



KAYNAK KISITLI PROJE ÇİZELGELEME PROBLEMİNDE TEKRARSIZ KROMOZOM DESTEKLİ PARALEL GENETİK ALGORİTMA UYGULAMASI

A PARALLEL GENETIC ALGORITHM APPLICATION WITH NONREPETITIVE CHROMOSOME IMPROVEMENT FOR RESOURCE CONSTRAINED PROJECT SCHEDULING PROBLEM

Şafak EBESK *
Hakan YAMAN**

Öz

Kaynak kısıtlı proje çizelgeleme bir kombinatorial optimizasyon problemidir. Projeyi oluşturan aktivitelerin süreleri, kaynak ihtiyaçları, öncelik-sonralık ilişkileri ve kullanılacak kaynakların sınırları belirlenmiştir. Proje tamamlanma süresinin minimize edilmesi hedeflenir. Tanımı basitçe yapılsa da, kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemi (KKPÇP), NP-hard optimizasyon problemlerinin sınıfına aittir ve aslında pratikte en zorlu klasik problemlerden biridir. Kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemlerinin çözümü için geliştirilen kesin yöntemler, özellikle büyük problemlerin çözümünde -pratikte kullanılmayacak kadar çok- zaman alıcıdır. Metasezgiseller ise büyük boyutlara ve çok karmaşık kısıtlamalara sahip problemlere makul hesaplama zamanlarında yeteri kadar iyi çözümler üretebilirler. Kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemlerinin metasezgisellere çözümü yoğun çalışılan bir alandır. Literatür taraması ve boşluk analizi sırasında, Genetik Algoritma'ya (GA) yönelik güçlendirme ve desteklerin etkili olabileceği görülmüştür. Bu çalışmada uygulanan güçlendirme ve desteklerin ardındaki ana fikir: tekrarsızlığın sağlanması ve çeşitlendirilmenin artırılmasıdır

Geliştirilen uygulama MATLAB ortamında hazırlanmıştır ve kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemlerinin başarımlarının ölçülmesinde standart olarak kullanılan Çizelgeleme Problemleri Kitaplığı (PSPLIB) problemleri üzerinde sınanmıştır. Problemlerinin çözümü sonucunda elde edilen ortalama sapma değerleri: J30 ve J60 problemlerinde aynı çözüm değerlerini veren diğer çalışmalarla birlikte en üst bantta, J120 problemlerinde altıncı sırada yer almaktadır. Çözümler sırasında J120_35_5 numaralı problemde, -daha önceki çalışmalarda elde edilmemiş- en iyi değere erişilmiştir. Problemin çözümü onaylanmış ve PSPLIB problemlerini barındıran Münih Teknik Üniversitesi resmi web sitesinde yer almıştır. Bu çalışmada uygulanan güçlendirmeler ve destekler, kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemlerine yönelik olarak yapılacak yeni çalışmalarda yol gösterici olarak kullanılabilir.

Anahtar Kelimeler : Metaheuristik, Genetik Algoritma, Çizelgeleme, Kaynak Dengeleme, KKPÇP, PSPLIB

Abstract

Resource constrained project scheduling is a combinatorial optimization problem. The duration of the activities, resource requests, precedence relations and the limits of the resources to be used were strictly determined. The goal is minimizing the makespan of project. Despite the simplicity of its definition, the resource constrained project scheduling problems (RCPSP) belongs to the class of NP-hard optimization problems and is actually one of the most intractable classical problems in practice. The exact methods developed to solve resource constrained project scheduling problems are time consuming and useless, especially when solving large problems. Metaheuristics are mostly useful to reach good quality solutions in reasonable computational times and are suitable for practical problems, which often have large dimensions and very complex constraints. The solution of resource constrained project scheduling problems with Metaheuristics is one of the intensive working areas. It was determined during the literature review and gap analysis what improvements and supports for Genetic Algorithm (GA) could be effective. The main idea behind the improvement and support applied in this study is to achieve nonrepetition and increase diversification.

The application has been developed on MATLAB environment and has been tested on Project Scheduling Problem Library (PSPLIB) problems which are used as standard for measuring the performance values of resource constrained project scheduling problems. The average deviation values obtained as a result of the solutions of the problems: J30 and J60 problems are at the top band with other top studies having equal results, J120 problems are ranked as sixth and have minor gaps comparing with other top studies. The best new solution has been reached on problem J120_35_5. The solution has been approved and appended on the official website of the Technical University of Munich, which hosted the PSPLIB problems. Improvements and supports applied in this study can be used as a guide for new studies on resource constrained project scheduling problems.

Keywords : Metaheuristic, Genetic Algorithm, Scheduling, Resource Leveling, RCPSP, PSPLIB.

1. Giriş

Kaynak kısıtlı proje çizelgeleme, pratikte birçok uygulamayı modellemek için kullanılabilen genel bir çizelgeleme problemidir. Amaç, kaynak sınırları olan bir projenin aktivitelerini, seçilen amaç doğrultusunda optimize etmektir. Sınırlı kaynaklara örnek olarak: makineler, insanlar, mekânlar, para ve enerji gösterilebilir. Proje tamamlanma süresini, teslim tarihlerinden sapmayı, kaynak maliyetlerini veya

*Doktora Öğrencisi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Mimarlık Fakültesi, Mimarlık Bölümü

**Prof. Dr., İstanbul Teknik Üniversitesi, Mimarlık Fakültesi, Mimarlık Bölümü



kaynak dalgalanmalarını en aza indirmek, örnek olarak verilebilecek optimizasyon hedeflerdir. Uygulama kaynaklı bir bakış açısıyla, proje yönetiminin kritik bir parçası olarak çizelgelemenin iyileştirilmesi, projenin başarıyla tamamlanmasını ve maliyetlerin önemli ölçüde azalmasını sağlayabilir. Teorik perspektiften, proje planlaması, yöneylem alanında birçok araştırmacının dikkatini çeken ilginç optimizasyon konularından biri olarak kabul edilmektedir (Habibi, Barzinpour, & Sadjadi, 2018).

KKPÇP birçok araştırmacı tarafından genel bir çerçeve içerisinde tanımlanmış, çözüm modelleri ve algoritmalar detaylandırılarak incelenmiştir (Brucker & Knust, 2012) (Kolisch & Hartmann, 2006) (Habibi vd., 2018)(Abdolshah, 2014). KKPÇP, polinomsal zamanda bir çözümü olduğu ispatlanamayan optimizasyon problemleri (NP-hard) sınıfında, en zorlu problemlerden biridir (Blazewicz, Lenstra, & Kan, 1983). Bu alanda yapılan yeni çalışmalarla, referans problemlerinin çözümünde, gittikçe artan daha iyi başarımlar elde edilmektedir. Çizelgeleme problemlerinin çözümü için birçok çalışma yapılmaktadır. Bu çalışmalarda: Kesin, sezgisel (heuristik) ve metasezgisel (metaheuristik) çözüm yolları önerilmiştir. Kesin yöntemlere dayanan ve en iyi çözümleri bulabilen çeşitli modeller geliştirilmiştir. Kesin yöntemler, özellikle büyük problemlerin çözümünde zaman alıcıdır (Demeulemeester & Herroelen, 1992). Uzmanların bilgi ve deneyimlerine dayanan ve probleme özgü olan sezgisel yaklaşımlar ise arama uzayını daraltarak, kısa zamanda olurlu çözümler bulunmasına yardımcı olmaktadır (Gavrilas, 2010). Öte yandan, metasezgiseller, problemin herhangi bir özelliğinden yararlanmayan, problem bağımsız tekniklerdir (Beheshti & Shamsuddin, 2013). Hem sezgisel hem de metasezgisel yaklaşımlar, karmaşık sorunları başarıyla çözen güçlü ve esnek arama mekanizmalarıdır. Bu algoritmalar, makul hesaplama zamanlarında iyi kalitede çözümler elde etmeyi amaçlar ve genellikle büyük boyutlara ve çok karmaşık kısıtlamalara sahip pratik problemler için oldukça uygundur (Das & Acharyya, 2011).

