

Derleme Makale

Üretim Çizelgeleme Problemlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları: Bir Derleme Çalışması

Artificial Intelligence Applications in Production Scheduling Problems: A Review Study

B. Türker PALAMUTÇUOĞLU

Öğr. Gör. Dr., Manisa Celal Bayar Üniversitesi

Kula Meslek Yüksekokulu

Yönetim ve Organizasyon Bölümü

turker.palamutcuoglu@cbu.edu.tr

<https://orcid.org/0000-0002-9251-402X>

Makale Geliş Tarihi	Makale Kabul Tarihi
27.06.2022	14.12.2022

Öz

Kısa vadeli üretim planlamasında önemli yeri olan üretim çizelgeleme problemlerinin çözümü için araştırmacılar çok sayıda yöntem geliştirmişlerdir. Literatürde matematiksel yöntemlerin yanı sıra sezgisel, üst sezgisel ve sezgisel üstü yöntemlerle hatta melez yöntemlerle karşılaşmak mümkündür. Bu çalışmanın amacı üretim çizelgeleme literatürünü inceleyerek üretim çizelgeleme konusunda çalışmak isteyen araştırmacılara kullanabilecekleri yöntemleri belirlemede yardımcı olmaktır. Bu çalışmada üretim çizelgeleme literatüründe karşılaşılan yapay zekâ uygulamalarına ilişkin kısa bir literatür özeti sunulmuştur. Öncelikle üretim çizelgeleme problemlerinin önemi, türleri açıklanmış ve çözümünde kullanılan yöntemler gösterilmiştir. Sonraki kısımda ise üretim çizelgeleme problemlerinde yapay zekâ yöntemlerini kullanan bazı çalışmaları içeren bir literatür özeti sunulmuştur. Yapılan literatür araştırmasında atölye tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünde en fazla genetik algoritmalar, parçacık sürü optimizasyonu ve melez yaklaşımların; akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünde en çok genetik algoritmaların, evrimsel programlamanın ve melez algoritmaların; parti tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünde çoğunlukla genetik algoritmaların, karınca kolonisi optimizasyonunun ve melez yaklaşımların; imalat hücresi çizelgeleme problemlerinin çözümünde de en fazla genetik algoritmalar, yapay sinir ağları ve derin öğrenme yaklaşımları ile melez yaklaşımların kullanıldığı görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Üretim Çizelgeleme, Yapay Zekâ, Optimizasyon, Genetik algoritma, Melez algoritmalar.

Abstract

Researchers have developed many methods for solving production scheduling problems, which have an important place in short-term production planning. In addition to mathematical methods in the literature, it is possible to encounter heuristic, meta heuristic and hyper heuristic methods and even hybrid methods. The aim of this study is to help researchers who want to work on production scheduling to determine the methods they can use. In this study, a brief summary of the literature on artificial intelligence applications encountered in the production scheduling literature is presented. First of all, the importance and types of production scheduling problems are explained and the methods used in their solution are shown. In the next part, a literature summary including some studies using artificial intelligence methods in production scheduling problems is presented. In the literature research, it has been seen that genetic algorithms, particle swarm optimization and hybrid approaches are mostly used in the solution of job shop type scheduling problems; genetic algorithms, evolutionary programming and hybrid algorithms are mostly used in the solution of flow shop scheduling problems; mostly used genetic algorithms, ant colony optimization and hybrid approaches in solution of batch scheduling problems; in the

Önerilen Atıf /Suggested Citation

Palamutçuoğlu, B. T., 2022 Üretim Çizelgeleme Problemlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları: Bir Derleme Çalışması, *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 57(4), 3360-3379

solution of manufacturing cell scheduling problems, genetic algorithms, artificial neural networks, deep learning approaches and hybrid approaches are mostly used.

Keywords: Production Scheduling, Artificial Intelligence, Optimisation, Genetic algortihm, Hybrid algorithms.

