir/ordonnancement.html>, (Erişim: 21.03.2023).
- Tarłowski, D. (2014). Nonautonomous stochastic search for global minimum in continuous optimization. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 412(2), 631-645.

- Tasgetiren, M., Liang, Y.-C., Sevkli, M., & Gencyilmaz, G. (2007). A particle swarm optimization algorithm for makespan and total flowtime minimization in the permutation flowshop sequencing problem. *European Journal of Operational Research*, 177(3), 1930-1947.
- Tasgetiren, M., Pan, Q.-K., Suganthan, P., & Chen, A.-L. (2011). A discrete artificial bee colony algorithm for the total flowtime minimization in permutation flow shops. *Information Sciences*, 181(16), 3459-3475.
- Tseng, L., & Lin, Y. (2009). A hybrid genetic local search algorithm for the permutation flowshop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 198(1), 84-92.
- Widmer, M., & Hertz, A. (1989). A new heuristic method for the flow shop sequencing problem. *European Journal of Operational Research*, 41(2), 186-193.
- Yağmahan, B., & Yenisey, M. M. (2006an). Akış Tipi Çizelgeleme Problemi İçin KKE Parametre Eniyileme. *İTÜ Dergisi*, 5(2), 133-141.
- Ying, K.-C., & Liao, C.-J. (2004). An ant colony system for permutation flow-shop sequencing. *Computers & Operations Research*, 31(5), 791-801.
- Yu, Y., Zhang, F., Yang, G., Wang, Y., Huang, J., & Han, Y. (2022). A discrete artificial bee colony method based on variable neighborhood structures for the distributed permutation flowshop problem with sequence-dependent setup times. *Swarm and Evolutionary Computation*, 75, 1-15.
- Zhang, C., Zheng, J., & Zhou, Y. (2015). Two modified Artificial Bee Colony algorithms inspired by Grenade Explosion Method. *Neurocomputing*, 151(P3), 1198-1207.
- Zheng, J.-G., Zhang, C.-Q., & Zhou, Y.-Q. (2015). Artificial Bee Colony Algorithm Combined with Grenade Explosion Method and Cauchy Operator for Global Optimization. *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*, 1-15.