Genetik algoritma (GA), Simulated Annealing (SA), Tabu Arama (TS), Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), iyi bilinen metasezgisel yöntemlerdir ve çizelgeleme probleminin çözümünde yaygın olarak kullanılmaktadırlar. Doğal ve biyolojik modellerden esinlenen metasezgisel algoritmalar arasında yer alan GA, ACO, PSO, çoklu başlangıç çözümü geliştirerek ilerlerler. Mantıksal modellerden esinlenen metasezgisel algoritmalar arasında yer alan TA, önceden denenmiş çözümlere geri dönüşleri engelleyen yasaklama listeleri kullanır ve tek başlangıç çözümü geliştirerek ilerler. Fiziksel modellerden esinlenen metasezgisel algoritmalar arasında yer alan SA, başlangıç çözümü geliştirerek ilerler. Sağladıkları esneklik ve performans üstünlükleri sayesinde, farklı esinlerle geliştirilen algoritmaların bir arada tasarlandığı hibrit yaklaşımlar, son yıllarda gittikçe artan kullanım alanı bulmaktadır.

Kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemlerinin metasezgisellere çözümü yoğun çalışılan bir alandır. Literatür taraması ve boşluk analizi sırasında, GA'ya yönelik güçlendirme ve desteklerin etkili olabileceği görülmüştür. Bu çalışmada uygulanan güçlendirme ve desteklerin ardındaki ana fikir: tekrarsızlığın sağlanması ve çeşitlendirilmenin artırılmasıdır. Geliştirilen uygulama MATLAB ortamında hazırlanmıştır ve kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemlerinin başarımlarının ölçülmesinde standart olarak kullanılan PSPLIB (Kolisch & Sprecher, 1996) problemleri üzerinde sınanmıştır.

2. KKPÇP Çözümüne Yönelik Çalışmalar

Çözüm yöntemleri: kesin yöntemler ve stokastik yöntemler olarak iki başlık altında incelenmektedir. Kesin yöntemler, arama uzayının dar olduğu küçük problemlerde en iyi sonuçlara (global optimum) ulaşabilirler. Arama uzayı genişlerse, çözüm süresi -pratikte kabul edilemeyecek kadar çok- uzar. Stokastik yöntemler bünyelerinde rastlantısallık barındırır ve arama uzayının geniş olduğu problemlere uygulanabilirler. Makul bir süre içerisinde yeteri kadar iyi bir sonuca (local optimum) ulaşabilirler. Aktivite sayısı azsa kesin çözüm yöntemleri uygulanabilir. Aktivite sayısı arttıkça, sezgisel ve metasezgisel algoritmaların kullanımı kaçınılmaz hale gelir. Bu çalışmada kullanılan PSPLIB problem seti 30, 60, 90 ve 120 aktivite içermektedir. Her problem setinde çözümü kolay ve zor problemler bulunsun da, genel olarak J30 seti, kesin yöntemler ile çözülebilir olma sınırında kalır. KKPÇP'nin matematik modeli (Christofides, Alvarez-Valdés, & Tamarit, 1987) (Kolisch & Hartmann, 1999) tarafından ayrıntılı olarak verilmiştir. Problemin karmaşıklık (*complexity*) düzeyi, yüksek zorluk anlamına gelen NP-hard olarak ispatlanmıştır (Blazewicz vd., 1983). KKPÇP'lerin karmaşıklığından dolayı, dal ve sınır algoritmalarıyla tamsayı programlama gibi klasik optimizasyon tabanlı yaklaşımlar, büyük problemleri makul bir hesaplama süresi içinde çözemezler. Bu nedenle, problemin çözümü için sezgisel algoritmalar gerekli olmuştur. Sezgisel ve metasezgisel teknikler, makul bir süre içinde çözümler üretseler de, bunların etkililiğini ve verimliliğini arttırmak için daha fazla araştırma yapılması gerekmektedir (Widmer, Hertz, & Costa, 2008).

KKPÇP çözümüne yönelik çalışmalar hakkında yapılan literatür araştırması, bu çalışmada



kullanılan metasezgisel algoritmalarla sınırlandırılarak, aşağıdaki sıralamaya göre ele alınmaktadır:

- Paralel Genetik Algoritmalar (PGA),
- Simulated Annealing Algoritmaları (SA),
- Hibrit yaklaşımlar,
- PSPLIB performans tablolarında yer alan GA çalışmaları.

(Mutalik, Knight, Blanton, & Wainwright, 1992), '*Solving combinatorial optimization problems using parallel simulated annealing and parallel genetic algorithms*' başlıklı çalışmalarında, PGA, Paralel SA ve GA'yı iki kombinatorial optimizasyon problemine uygulamışlar ve aldıkları sonuçları kıyaslamışlardır. Her iki problemde de Paralel SA son sırada yer almıştır. Bir problemde PGA, diğer problemde GA ilk sırayı almıştır. Yazarlar: Paralel SA'nın gelişim halinde bulunduğunu ve üzerinde çalışmalar ilerledikçe daha iyi sonuçlar alınabileceğini belirtmişlerdir. İşlem süresi açısından paralel algoritmalar, GA'ya kıyasla beş kat daha hızlı sonuç üretmişlerdir.

(Mühlenbein, 1992), '*Parallel Genetic Algorithms in Combinatorial Optimization*' başlıklı çalışmasında, PGA'yı iki optimizasyon problemine uygulamış, alınan sonuçları tepe tırmanma algoritmaları ile karşılaştırmıştır. PGA diğer algoritmalarından çok daha iyi sonuçlar üretmiştir.

(Kohlmorgen, Schmeck, & Haase, 1999), '*Experiences with fine-grained parallel genetic algorithms*' başlıklı çalışmalarında, PGA ve GA'yı bir çok kombinatorial optimizasyon problemine uygulamışlar ve aldıkları sonuçları karşılaştırmışlardır. PGA hem çözüm kalitesi hem de sonuç üretme hızı açısından GA' göre çok daha iyi sonuçlar üretmiştir. Yazarlar, PGA'nın çeşitliliğin korunması açısından da başarılı olduğunu belirtmişlerdir.

(Helzer, 2001), '*An empirical study of parallel genetic algorithms for the traveling salesman and job-shop scheduling problems*' başlıklı çalışmasında, kombinatorial optimizasyon problemlerinde PGA ve GA'yı karşılaştırmıştır. Tüm problemlerde PGA, GA'ya göre daha yüksek çözüm kalitesi daha kısa sürede çözüm başarısı sağlamıştır. PGA, GA'nın 100 birim zamanda ürettiği sonuçlardan daha yüksek kaliteli sonuçlara, 15 birim zamanın altında ulaşmıştır.

(Kandil & El-Rayes, 2006), '*Parallel genetic algorithms for optimizing resource utilization in large-scale construction projects*' başlıklı çalışmalarında: 180, 360 ve 720 aktivite içere 3 projeyi, PGA parametrelerin kombinasyonundan oluşan 183 farklı durumda denemişler ve PGA'ların yüksek çözüm kalitesi, kısa sürede çözüm başarısı ve kolay uygulanabilirlik açısından üstün özellikler gösterdiklerini belirtmişlerdir. Çalışmaların içeriğinde, başlıkta yer alan '*in large-scale construction projects*' ifadesine yönelik açıklayıcı veya destekleyici bir açıklamaya rastlanmamıştır.