1. Giriş

Çizelgeleme problemleri hem üretim planlamasında hem de hizmet planlamasında işletmelerin karşısına çıkan önemli bir planlama sorunudur. Çizelgeleme problemleri, üretim planlamasında üretim çizelgeleme, hizmet planlamasında ise zaman çizelgeleme adı ile anılmaktadır.

Üretim çizelgeleme, kısa vadeli ana üretim programlarının konuları olan işlerin sıralanması, rootalanması, tezgahlara ve personele işlerin yüklenmesi şeklindeki bir planlama faaliyetidir. İşlerin nasıl sıralanacağı, hangi işin hangi makinalarda işlem göreceği, makina ve personellere hangi zaman periyodunda hangi işlerin atanacağı önceden belirlenen bir amaca veya amaçlara göre belirlenir. Bu amaç işlerin en kısa zamanda tamamlanması, siparişlerin teslim tarihlerinin en az ölçüde aşılması, makinelerin ve personelin atıl zamanlarının minimize edilmesi şeklinde olabilir.

Üretim çizelgeleme hakkında literatürde çok sayıda çalışma mevcuttur. Başlangıçta yapılan çalışmalar problemin yapısını anlamayı, küçük ve karmaşık olmayan modellere çözüm üretmeyi amaçlamaktadır. İlk çalışmalarda problemin yapısı ile ilgili çeşitli matematiksel ve sezgisel yöntemler önerilmiştir. Ancak bu yöntemler büyük boyutlu gerçek hayat problemlerinde başarılı olamamışlar ve polinomial sürelerde çözüm üretememişlerdir. Bu nedenle üretim çizelgeleme problemleri non-polinomial zor (NP-zor) problemler olarak sınıflandırılırlar. Literatür araştırmasında, son yıllarda daha çok modern sezgisel üstü (meta heuristic) ve üst sezgisel yöntemlerin yaygın olarak üretim çizelgeleme problemlerinde kullanılmaya başlandığı görülmüştür.

Bu çalışmada üretim çizelgeleme problemlerine ilişkin bir literatür özeti sunarak bu alanda çalışmak isteyen araştırmacılara yol göstermek amaçlanmıştır. Bu amaçla öncelikle çizelgeleme problemlerinin önemi, türleri ve çözüm yöntemleri incelenmiştir. Ardından üretim çizelgeleme problemlerinde yapay zekâ tekniklerinin kullanımına yönelik bir literatür özeti sunulmuştur. Çalışmanın hangi çizelgeleme problemlerinde hangi yöntemlerin daha yaygın olduğunu göstermesi bakımından araştırmacılara yol gösterici olabileceği düşünülmüştür.

2. Üretim Çizelgeleme Problemlerinin Önemi

Üretim planlamasında, öncelikle uzun dönemde planlama için gerekli veriler toplanır ve bu verilere göre işletme amaçlarına uygun olarak uzun vadeli üretim planı oluşturulur. Uzun vadeli planlamanın ortaya koyduğu bilgi ve kısıtlamalar altında orta vadeli planlar ve aynı şekilde orta vadeli planların ortaya koyduğu bilgi ve kısıtlamalar altında kısa vadeli planlar oluşturulmaktadır. Kısa vadeli planlardan elde edilen verilerle de üretim programları veya üretim çizelgeleri oluşturulmaktadır.

Kısa vadeli üretim planlaması, orta vadeli planlamanın getirdiği kısıtlamalar dahilinde en iyi çözümün araştırılmasını gerektirir. Ana üretim planlaması olarak da bilinen kısa vadeli planlama haftalık nihai ürün miktarını belirler. Kullanılan üretim sistemine göre farklılıklar olsa da kısa vadeli planlamada, rootalama, iş sıralama, yükleme ve üretim çizelgeleme faaliyetleri gerçekleştirilir. Bu faaliyetlerin amacı iş gücü, makina kapasitesi ve malzemelerin en düşük maliyetle kullanılması, istenilen kalite ve zamanda üretimin yapılabilmesini sağlamaktır.

Çizelgeleme; işgücünün, makinelerin, makina donanımlarının, işlerin, konumların veya bütün bu kaynakların tek bir planda düzenlenmesidir. Herhangi bir planda gerek duyulan faaliyetlere, gerek duyulan kaynakların ve zamanların kaynak değişkenleri doğasında atanmasıdır (Büyüksünnetçi, 2006:12). Üretim çizelgeleme, bir veya birkaç performans ölçütünü en iyileyecek şekilde üretim kaynaklarının zaman bazında çeşitli görevlere atanmasını kapsamaktadır (Sarin ve diğerleri, 1993'den aktaran Kellegöz, 2006:2).

Doğru bir üretim çizelgesi oluşturulduğunda işletmenin kaynakları etkin bir şekilde kullanılarak verimli bir üretim sağlanabilir. Ayrıca teslimat zamanlarındaki gecikmeler azaldığı için işletmenin güvenilirliği, itibarı korunur ve müşteri memnuniyeti sağlanır. İşletmede atıl kapasite azaldığı için iyi bir çizelge

üretimde verimliliği sağlar. Bu sebeplerle üretim çizelgeleme problemleri üretim yönetiminin en önemli ve en popüler problemleri arasında yer almaktadır.

3. Üretim Çizelgeleme Problemlerinin Türleri

Klasik atölye çizelgelemeden iş gücü ve hizmet planlamaya, ürün montaj hattı dengelemeden, lojistik kaynak ataması ve çizelgelemesine kadar birçok yerde, değişik şekillerde karşımıza çıkan çizelgeleme problemleri (Büyüksünnetçi, 2006:1) çeşitli kriterlere göre farklı şekillerde sınıflandırılabilir. Çizelgeleme problemleri, ihtiyaç üretimine, üretim ortamına, işlem karmaşıklığına, problemin doğasına, stratejilerine, ölçütlerine ve parametrelerin belirliliğine göre sınıflandırılabilir.

İhtiyaç üretimine göre çizelgeleme problemleri: açık atölye tipi çizelgeleme ve kapalı atölye tipi çizelgeleme olmak üzere ikiye ayrılır (Biroğul, 2005:9). Çizelgeleme yapılacak üretim ortamının yapısı, çizelgeleme probleminin kısıtlarını ve kaynakların özelliklerini de etkileyecektir. Atölye tipi üretim ortamından akış tipi üretim ortamına kadar çeşitli yerleşim düzenleri için farklı özelliklerde çizelgeleme problemleri oluşturulabilir. Çizelgeleme ortamı, küçük, karmaşık, tek müşteriye dönük atölyelerden, yüksek hızlı, düşük ürün karmalı transfer hatlarına, kesikli parça imalatından sürekli süreç akışlarının olduğu pek çok farklı durumda ele alınabilir (Seçme, 2006:14-15). Morton ve Pentico (1993) üretim ortamına göre çizelgeleme problemlerini 10 sınıfta incelemiştir (Özkazanç, 1999'dan aktaran Seçme, 2006:15): akış tipi üretim çizelgeleme (flow shop scheduling), atölye tipi üretim çizelgeleme (job shop scheduling), açık atölye tipi üretim çizelgeleme (open job shop scheduling), parti üretim çizelgeleme (batch shop scheduling), parti/akış tipi üretim çizelgeleme (batch/flow shop scheduling), imalat hücresi çizelgeleme (manufacturing cell scheduling), montaj atölyesi çizelgeleme (assembly shop scheduling), montaj hattı çizelgeleme (assembly line scheduling), iletim hattı çizelgeleme (transfer line scheduling), esnek iletim hattı çizelgeleme (flexible transfer line scheduling). Akış tipi üretim ve atölye tipi üretim, üretim sistemlerinin iki uç noktasını oluşturmaktadır. Diğer üretim tipleri bu iki uç arasındaki çeşitli bileşimlerin uygulamalarıdır.