(Bouleimen & Lecocq, 2003), '*A new efficient simulated annealing algorithm for the resource-constrained project scheduling problem and its multiple mode version*' başlıklı çalışmalarında, SA'yi PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi iki GA sonucunun ardından, üçüncü sırada yer almıştır. Yazarlar, elde edilen sonuçların SA parametre ayarlarına duyarlı olduğuna dikkat çekmişlerdir.

(Lim, Ma, Rodrigues, Tan, & Xiao, 2013), '*New meta-heuristics for the resource-constrained project scheduling problem*' başlıklı çalışmalarına, SA benzeri bir soğuma sürecini, GA içerisinde hibrit olarak kullanmışlar ve PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar sıralamasında, üçüncü sırada yer almıştır İşlemci süresinin sınırsız bırakılması durumunda, J60 ve J120 problemlerinde en iyi sonuca ulaşılmıştır.

(L. Wang & Zheng, 2001), '*An effective hybrid optimization strategy for job-shop scheduling problems*' başlıklı çalışmalarında, SA'yi, GA içerisinde hibrit olarak kullanarak kombinatorial optimizasyon problemlerine uygulamışlar, , alınan sonuçları GA, SA ve önceki çalışmalarda kullanılan sonuçlar ile karşılaştırmıştır. GA içerisinde hibrit olarak kullanılan SA; GA'dan, SA'den ve önceki çalışmalardan daha iyi sonuçlar üretmiştir. Yazarlar, GA ve SA'in erken yakınsayarak durduğunu, geliştirilen hibrit algoritmanın çalışmaya devam ederek daha iyi çözüm sonuçları ürettiğini belirtmişlerdir.

(Bettemir & Sonmez, 2014), '*Hybrid Genetic Algorithm with Simulated Annealing for Resource-Constrained Project Scheduling*' başlıklı çalışmalarında, GA içerisinde hibrit SA kullanarak geliştirdikleri algoritmayı test problemlerine uygulamışlar, aynı problemlerin çözümünde Primavera ve MS-Project programlarının verdiği sonuçlarla karşılaştırmışlardır. Yazarlar, hibrit algoritmanın, GA'dan daha iyi sonuç ürettiğini belirtmişlerdir. Hibrit algoritma tüm test problemlerinde Primavera ve MS-Project'den çok daha iyi sonuçlar üretmiştir. Yazarlar, işlem süresinin kısaltılması için paralelleştirmenin kullanılmasının faydalı olabileceği yönünde görüş bildirmişlerdir.

(Kochetov & Stolyar, 2003), '*Evolutionary local search with variable neighborhood for the resource*



constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmalarında, GA, 'path relinking' ve TS kullanarak geliştirdikleri algoritmayı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen sonuçlar sıralamasında birinci sırada yer almıştır. Yazarlar, iyi sonuçların iyi sonuçların yanında, kötü sonuçların kötü sonuçların yanında kümelenmiş olduğunu gözlemlemişlerdir.

(Alcaraz, Maroto, & Ruiz, 2004), 'Improving the performance of genetic algorithms for the RCPS problem' başlıklı çalışmalarında, bir önceki çalışmalarında (Alcaraz & Maroto, 2001) elde ettikleri değerleri iyileştirmişlerdir. (Alcaraz & Maroto, 2001), 'A Robust Genetic Algorithm for Resource Allocation in Project Scheduling' başlıklı çalışmalarında, GA kullanarak geliştirdikleri algoritmayı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen sonuçlar sıralamasında birinci sırada yer almıştır. Çalışmada ileri geri yönde ve geri çözümler hesaplanmış ve her iki yönde yapılan çözümün oluşturabileceği avantajlardan faydalanılmıştır.

(Valls, Ballestin, & Quintanilla, 2008), 'A hybrid genetic algorithm for the resource-constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmalarında Hybrid GA kullanarak geliştirdikleri algoritmayı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar sıralamasında, j30 problemlerinde ikinci, J60 ve J120 problemlerinde birinci sırada yer almıştır. Yazarlar kaliteli çözümlerin iyi yanlarını birleştiren 'peak crossover operator'nu geliştirmişler ve ileri geri hesaplama yaparak daha iyi çözümler elde etmişlerdir. Yazarlar daha önceki 'Justification and RCPSP: A technique that pays' başlıklı çalışmalarında elde ettikleri değerleri iyileştirmişlerdir (Valls, Ballestin, & Quintanilla, 2005).

(Cervantes, Lova, Tormos, & Barber, 2008), 'A dynamic population steady-state genetic algorithm for the resource-constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmalarında geliştirdikleri GA'yı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar sıralamasında, j30 problemlerinde ikinci, J60 ve J120 problemlerinde birinci sırada yer almıştır. Yazarlar değişken uzunlukta popülasyon kullanmışlar, daha iyi çözümlerin baskın hale gelmesini sağlayan baskılama mekanizmaları geliştirmişler ve ileri geri hesaplama yaparak daha iyi çözümler elde etmişlerdir.

(Mendes, Gonçalves, & Resende, 2009), 'A random key based genetic algorithm for the resource constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmalarında geliştirdikleri GA'yı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar sıralamasında, j30 problemlerinde ikinci, J60 problemlerinde birinci ve J120 problemlerinde üçüncü sırada yer almıştır. Yazarlar, aktivitelerin öncelik değerlerinin tutulduğu listenin kuyruğuna, aktivitelerin gecikme zamanının tutulduğu ikinci bir listeyi eklemişler ve diğer çalışmalarda kullanılan kromozom uzunluğunun iki katı uzunlukta kromozom kullanmışlardır.

(H. Wang, Li, & Lin, 2010), 'Efficient genetic algorithm for resource-constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmalarında geliştirdikleri GA'yı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar sıralamasında, j30 problemlerinde ikinci, J60 problemlerinde birinci ve J120 problemlerinde üçüncü sırada yer almıştır. Yazarlar rastgele anahtar gösterimini kullanmışlar ve ileri geri hesaplama yaparak daha iyi çözümler elde etmişlerdir. Ayrıca paralel ve seri çizelgeleme tekniklerini birlikte kullanmışlar, aktivite önceliklerini gösteren kromozom listesinin sonuna ekledikleri bir gen ile çizelgeleme tekniğini belirtmişler, aynı anda başlayan aktiviteler için eşit öncelik değeri düzenlemesi yapmışlardır.

(Gonçalves, Resende, & Mendes, 2011), 'A biased random-key genetic algorithm with forward-backward improvement for the resource constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmalarında geliştirdikleri GA'yı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar arasında yer almaktadır. Yazarlar rastgele anahtar gösterimini kullanmışlar ve ileri geri hesaplama yaparak daha iyi çözümler elde etmişlerdir

(Proon & Jin, 2011), 'A genetic algorithm with neighborhood search for the resource-constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmalarında geliştirdikleri GA'yı PSPLIB problemlerine uygulamışlardır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar sıralamasında, j30 problemlerinde yirmidördüncü, J60 problemlerinde birinci ve J120 problemlerinde birinci sırada yer almıştır. Yazarlar yüksek kaliteli yerel arama işlemleri yapan, komşuluk yapısı tarama operatörü aracılığı ile daha iyi çözümler elde etmişlerdir.

(Zamani, 2013), 'A competitive magnet-based genetic algorithm for solving the resource-constrained project scheduling problem' başlıklı çalışmada geliştirdiği GA'yı PSPLIB problemlerine uygulamıştır. Çalışmada elde edilen sonuçlar, daha önce başka çalışmalarda bildirilen en iyi sonuçlar sıralamasında, j30 problemlerinde altıncı, J60 problemlerinde onuncu ve J120 problemlerinde onbirinci sırada yer almıştır.