İşlem karmaşıklığına göre çizelgeleme problemleri, tek kademe, tek makine çizelgeleme problemleri, tek kademe, paralel makineler, çok kademeli akış ve atölye tipi çizelgeleme problemleri olarak temelde üç gruba ayrılmaktadır. Doğasına göre çizelgeleme problemleri statik çizelgeleme, dinamik çizelgeleme, çevrimiçi çizelgeleme, çevrimdışı çizelgeleme ve gerçek zamanlı çizelgeleme şeklinde 5 gruba ayrılabilir. Kullanılan stratejik yaklaşımlara göre çizelgeleme ve yeniden çizelgeleme, reaktif ve kestirimci çizelgeleme, etkileşimli ve aktif çizelgeleme, zeki ve bilgi tabanlı çizelgeleme şeklinde ayrıma tabi tutulabilir.

Ölçütlerine göre tek ölçütlü, iki ölçütlü ve çok ölçütlü çizelgeleme problemleri şeklinde üç gruba ayrılmıştır. Parametrelerin belirlilik düzeyine göre çizelgeleme problemleri stokastik ve deterministik çizelgeleme problemleri şeklinde iki gruba ayrılmaktadır.

4. Üretim Çizelgeleme Problemlerinin Çözümünde Kullanılan Yöntemler

Çizelgeleme problemleri literatürde çok sayıda çalışmaya konu olmuştur ve bu konuya duyulan ilgi halen devam etmektedir. Çizelgeleme konusunda ilk çalışmalar 20. yüzyılın başlarında Henry Gantt ve diğer öncüler tarafından başlatılmıştır. Başlangıçta problemin yapısını anlamaya yönelik ve basit modellere çözüm üreten çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Çizelgeleme problemleri NP-zor sınıfında yer alan problemler olduğu için başlangıçta kesin sonuç veren algoritmalar denenmiş olsa da son yıllarda yapılan çalışmalarda çeşitli sezgisel yöntemler geliştirilmiştir.

4.1. Tam Çözüm Yöntemleri

Üretim çizelgelemesi literatüründeki çalışmalarda tamsayılı doğrusal programlama, dinamik programlama ve hedef programlama gibi tekniklerin kullanıldığı görülmektedir.

Tam sayılı doğrusal programlama problemlerinin cebirsel formülü doğrusal programlama problemlerinin formüllerine benzer olmasına karşın, bazı veya tüm değişkenlerin tamsayı olması yönünde kısıtları vardır. Bu kısıtlar tam sayılı programlamayı non-polinominal zor problem haline getirmektedir (Bakır ve Altunkaynak, 2003:320).

Atama, eşleştirme, ulaştırma ve aktarmalı ulaştırma gibi şebeke yapısındaki bazı tam sayılı programlama problemleri daha kolay çözüme sahiptir. Çünkü bu problemlerde uygun çözüm bölgesinin uç noktalarının tümü tam sayılı çözümü temsil ederler ve bu problemler için doğrusal programlama modeli kurulur ve çözülürse simpleks yöntemi tam sayılı sonuçlar verir. Ancak bu durum sadece şebeke yapısındaki problemler için geçerlidir (Bakır ve Altunkaynak, 2003:320-321).

Problemlerin büyüklüklerine ve zorluk derecelerine göre geliştirilmiş çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Küçük ve polinomial sürede çözülebilen problemler için dal-sınır algoritması, düzlem kesme algoritmaları ile kesin sonuçlar bulunabilirken, çoğu zaman üstel hesaplama zamanı gerektiren büyük çaplı problemler için optimale yakın sonuçlar veren sezgisel, sezgisel üstü ve üst sezgisel yöntemler geliştirilmiştir.

Dal-sınır algoritması fikri, en iyi çözümünden daha kötü olan çözümlerden veya şimdiye kadar elde edilen çözümlerden tahmin edilebilen optimum maliyetin üst sınırına neden olacak dalları keserek bir kısmi karar ağacı oluşturmaktır (Herrman, Müller ve Engell, 1992). 2000’li yıllarda dal-sınır algoritmasının veya bu algoritmaya dayalı sezgisellerin halen kullanıldığı görülmektedir (Moursli ve Pochet, 2000; Ip, Yung ve Wang, 2004; Kim, Lee, Xirouchakis ve Kwon, 2009; Moslehi, Mahnam, Amin-Nayeri ve Azaron, 2010; Velez ve Maravelias, 2013; Karimi ve Davoudpour, 2015; Takano ve Nagano, 2017; Lee, 2018; Indah, Asmal, Mangngren ve Istiq, 2020).

Tam sayılı programlama problemlerinin çözümünde kullanılan bir diğer yöntem düzlem kesme yöntemidir. Bu yöntemde de tamsayı kısıtlarını gevşeterek doğrusal programlama problemini çözmeye dayanır. Dal-sınır algoritmasından farklı olarak kesirli değişkenler üzerine iteratif olarak kısıtlar koymak yerine, kısıtlar dizisi veya kesmeler türetilip bunları probleme ekleyerek, problemi yeniden çözmek gerekir. Eğer kısıtlar uygun olmayan çözümleri elimine edecek şekilde dikkatlice üretilirse, nihai doğrusal programlama çözümü orijinal tam sayılı programlama probleminin çözümü olacaktır (Bakır ve Altunkaynak, 2003).

1974’te Geoffrion tarafından geliştirilen Lagrange yöntemi ile karmaşık bir tamsayılı programlama problemi çözümü daha kolay olan bir probleme indirgenmektedir. Kısıtların dualize edilerek amaç denkleme eklendiği bu yöntem ile çözümü zor olan bir problem için sınır değerleri üretilerek ve sezgisel yöntemler kullanılarak uygun çözümler optimize edilir. Belirli bir iterasyondan sonra optimuma yakın bir çözüm bulunur. 2000’li yıllarda Lagrange gevşetmesinin ve bu yöntemeye dayalı sezgisellerin çizelgeleme problemlerinin çözümünde halen kullanıldığı görülmektedir (Hwang ve Chang, 2003; Kim, Lee ve Xirouchakis, 2006; Benhamida, 2008; Buil, Piera ve Luh, 2012; Lang ve Tang, 2013; Mao, Pan, Pang ve Chai, 2014; Cui ve Luo, 2017; Chatterjee ve Dimitrakopoulos, 2020).

1957 yılında ilk olarak Richard Bellman tarafından geliştirilen dinamik programlama en iyi sonucu bulmak amacıyla uygulanan bir karar verme yöntemidir. 1940’larda karar teorisinde kullanılmakta olan ardışık ilişkiye dayanan bu yöntem günümüzde yöneylem araştırması problemlerinin çözümünde de kullanılmaktadır (Yücel ve Ulutaş, 2010). Karmaşık bir problemi tekrarlanan alt problemlere bölerek, her bir alt problemi yalnız bir kere çözüp daha sonra bu çözümü kaydederek karmaşık problemin çözümünde kullanılan dinamik programlama bilgisayar bilimi, matematik, ekonomi ve biyoinformatik alanlarında kullanılmaktadır (Cormen, 2009: 359). Bir alt problem çözüldükten sonra tekrar çözülmesi gerektiğinde daha önce kaydedilen çözüm kullanılarak zaman kazanılır, ancak alt problemlerin kaydedileceği daha fazla hafızaya gereksinim duyulur. Dinamik programlama algoritmaları optimizasyon problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılır. Zhang ve Wang 2019’da sundukları bildirilerinde bir esnek imalat sisteminin ray izli araç çizelgeleme stratejilerini oluşturmak amacıyla dinamik programlama modeline dayanan sayım yöntemi, çapraz arama, durum geçiş kararı, küresel optimizasyon ve bilgisayar simülasyonunu kullanmışlardır. Yazarlar deneysel çalışmalar sonucunda algoritmanın etkili olduğunu raporlamışlardır (Zhang ve Wang, 2019).

4.2. Sezgisel Yöntemler

20. yüzyılın başlarında Henry Gantt ve diğer öncüler tarafından başlatılan çizelgeleme çalışmaları, başlangıçta problemin yapısını anlamaya yönelik ve basit modellerle çözüm üreten algoritmaları içerirken, sonraki çalışmalarda çeşitli sezgisel yöntemler geliştirilmiştir.