Yazar, ileri geri hesaplamaların daha iyi çözümler elde etmeye katkıda bulunduğunu belirtmiştir.

Yazarlar, farklı teknikleri ve yeni düşünüş biçimlerini bir araya getirerek, test problemleri üzerinde sınımlar ve aldıkları sonuçları karşılaştırmalı olarak bildirmişlerdir. Yapılan çalışmaların incelenmesinde elde edilen gözlemler aşağıda verilmektedir:

Hiç bir metasezgisel algoritmanın iyi sonuçları tek başına garanti etmediği,
Hibrit algoritmaların kullanımında artış olduğu,
Komşuluk yapısı ve kaliteli yeni çözüm üretme alanlarına yoğunlaştırıldığı,
Paralel algoritmalar konusunda -güçlü iyileştirici kanıtlar olmasına rağmen- çok az çalışılmış olması.

KKPÇP' çözümüne yönelik çalışmalar rekabetçi bir ortamda yoğun bir şekilde sürmektedir.

3. Genetik Algoritmaya Bakış

Algoritma, kabaca belli bir problemi çözmek veya belirli bir amaca ulaşmak için tasarlanan yol olarak tanımlanabilir. Matematikte ve bilgisayar biliminde bir işi yapmak için tanımlanan, bir başlangıç durumundan başladığında, açıkça belirlenmiş bir son durumunda sonlanan, sonlu işlemler kümesidir. Sezgisel sözcüğü kökeni eski Yunanca bir kelime olan "heuriskein" dir ve problemleri çözmek için yeni yollar bulmak anlamında kullanılmaktadır. Archimedes tarafından (heurika), "buldum" anlamında kullanılmıştır. Meta öneki ise Yunanca'da, "üst düzey metodoloji" anlamına gelir. Metasezgiseller, optimizasyon problemlerin çözümünde sezgisellere yol gösterici üst düzey genel arama stratejileri olarak tanımlanabilir. Metasezgiseller, problemin herhangi bir özelliğinden yararlanmayan, problem bağımsız tekniklerdir ve makul hesaplama zamanlarında iyi kalitede çözümler elde etmeyi amaçlar. Çözüm yolları bilinen problemlerde metasezgisel algoritmaların kullanımı verimli değildir. Eğer; arama uzayı çok büyükse, problemin karmaşıklığı yüksekse, problemin matematiksel olarak modellenmesi ve çözümü çok zorsa, metasezgisel algoritmalar kullanılabilir. Mümkünse tasarım, olurlu alanlarda arama yapmak üzerine kurulmalıdır. Mümkün olan her durumda kesin çözüm algoritmalarının gücü kullanılmalı, metasezgiseller arama uzayında verimli bir şekilde dolaşmak ve yeni çözümler üretmek için kullanılmalıdır.

NFL teoremi (Wolpert & Macready, 1997): hiçbir optimizasyon algoritmasının, bütün problemlere uygulandığında, diğer algoritmalarından daha iyi performans gösteremeyeceğini belirtmektedir. Diğer yandan, yeni yapılan çalışmalarda, Free Lunch'un var olduğu ve optimizasyon algoritmalarının, problem sınıflarına göre eşleştirildiğinde diğerlerinden daha iyi performans gösterebileceği bildirilmiştir (Joyce & Herrmann, 2018).

Evrimsel algoritmalar, adaptasyonun özelliklerini -deneme ve yanılma yoluyla yararlı çeşitlilikleri çoğalarak bir araya getiren- yinelemeli bir süreçte ortaya koyarlar. Aday çözümler, -belirli bir amaç fonksiyon tarafından tanımlanan bir ortamda hayatta kalmak için uyum sağlamaya çalışan- sanal bir popülasyonun üyelerini temsil eder. Evrimsel süreç, genetik çaprazlama ve mutasyon gibi evrim mekanizmalarını kullanarak, aday çözümlerinin -amaç başarımına bağlı olarak biçimlenen- popülasyonuna uyumunu geliştirir.

GA, tek çözümün iyileştirilmesine yönelik çalışan yerel arama stratejilerinden farklı olarak, çözüm topluluğunun iyileştirilmesine yönelik olarak çalışır. Bir başlangıç popülasyonu oluşturduktan sonra, yeni nesil üretmeye ve elde edilen sonuçları değerlendirmeye yönelik operatörleri peş peşe yürütür. Yeni nesil üretildikten sonra, en uygun çözümler bir sonraki nesli oluşturmak için tutulurken, diğer uçta kalan kötü çözümler elenirler. Uygunluk değeri, çözümün kalitesini ölçmek için kullanılır ve genellikle çözülecek optimizasyon probleminin amaç fonksiyonu üzerinden hesaplanır. GA kombinatorial optimizasyon problemleri için uygun görülmektedir (Hartmann, 1999). Evrim teorisi hakkında yüksek kaliteli birçok kaynak bulunabilir. Birinci sırada Darwin'in orijinal kaynağı ele alınabilir (Darwin, 1859). Huxley'in kitabı Darwin'in doğal seleksiyonu ve Mendel'in genetik mekanizmalarını birleştiren evrimsel biyolojinin modern sentezi olarak görülebilir (Huxley, 1942). Futuyma'nın "Evolution" adlı çalışması evrim ile ilgili iyi bir ders kitabı olarak değerlendirilmektedir (Futuyma & Kirkpatrick, 2017). Evrim üzerinde gen merkezli bir bakış açısı sunan "The Selfish Gene" (Dawkins, 1976) ve sürecin algoritmik özelliklerini ele alan "Darwin's Dangerous Idea" (Dennett, 1995) gibi çalışmalar bu alandaki popüler bilim kitapları arasında yer almaktadır. Goldberg'in klasik çalışması GA için değerli bir kaynaktır (Goldberg, 1989). Holland'ın çalışması, GA haline gelen uyarlamalı sistemler hakkında bilgi edinmek için kullanılabilir (Holland, 1975). Koza'nın çalışması Genetik Programlama alanında önemli bir kaynaktır (Koza vd., 2005). Evrimsel hesaplama stratejiler ve algoritmalar hakkında (Schwefel, 1981) ve (De Jong, 2006) faydalanılabilir (Brownlee, 2011).

PGA, GA'nın geniş arama uzaylarında uzun süren çözüm süresini kısaltmak için kullanılır ve hem performans hem de çözüm kalitesi açısından kazanımlar sağlamaktadır (Sivanandam & Deepa, 2008).



Paralel çalışan tepe tırmanma algoritmaları, kendi aralarında bilgi paylaşımında bulunamazken, PGA'ya ait alt GA'lar seçilen geçişgenlik mekanizmasına bağlı olarak çözüm paylaşımında bulunabilirler. Böylece hem çeşitlendirme hem de yoğunlaşma süreçleri dengeli bir biçimde zenginleşir.

4. Hibrit Paralel Genetik Algoritma Uygulaması

GA'nın çalışma süresi ilerledikçe, başarılı kromozomlar elde edilir ve en başarısız kromozomlar elenir. İlerleyen aşamalarda tüm kromozomlar, en başarılı kromozomlara benzemeye başlarlar. GA, benzerliği azaltmak ve arama uzayında farklı yerlere sıçramak için mutasyon mekanizmasını kullanır. Ancak problemin dar bir alan sıkışması durumunda uygulanan mutasyon işlemi yeni bir olurlu çözüm üretmez ve etkisizleşir. Popülasyonunda tekrar edilen kromozomların varlığı GA'nın çalışmasını sınırlandırır. Çeşitlilik düşer, dar bir arama uzayının sınırları dışına çıkamaz ve yerel optimumdan kurtulmak olanaksız hale gelebilir. Tekrarlanan kromozomların engellenmesi veya yerlerine yenilerinin konulması, çeşitliliğin artmasına ve GA operatörlerinin yeni arama bölgelerine geçişine olanak sağlar. Ayrıca tekrarlanan veya çok benzer durumda olan kromozomlar, kazanç sağlamayan ve birbirinin aynı olan başarımlarını üreten amaç fonksiyonunun hesaplanması için fazladan işlemci yükü oluştururlar.