Johnson 1954'te Johnson kuralı olarak bilinen bir yöntem geliştirmiştir. Bu yöntem 2 makinalı çizelgeleme problemleri için, tamamlanma zamanını en küçükleyen bir algoritmadır (Johnson, 1954'ten aktaran Seçme, 2006:18). Palmer 1965'te eğim dizisi yöntemini geliştirmiştir. Bu yöntemde her işe bir dizin değeri tanımlanır ve bu değere göre işler sıralanır. İşlem süreleri ilk makinalarda kısa olanlar öne, uzun olanlar ise sona gelecek şekilde eğim dizisi tamamlanır. Campel, Dudek ve Smith 1970'te kendi isimleri ile anılan CDS algoritmasını geliştirmişlerdir. Bu algoritma Johnson kuralına dayanır. Bu algoritmada, n iş, m makine problemleri önce $m-1$ adet n iş 2 makine problemlerine dönüştürülür ve Johnson kuralı ile problemler teker teker çözülür. Gupta 1971'de mevcut tekniklerle çözülemeyen m makineli akış tipi çizelgeleme problemlerinin pratik çözümlerini üreten sezgisel bir algoritma geliştirmiştir. Dannenbring 1977'de akış tipi çizelgeleme problemi için RA, RACS ve RAES ismini verdiği 3 farklı sezgisel algoritma geliştirmiş ve tamamlanma zamanının en küçüklenmesi amacıyla daha iyi sonuçlar elde edilebileceğini göstermiştir. Nawaz, Ensore ve Ham 1988'de NEH algoritması olarak bilinen, toplam işlem zamanını en küçükleyen bir algoritma geliştirmişlerdir. Hundol ve Rajgopal 1988'de CDS algoritmasının temel mantığı ile Palmer'in sezgisel yönteminin basit kurallarını iyileştirerek yeni bir sezgisel algoritma önermişlerdir. Ho ve Chang 1991'de tamamlanma zamanı, ortalama akış zamanı ve ortalama kullanım zamanını en küçükleyen bir sezgisel önermiştir. Rajendran ve Chaudhuri 1991'de toplam akış zamanını en küçüklemek amacıyla 3 farklı sezgisel yöntem geliştirmiş ve kısa sürede optimale yakın sonuçlar elde etmişlerdir.

Bu yöntemlerin dışında dik iniş algoritması, tepe tırmanma algoritması, açgöz rastgele adaptif arama prosedürü gibi genel amaçlı sezgisel algoritmalar geliştirilmiştir. Bu algoritmaların çizelgeleme problemlerinde kullanılması mümkündür. Örneğin Duvivier ve arkadaşları 1998'de sundukları bildiriye en dik inişli bir tepe tırmanma algoritması kullanarak atölye tipi çizelgeleme problemini çözmüşlerdir. Daha sonra bir evrimsel algoritma ile bulunan çözümleri daha da iyileştirmişlerdir.

4.3. Yapay Zekâ Teknikleri

Üretim çizelgeleme problemlerinin boyutlarının artması ve değişen çevresel koşullara göre otomatik olarak yeniden çizelgeleme ihtiyaçları nedeniyle bu problemlerin çözümünde kesin çözüm yöntemleri ve basit sezgisel yöntemler başarısız kalmıştır. Bu nedenle optimum sonucu garanti etmeyen yapay zekâ teknikleri geliştirilmiştir.

Üretim çizelgeleme literatüründe görülen yapay zekâ teknikleri sezgisel üstü (meta heuristic), üst sezgisel (hyper heuristic) ve melez algoritmalar (hybrid algorithms) olarak üç ana grupta incelenebilir.

Üretim çizelgeleme literatüründe karşılaşılan sezgisel üstü algoritmalar doğal hayattan esinlenerek geliştirilmiş algoritmalarlardır. Örneğin karınca kolonisi algoritması, arı kolonisi algoritması, parçacık sürü optimizasyonu gibi popülasyon tabanlı optimizasyon algoritmaları karıncaların, arıların ve kuşların yiyecek bulmak için geliştirdikleri stratejilere dayanırlar.

F. Glover tarafından optimizasyon problemlerinin çözümü amacıyla geliştirilen tabu arama algoritması iteratif bir yerel arama algoritmasıdır (Glover, 1989; Glover, 1990; Glover ve Laguna, 1993). Tabu arama algoritması, yerel en iyi çözümden daha iyi çözümleri araştırabilmesi için yerel-sezgisel araştırmaya kılavuzluk yapmaktadır (Chelouah ve Siarry, 2000). Tabu aramanın yerel optimalite aşmak için kullandığı temel yaklaşım, değerlendirme fonksiyonu denilen bir fonksiyon ile her iterasyonda en yüksek değere sahip hareketin bir sonraki çözümü oluşturmak amacıyla seçilmesine dayanmaktadır (Karaboğa, 2004: 49-50). Tabu aramada rastgele arama yapılmaz. Tabu arama algoritması daha sistematik bir yönlendirmeye dayalı bir zeki araştırma yöntemidir. Bundan dolayı, çoğu tabu araştırma uygulamaları kısmen veya tamamen deterministiktir (Karaboğa, 2004: 50). Tabu aramada esnek bir hafıza yapısı kullanılarak araştırma işlemi kontrol edilir (Glover, 1989: 192; Glover ve Laguna, 1990: 4).

Yapay ısı işlem veya tavlama benzetimi algoritması metallerin ısı işlemlerini temel almaktadır. 1983 yılında Kirkpatrick ve diğerleri tarafından yapılan bir araştırmada tanıtılmış ve optimizasyon problemlerine uygulanabileceği gösterilmiştir. Algoritma, metallerin ısı işlemi ile bir optimizasyon problemine çözüm araştırma olayları arasındaki benzerlikten ilham alınarak ortaya konulmuştur. Isıl işlem bir katının sıcaklığının belirli bir maksimum dereceye kadar arttırılarak soğutulması işlemini tanımlar. Maksimum sıcaklıkta kristalin tüm molekülleri, kendilerini rasgele olarak sıvı faza ayarlar, daha sonra kristal yapı oluşuncaya kadar erimiş kristalin sıcaklığı düşürülür.

Son yıllarda geliştirilen meta sezgisel yöntemlerden birisi olan dağınık arama yöntemi bir yapay zekâ (YZ) yöntemidir. YZ, np-zor ve karmaşık endüstriyel problemlerin çözümlerinde başarıyla kullanılmaktadır. Dağınık arama algoritması, evrimsel bir yaklaşım olup, kompozit karar kurallarını ve kısıtları üreten stratejileri içerir. Referans küme adı verilen bir kümedeki çözümleri birleştirerek yeni çözümler elde etmeye çalışan dağınık arama algoritması, çözümü seçme yoluyla diğer evrimsel algoritmalarından farklılık gösterir. Algoritmada, referans kümeden sistematik şekilde iki ya da daha fazla çözüm seçilerek yeni sonuçlar üretilir (Oktay ve Engin, 2006: 145). Dağınık arama algoritması referans küme ve farklılaştırma kümeleriyle çalışmaktadır. Farklılaştırma kümesi çözüm uzayını belirlemekle sorumludur. Referans küme farklılaştırma kümesinin alt kümesidir ve on kat daha küçüktür. Referans kümedeki çözümler en iyiden en kötüye sıralanır. Kombinasyon yöntemleri uygulanarak daha iyi çözümler aranır. Daha iyi bir çözüm bulunduğunda referans kümedeki en kötü çözümle yer değiştirilir. Kombinasyon sürecinde yeni çözümler üretilmediği zaman farklılaştırma kümesinden referans kümeye güncelleme yöntemiyle yeni çözümler sağlanır. Kombinasyondan sonra çözüm iyileştirme yöntemi devreye girer ve referans kümedeki farklılık derecesini yükseltmeye çalışır. Durdurma kriteri sağlanıncaya kadar bu süreçler tekrarlanır (Oktay ve Engin, 2006: 146).