Yukarıda verilen darboğazların aşılmasına yönelik olarak geliştirilen algoritmalar GA çatısı altında kodlanmıştır. GA'ya yönelik olarak kullanılan tekrarsız kromozom güçlendirmesi: Tekrarlanan kromozomların uzaklaştırılması ve yerlerine -çeşitliliği sağlamak üzere- yenilerinin konulması esasına dayanmaktadır. Kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemine yönelik olarak kullanılan tekrarsız kromozom güçlendirmesi ise farklı görünen ama aynı kaynak profilini üreten kromozomların elenmesi ve yerlerine yenilerinin konulmasını sağlamaktadır. Hibrit SA desteği: yerel iyiden kaçmak ve daha iyi çözümler içerebilecek patikalara sıçramak için kullanılmaktadır. PGA desteği, GA'ya göre daha hızlı sonuca ulaşmak, daha küçük popülasyonla çalışmak, daha yüksek çeşitlilik sağlamak ve daha yüksek çözüm kalitesi elde etmek için kullanılmaktadır.

Uygulama algoritması: Başlangıç Popülasyonu, Amaç Fonksiyon, Üreme, Mutasyon ve Durdurma başlıkları altında açıklanmaktadır. Problemin temsilinde seri çizelgeleme ve rastgele anahtar gösterimi kullanılmıştır

Başlangıç Popülasyonu: Tekrarsız kromozom güçlendirmesi ve PGA desteği, küçük popülasyonlarda bile hızlı bir yakınsama sağlamaktadır. Popülasyon küçükse, yerel aramaya daha çok zaman ayrılabilir. Başlangıç olarak az kromozomlu PGA çalıştırılmış, en iyi sonuçlara yeterli yakınsama sağlanamıyorsa kromozom sayısı ve PGA sayısı artırılmıştır. Başlangıç popülasyonu -tekrarsızlık kontrolü yapılarak- rastgele sayılarla hazırlanmıştır.

Amaç Fonksiyon: Kromozomda verilen öncelik sırasına göre başlatılan aktivitelerin, kaynak kısıtları altında çizelgelenmesi sonucu elde edilen en erken proje tamamlanma zamanı, o kromozom için amaç fonksiyon değeri olarak anılır.

Üreme: GA havuzundaki her kromozom sırayla taranır. Sırası gelen kromozom için, öncelikle kendi popülasyon havuzundan veya, -düşük bir olasılıkla- paralel çalışan diğer GA kromozom havuzlarından bir eş kromozom seçilir. Çaprazlama olasılığı üstünde kalan genler birinci kromozomdan, altında kalan genler ikinci kromozomdan alınarak ve yeni bir kromozom oluşturulur. Üremede elde edilen yeni kromozoma yerel arama işlemi uygulanır

Mutasyon: Klasik GA'da kullanılan basit mutasyon mekanizması devre dışı bırakılmış, yerine tekrarsız kromozom güçlendirmesi konmuştur. Güçlendirme, çeşitlenmenin düşmesi veya düşük bir olasılığın ortaya çıkması durumunda tetiklenir. Hibrid SA katkısı mutasyona destek vermektedir.

Yerleştirme: Yerel arama sonucu elde edilen kromozomun hesaplan amaç fonksiyon değeri, birinci veya ikinci üretici kromozomdan iyi ise, en kötü değere sahip üretici kromozom uzaklaştırılır ve yerine yeni üretilen kromozom yerleştirilir. Yeni kromozom her iki kromozomdan da kötü değere sahipse -SA'dan aktarılan yaklaşımla- küçük bir olasılıkla kötü değere sahip üretici kromozomun yerine yerleştirilir.

Durdurma: Verilen çevrim sayısına veya istenen amaç fonksiyon değerine ulaşıncaya durma gerçekleşir.

Uygulama HP Z420 iş istasyonu üzerinde çalıştırılmıştır. İş istasyonları diğer masaüstü bilgisayarlara oranla yüksek yükler altında uzun süreler hatasız ve kesintisiz çalışabilmektedir. Uygulama MATLAB ortamında geliştirilmiş ve çalıştırılmıştır. MATLAB, araştırma ve mühendislik alanlarında karşılaşılan problemlere pratik, tutarlı, güvenilir, kolay kontrol edilebilir ve hızlı sonuçlar sunmakta ve tüm dünyada endüstri, devlet ve akademik kurumlarda yaygın olarak kullanılmaktadır.(López, 2014).

Yukarıda aktarılan yaklaşımların yansıtıldığı bir yazılım hazırlanmış ve PSPLIB de yer alan 2040 problemin çözümü yapılmıştır. Problemler hem baştan başlamalı ileri yönde hem de sondan başlamalı geri



yönde işlenmiş, böylece çözülen problem sayısı 4080 olarak gerçekleşmiştir. Her problem için elde edilen tamamlanma süresi, kaynak kısıtlaması olmadan elde edilen en kısa tamamlanma süresine bölünmekte ve problem yüzdesel sapma miktarı bulunmaktadır. Sonraki adımda tüm problemlerin sapma miktarlarının ortalaması alınmaktadır. PSPLIB problemlerinin çözümü sonucunda elde edilen ortalama sapma değerleri topluca Tablo 1’de verilmektedir.

Tablo 1 : Çözüm sonucunda elde edilen ortalama sapma değerleri.

Problem Seti	Problem Adedi	Ortalama Sapma %
J30	480	0.00
J60	480	10.52
J90	480	9.85
J120	600	31.06

Diğer çalışmalarda elde edilen sonuçlar J30 problemleri için Tablo 2’de, J60 problemleri için Tablo 3’de ve J120 problemleri için Tablo 4’te verilmiştir (Berthaut, Pellerin, Hajji, & Perrier, 2014).

PSPLIB problemlerinin çözümü sonucunda elde edilen ortalama sapma değerleri: J30 ve J60 problemlerinde aynı çözüm değerlerini veren diğer çalışmalarla birlikte en üst bantta, J120 problemlerinde altıncı sırada yer almaktadır.

Tablo 2: PSPLIB J30 Ortalama sapma değerleri.

Algorithm	SGS	Authors	1000	5000	50000
SAILS	Serial	(Paraskevopoulos, Tarantilis, & Ioannou, 2012)	0.03	0.01	0.00
SS FBI	Serial	(Berthaut vd., 2014)	0.10	0.02	0.00
Artificial Immune Algo FBI	Serial	(Mobini, Mobini, & Rabbani, 2011)	0.05	0.03	0.00
SS FBI	Serial	(Ranjbar, De Reyck, Kianfar, Reyck, & Kianfar, 2009)	0.10	0.03	0.00
GA,TS PR	Both	(Kochetov & Stolyar, 2003)	0.10	0.04	0.00
GA FBI	Both	(H. Wang vd., 2010)	0.14	0.04	0.00
GA	Both	(Zamani, 2013)	0.14	0.04	0.00
Bees Algo	-	(Sadeghi, Kalanaki, Noktehdan, Samghabadi, & Barzinpour, 2011)	0.15	0.09	0.00
ESS	Both	(Mobini, Rabbani, Amalnik, Razmi, & Rahimi-Vahed, 2009)	0.05	0.02	0.01
GA	Both	(Mendes vd., 2009)	0.06	0.02	0.01
GA FBI	Serial	(Gonçalves vd., 2011)	0.32	0.02	0.01
GA DP	Both	(Cervantes vd., 2008)	0.16	0.04	0.01
PSO HH	Serial	(Koulinas, Kotsikas, & Anagnostopoulos, 2014)	0.26	0.04	0.01
ACOSS	Both	(Chen, Shi, Teng, Lan, & Hu, 2010)	0.14	0.06	0.01
Cooling Process GA FBI	Serial	(Lim vd., 2013)	0.21	0.07	0.01
SS FBI	Serial	(Debels, De Reyck, Leus, & Vanhoucke, 2006)	0.27	0.11	0.01
GA	Serial	(Debels & Vanhoucke, 2007)	0.15	0.04	0.02
GA hybrid FBI	Serial	(Valls vd., 2008)	0.27	0.06	0.02
Memetic Algo FBI	Serial	(Carlier, J., Moukrim, 2009)	0.32	0.11	0.02
GA FBI	Serial	(Valls vd., 2005)	0.34	0.20	0.02
GA FBI	Both	(Alcaraz vd., 2004)	0.25	0.06	0.03
DABC	Serial	(Nouri, Krichen, Ladhari, & Fatimah, 2013)	0.21	0.05	-
SFLA FBI	Serial	(Fang & Wang, 2012)	0.36	0.21	0.18
GANS	Serial	(Proon & Jin, 2011)	1.83	1.27	0.71

Çözümler sırasında J120_35_5 numaralı problemde, -daha önceki çalışmalarda elde edilmemiş- en iyi değere erişilmiştir. Problemin çözümü onaylanmış ve PSPLIB problemlerini barındıran Münih Teknik Üniversitesi resmi web sitesinde yer almıştır (PSPLIB TUM, 2017).



Tablo 3 :PSPLIB J60 Ortalama sapma değerleri.

Algorithm	SGS	Authors	1000	5000	50000
GANS	Serial	(Proon & Jin, 2011)	11.35	10.53	10.52
SAILS	Serial	(Paraskevopoulos vd., 2012)	11.05	10.72	10.54
Artificial Immune Algo FBI	Serial	(Mobini vd., 2011)	11.17	10.80	10.55
ESS	Both	(Mobini vd., 2009)	11.12	10.74	10.57
GA FBI	Both	(H. Wang vd., 2010)	11.55	10.96	10.57
GA FBI	Serial	(Gonçalves vd., 2011)	-	11.56	10.57
SS FBI	Serial	(Berthaut vd., 2014)	11.38	10.93	10.58
Cooling Process GA FBI	Serial	(Lim vd., 2013)	11.73	11.14	10.63
SS FBI	Serial	(Ranjbar vd., 2009)	11.59	11.07	10.64
GA	Both	(Zamani, 2013)	11.33	10.94	10.65
SFLA FBI	Serial	(Fang & Wang, 2012)	11.44	10.87	10.66
ACOSS	Both	(Chen vd., 2010)	11.75	10.98	10.67
GA	Both	(Mendes vd., 2009)	11.72	11.04	10.67
GA	Serial	(Debels & Vanhoucke, 2007)	11.45	10.95	10.68
PSO HH	Serial	(Koulinas vd., 2014)	11.74	11.13	10.68
Memetic Algo FBI	Serial	(Carlier, J., Moukrim, 2009)	11.62	11.09	10.70
SS FBI	Serial	(Debels vd., 2006)	11.73	11.10	10.71
GA hybrid FBI	Serial	(Valls vd., 2008)	11.56	11.10	10.73
GA,TS PR	Both	(Kochetov & Stolyar, 2003)	11.71	11.17	10.74
GA FBI	Serial	(Valls vd., 2005)	12.21	11.27	10.74
Bees Algo	-	(Sadeghi vd., 2011)	11.93	11.48	10.74
GA DP	Both	(Cervantes vd., 2008)	11.43	10.96	10.81
GA FBI	Both	(Alcaraz vd., 2004)	11.89	11.19	10.84
DABC	Serial	(Nouri vd., 2013)	11.74	11.16	-

GA rastgelelik barındıran yapısı nedeniyle her çalıştırmada farklı patikalarda ilerleyebilir. Bir çalıştırmada çözümden çok uzaktayken takılıp kalabilir, başka bir çalıştırmada hızlı bir şekilde en iyi değere yaklaşabilir. Problemin yeniden test edilmesi sırasında daha iyi çözümlere ulaşılabileceği gibi, bazı problem sonuçlarına da kolaylıkla erişilemeyebilir.

Tablo 4 :PSPLIB J120 Ortalama sapma değerleri.

Algorithm	SGS	Authors	1000	5000	50000
GANS	Serial	(Proon & Jin, 2011)	33.45	31.51	30.45
ACOSS	Both	(Chen vd., 2010)	35.19	32.48	30.56
Cooling Process GA FBI	Serial	(Lim vd., 2013)	34.95	32.75	30.66
SAILS	Serial	(Paraskevopoulos vd., 2012)	33.32	32.12	30.78
GA	Serial	(Debels & Vanhoucke, 2007)	34.19	32.34	30.82
SFLA FBI	Serial	(Fang & Wang, 2012)	34.83	33.20	31.11
SS FBI	Serial	(Berthaut vd., 2014)	34.13	32.52	31.16
PSO HH	Serial	(Koulinas vd., 2014)	35.20	32.59	31.23
GA hybrid FBI	Serial	(Valls vd., 2008)	34.07	32.54	31.24
GA FBI	Both	(H. Wang vd., 2010)	35.18	33.11	31.28
GA	Both	(Zamani, 2013)	34.02	32.89	31.30
ESS	Both	(Mobini vd., 2009)	34.51	32.61	31.37
GA	Both	(Mendes vd., 2009)	35.87	33.03	31.44
Artificial Immune Algo FBI	Serial	(Mobini vd., 2011)	34.01	32.57	31.48
SS FBI	Serial	(Ranjbar vd., 2009)	35.08	33.24	31.49
DABC	Serial	(Nouri vd., 2013)	36.40	33.72	31.49
GA FBI	Both	(Alcaraz vd., 2004)	36.53	33.91	31.49
Bees Algo	-	(Sadeghi vd., 2011)	35.80	33.33	31.55
SS FBI	Serial	(Debels vd., 2006)	35.22	33.10	31.57
GA FBI	Serial	(Valls vd., 2005)	35.39	33.24	31.58
GA DP	Both	(Cervantes vd., 2008)	33.71	32.57	31.65
GA,TS PR	Both	(Kochetov & Stolyar, 2003)	34.74	33.36	32.06
GA FBI	Serial	(Gonçalves vd., 2011)	-	35.94	32.76
Memetic Algo FBI	Serial	(Carlier, J., Moukrim, 2009)	34.89	33.18	-

Mevcut çalışmaların başarımlarını değerleri, sınama problemleri üzerinden ölçülmektedir. Elde edilen sonuçların ışığında, uygulanan güçlendirme ve desteklerin, bundan sonraki çalışmalarda aşağıdaki amaçlarla kullanılması faydalı olabilir:

- Farklı görünen ama aynı çözümü temsil eden kromozomların popülasyondaki varlıklarını engellemek,
- Popülasyonda daha yüksek çeşitlilik sağlamak,



- Daha küçük popülasyonla çözüme ulaşmak,
- Çözüme ulaşma süresini kısaltmak
- Çözüm kalitesini arttırmak.

5. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada geliştirilen uygulama, KKPCP'lerinin başarımlarının ölçülmesinde standart olarak kullanılan PSPLIB problemleri üzerinden sınanmıştır. Problemlerinin çözümü sonucunda elde edilen ortalama sapma değerleri: J30 ve J60 problemlerinde aynı çözüm değerlerini veren diğer çalışmalarla birlikte en üst bantta, J120 problemlerinde altıncı sırada yer almaktadır. Çözümler sırasında J120_35_5 numaralı problemde, -daha önceki çalışmalarda elde edilmemiş- en iyi değere erişilmiştir. Problemin çözümü onaylanmış ve PSPLIB problemlerini barındıran Münih Teknik Üniversitesi resmi web sitesinde yer almıştır (PSPLIB TUM, 2017). Elde edilen sonuçların ışığında, uygulanan güçlendirmeler ve destekler başarılı olmuş, sınav problemlerinin çözümünde elde edilen sonuçlar, güncel en üst çözümler arasında yer almıştır. Bu çalışmada uygulanan güçlendirmeler ve destekler, KKPCP'lerine yönelik olarak yapılacak yeni çalışmalarda yol gösterici olarak kullanılabilir.

Saf metasezgisel algoritmalar sınırlı başarımlar göstermektedirler. Daha iyi sonuçlar elde edebilmek için probleme özgü çözüm ve komşuluk yapıları geliştirilmelidir. Aşırı optimizasyon yerine basit ama etkili, yol gösterici kuralların elde edilmesine çalışılmalıdır. Genel olarak herhangi bir metasezgisel algoritmanın diğerine üstünlüğü saptanamamıştır. Bazı özel problem yapıları için bazı algoritmalar uygun gibi görünmekte fakat uzun dönemli ortalamalarda, baskınlığı gösterecek önemli bir fark ortaya çıkmamaktadır. No Free Lunch teoremi üzerinde yeni yapılan çalışmalar, probleme özgü metasezgisellerin genel metasezgisellere göre daha başarılı olabileceklerini öne sürmektedir. Son yıllarda ortaya çıkan hibrit algoritma yaklaşımı, daha iyi sonuçlara ulaşılmasında fayda sağlayabilir. Mümkünse farklı algoritmalarda yer alan öz yaklaşımlar bir araya getirilmelidir. Problem çözümünde kullanılacak algoritmaları seçme veya ağırlıklarını belirleme amaçlı olarak ortaya atılan hiper metasezgisel algoritmalar önemli bir çalışma alanı olabilir. En iyi sonuçlara ulaşma konusunda iddialı olmayan fakat makul sonuçlara hızlıca yaklaşım gösteren algoritmalar göz ardı edilememelidir. Birçok durumda bir birim iyileşmenin maliyeti uygulamada katlanılamayacak kadar aşırı olabilir.

TEŞEKKÜR

Yazarlar, İstanbul Teknik Üniversitesi, Bilimsel Araştırma Proje Fonu'na (İTÜ BAP) maddi destekleri için teşekkür eder. [Proje numarası: 36237].

KAYNAKÇA

- Abdolshah, M. (2014). *A Review of Resource-Constrained Project Scheduling Problems (RCPS) Approaches and Solutions*. *International Transaction Journal of Engineering, Management, & Applied Sciences & Technologies*.
- Alcaraz, J., & Maroto, C. (2001). A Robust Genetic Algorithm for Resource Allocation in Project Scheduling. *Annals of Operations Research*, 102(1), 83-109.
- Alcaraz, J., Maroto, C., & Ruiz, R. (2004). Improving the performance of genetic algorithms for the RCPS problem. İçinde *Proceedings of the ninth international workshop on project management and scheduling* (C. 40, s. 43).
- Beheshti, Z., & Shamsuddin, S. M. H. (2013). A review of population-based meta-heuristic algorithms. *Int. J. Adv. Soft Comput. Appl*, 5(1), 1-35.
- Berthaut, F., Pellerin, R., Hajji, A., & Perrier, N. (2014). A path relinking-based scatter search for the resource-constrained project scheduling problem. *International Journal of Project Organisation and Management*, 10(1).
<https://doi.org/10.1504/IJPOM.2018.090372>
- Bettemir, Ö. H. Ö., & Sonmez, R. (2014). Hybrid Genetic Algorithm with Simulated Annealing for Resource-Constrained Project Scheduling. *Journal of Management in Engineering*, 31(5), 49-53. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ME.1943-5479.0000323](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000323)
- Blazewicz, J., Lenstra, J. K., & Kan, A. H. G. R. (1983). Scheduling subject to resource constraints: classification and complexity. *Discrete applied mathematics*, 5(1), 11-24.
- Bouleimen, K., & Lecocq, H. (2003). A new efficient simulated annealing algorithm for the resource-constrained project scheduling problem and its multiple mode version. *European Journal of Operational Research*, 149(2), 268-281.
[https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00761-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00761-0)
- Brownlee, J. (2011). *Clever Algorithms: Nature-Inspired Programming Recipes*. Search.
- Brucker, P., & Knust, S. (2012). *Complex Scheduling, Second edition*. *Complex Scheduling, Second Edition*.
<https://doi.org/10.1007/978-3-642-23929-8>
- Carlier, J., Moukrim, A. (2009). A Memetic Algorithm for the Resource Constrained Project Scheduling Problem. İçinde *International Conference on Industrial Engineering and Systems Management IESM 2009*.
- Cervantes, M., Lova, A., Tormos, P., & Barber, F. (2008). A Dynamic Population Steady-State Genetic Algorithm for the Resource-Constrained Project Scheduling Problem. İçinde *New Frontiers in Applied Artificial Intelligence* (ss. 611-620). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-69052-8_64
- Chen, W., Shi, Y., Teng, H., Lan, X., & Hu, L. (2010). An efficient hybrid algorithm for resource-constrained project scheduling. *Information Sciences*, 180(6), 1031-1039. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2009.11.044>



- Christofides, N., Alvarez-Valdés, R., & Tamarit, J. M. (1987). Project scheduling with resource constraints: A branch and bound approach. *European Journal of Operational Research*, 29(3), 262–273.
- Darwin, C. (1859). On the origins of species by means of natural selection. London: Murray, 247, 1859.
- Das, P. P., & Acharyya, S. (2011). Meta-heuristic approaches for solving Resource Constrained Project Scheduling Problem: A Comparative study. İçinde *Computer Science and Automation Engineering (CSAE), 2011 IEEE International Conference on (C. 2, ss. 474–478)*. <https://doi.org/10.1109/CSAE.2011.5952511>
- Dawkins, R. (1976). *The selfish gene*. New York: Oxford university press.
- De Jong, K. A. (2006). *Evolutionary computation: a unified approach*. MIT press.
- Debels, D., De Reyck, B., Leus, R., & Vanhoucke, M. (2006). A hybrid scatter search/electromagnetism meta-heuristic for project scheduling. *European Journal of Operational Research*, 169(2), 638–653. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.08.020>
- Debels, D., & Vanhoucke, M. (2007). A decomposition-based genetic algorithm for the resource-constrained project-scheduling problem. *Operations Research*, 55(3), 457–469.
- Demeulemeester, E., & Herroelen, W. (1992). A branch-and-bound procedure for the multiple resource-constrained project scheduling problem. *Management science*, 38(12), 1803–1818.
- Dennett, D. C. (1995). *Darwin's Dangerous Idea: Evolution and the Meanings of Life*. Simon & Schuster. <https://doi.org/10.1002/adom.201400043>
- Fang, C., & Wang, L. (2012). An effective shuffled frog-leaping algorithm for resource-constrained project scheduling problem. *Computers & Operations Research*, 39(5), 890–901.
- Futuyma, D., & Kirkpatrick, M. (2017). *Evolution*. Sinauer, 2017 (Fourth Ed).
- Gavrilas, M. (2010). Heuristic and metaheuristic optimization techniques with application to power systems. İçinde *Proceedings of the 12th WSEAS international conference on Mathematical methods and computational techniques in electrical engineering, Romania (C. 9)*.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning (1st baskı)*. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Gonçalves, J. F., Resende, M. G. C., & Mendes, J. J. M. (2011). A biased random-key genetic algorithm with forward-backward improvement for the resource constrained project scheduling problem. *Journal of Heuristics*, 17(5), 467–486. <https://doi.org/10.1007/s10732-010-9142-2>
- Habibi, F., Barzinpour, F., & Sadjadi, S. J. (2018). Resource-constrained project scheduling problem: review of past and recent developments. *Journal of Project Management*. <https://doi.org/10.5267/jjpm.2018.1.005>
- Hartmann, S. (1999). *Project Scheduling under Limited Resources (C. 478)*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-58627-9>
- Helzer, D. M. (2001). *An empirical study of parallel genetic algorithms for the traveling salesman and job-shop scheduling problems*. Montana State University-Bozeman, College of Engineering.
- Holland, J. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. University of Michigan Press.
- Huxley, J. (1942). *Evolution the modern synthesis*. George Allen and Unwin.
- Joyce, T., & Herrmann, J. M. (2018). A Review of No Free Lunch Theorems, and Their Implications for Metaheuristic Optimisation. İçinde *Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization (ss. 27–51)*. Springer.
- Kandil, A., & El-Rayes, K. (2006). Parallel genetic algorithms for optimizing resource utilization in large-scale construction projects. *Journal of Construction engineering and Management*, 132(5), 491–498.
- Kochetov, Y., & Stolyar, A. (2003). Evolutionary local search with variable neighborhood for the resource constrained project scheduling problem. İçinde *Proceedings of the 3rd international workshop of computer science and information technologies CSIT'2003 (C. 132, ss. 1–4)*.
- Kohlmorgen, U., Schmeck, H., & Haase, K. (1999). Experiences with fine-grained parallel genetic algorithms. *Annals of Operations Research*, 90, 203–219.
- Kolisch, R., & Hartmann, S. (1999). *Heuristic Algorithms for Solving the Resource-Constrained Project Scheduling Problem. Project scheduling: Recent models, algorithms, and applications (C. 14)*. Springer Netherlands.
- Kolisch, R., & Hartmann, S. (2006). Experimental investigation of heuristics for resource-constrained project scheduling: An update. *European Journal Of Operational Research*, 174(1), 23–37. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.01.065>
- Kolisch, R., & Sprecher, A. (1996). PSPLIB - A project scheduling problem library. *European Journal of Operational Research*, 96(1), 205–216. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(96\)00170-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(96)00170-1)
- Koulinas, G., Kotsikas, L., & Anagnostopoulos, K. (2014). A particle swarm optimization based hyper-heuristic algorithm for the classic resource constrained project scheduling problem. *Information Sciences*, 277, 680–693.
- Koza, J. R., Keane, M. A., Streeter, M. J., Mydlowec, W., Yu, J., & Lanza, G. (2005). *Genetic Programming IV (C. 5)*. New York: Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/b137549>
- Lim, A., Ma, H., Rodrigues, B., Tan, S. T., & Xiao, F. (2013). New meta-heuristics for the resource-constrained project scheduling problem. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 25(1–2), 48–73.
- López, C. P. (2014). *MATLAB Optimization Techniques*. Apress. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-0292-0>
- Mendes, J. J. M., Gonçalves, J. F., & Resende, M. G. C. (2009). A random key based genetic algorithm for the resource constrained project scheduling problem. *Computers & Operations Research*, 36(1), 92–109. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2007.07.001>
- Michalewicz, Z. (1996). Heuristic methods for evolutionary computation techniques. *Journal of Heuristics*, 1(2), 177–206.
- Mobini, M., Mobini, Z., & Rabbani, M. (2011). An Artificial Immune Algorithm for the project scheduling problem under resource constraints. *Applied Soft Computing*, 11(2), 1975–1982.
- Mobini, M., Rabbani, M., Amalnik, M. S., Razmi, J., & Rahimi-Vahed, A. R. (2009). Using an enhanced scatter search algorithm for a resource-constrained project scheduling problem. *Soft Computing*, 13(6), 597–610.
- Mühlenbein, H. (1992). Parallel Genetic Algorithms in Combinatorial Optimization. *Computer Science and Operations Research*, 441–453. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-040806-4.50034-4>
- Mutalik, P. P., Knight, L. R., Blanton, J. L., & Wainwright, R. L. (1992). Solving combinatorial optimization problems using parallel simulated annealing and parallel genetic algorithms. İçinde *Proceedings of the 1992 ACM/SIGAPP symposium on Applied computing: technological challenges of the 1990's (ss. 1031–1038)*.
- Nouri, N., Krichen, S., Ladhari, T., & Fatimah, P. (2013). A discrete artificial bee colony algorithm for resource-constrained project scheduling problem. İçinde *2013 5th International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization (ICMSAO) (ss. 1–6)*.



- Paraskevopoulos, D. C., Tarantilis, C. D., & Ioannou, G. (2012). Solving project scheduling problems with resource constraints via an event list-based evolutionary algorithm. *Expert Systems with Applications*, 39(4), 3983–3994. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.062>
- Proon, S., & Jin, M. (2011). A genetic algorithm with neighborhood search for the resource-constrained project scheduling problem. *Naval Research Logistics (NRL)*, 58(2), 73–82. <https://doi.org/10.1002/nav.20439>
- PSPLIB TUM. (2017). PSPLIB Single Mode Data Sets. Tarihinde 16 Ekim 2018, adresinden erişildi <http://www.om-db.wi.tum.de/psplib/files/j120hrs.sm>
- Ranjbar, M., De Reyck, B., Kianfar, F., Reyck, B. De, & Kianfar, F. (2009). A hybrid scatter search for the discrete time/resource trade-off problem in project scheduling. *European Journal of Operational Research*, 193(1), 35–48. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.10.042>
- Sadeghi, A., Kalanaki, A., Noktehdan, A., Samghabadi, A. S., & Barzinpour, F. (2011). Using bees algorithm to solve the resource constrained project scheduling problem in PSPLIB. İçinde *Theoretical and Mathematical Foundations of Computer Science* (ss. 486–494). Springer.
- Schwefel, H.-P. (1981). *Numerical optimization of computer models*. John Wiley & Sons, Inc.
- Sivanandam, S. N., & Deepa, S. N. (2008). *Introduction to genetic algorithms* (1. baskı). Springer-Verlag Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73190-0_2
- Valls, V., Ballestin, F., & Quintanilla, S. (2005). Justification and RCPSP: A technique that pays. *European Journal of Operational Research*, 165(2), 375–386.
- Valls, V., Ballestin, F., & Quintanilla, S. (2008). A hybrid genetic algorithm for the resource-constrained project scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 185(2), 495–508. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.12.033>
- Wang, H., Li, T., & Lin, D. (2010). Efficient genetic algorithm for resource-constrained project scheduling problem. *Transactions of Tianjin University*, 16(5), 376–382. <https://doi.org/10.1007/s12209-010-1495-y>
- Wang, L., & Zheng, D.-Z. (2001). An effective hybrid optimization strategy for job-shop scheduling problems. *Computers & Operations Research*, 28(6), 585–596. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00137-9](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00137-9)
- Widmer, M., Hertz, A., & Costa, D. (2008). Metaheuristics and Scheduling. *Production Scheduling*, 33–68.
- Wolpert, D. H., & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 1(1), 67–82.
- Zamani, R. (2013). A competitive magnet-based genetic algorithm for solving the resource-constrained project scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 229(2), 552–559. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.03.005>