Evrimsel stratejileri ve genetik algoritma modelleri Darwin'in evrim teorisinden esinlenerek geliştirilmiştir. Evrim stratejilerinde tek bir birey veya popülasyondaki bireylerin gelişimi sadece mutasyonla gerçekleşirken, genetik algoritmalar ve türevlerinde popülasyondaki bireyler, en iyilerin seçildiği eşleşme havuzundaki bireylerin çaprazlama ve mutasyona uğratılması yoluyla geliştirilir. Genetik algoritmaların yaklaşımı, kötü bireylerin elenmesi iyilerin yeni nesillere aktarılmasını sağlar.

Genetik algoritmalar (GA), evrimsel programlamanın bir parçasıdır. I.Rechenberg'in 1960'lı yıllarda yazdığı "Evrimsel stratejileri" isimindeki çalışmasıyla gündeme gelen evrimsel programlama genetik algoritmaları, evrim stratejilerini ve genetik programlamayı kapsamaktadır. Evrim stratejileri sadece mutasyon operatörü kullanırken genetik algoritmalar hem çaprazlama hem de mutasyon operatörlerini kullanırlar. Evrim stratejilerinde problem verilerinin kodlanmasına gerek yoktur. Genetik algoritmaların programlara uygulanmasıyla elde edilen genetik programlama yöntemi, verilerin işlenmesinde çeviklik gösteren LISP ve benzeri programlama dillerinde kolayca uygulanmaktadır. Genetik programlamada her çözüm, ağaç kodlamayla ifade edilir (Nabiyev, 2005: 632).

Genetik algoritma fikri J. Holland (1975) 'a aittir. Holland, arkadaşları ve öğrencileri ile birlikte bu algoritmayı geliştirmiş ve ilk çalışmalarının sonucunda "Doğal ve Yapay Sistemlerde Adaptasyon – Adaptation in Natural ve Artificial Systems" isimli kitabını çıkarmıştır. Çevrelerinde görevlerini yapabilme yetenekleri daha iyi olan varlıklar (yani daha uygun bireyler) hayatta kalırlar ve yüksek oranda ürerler, daha az uygun olan varlıklar hayatta kalamazlar ve çok düşük oranda üreyebilirler. Bu Charles Darwin tarafından "On the Origin of the Species by Means of Natural Selection (1859)" adlı eserinde tanımladığı en iyinin hayatta kalması ve doğal seçim kavramıdır (Koza, 1993: 17'den aktaran Gürel, 2012: 5). Genetik algoritma Darwinci evrimsel süreci ve doğal olarak kromozomlara genetik operasyonların uygulanmasını taklit eder (Koza, 1993: 18). Doğal seçim ve doğal genetik mekanizmalarına dayanan arama algoritmaları olan genetik algoritmalar, rastgele bilgi değişimi ile dizi yapılarının arasında en iyinin kurtulması ve insan araştırmasının yenilikçi sezgisel gücünü birleştirirler. Her nesilde, önceki neslin en iyisinin tesadüfi yeni bir parçası denenerek, bitlerinin ve parçalarının kullanılması sonucu yeni yapay diziler oluşturulur. Geçmiş bilgilerden yararlanarak yeni araştırma noktaları keşfeden genetik algoritmalar basit rasgele arama yapmazlar (Goldberg, 1989: 1'den aktaran Gürel, 2012: 6). Diğer evrimsel algoritmalarla olduğu gibi genetik algoritma, araştırma uzayındaki bazı çözümlerden oluşan bir başlangıç popülasyonunu kullanmaktadır. Başlangıç popülasyonu her yeni nesilde, doğal seçim ve üreme işlemleri vasıtasıyla geliştirilir. En son kuşağın en uygun yani en kaliteli bireyi, problem için optimal çözüm olmaktadır. Bu çözüm her zaman optimum olmayabilir ama kesinlikle optimuma yakın optimal bir çözümdür (Karaboğa, 2004: 78).

Kör olmalarına rağmen yuvalarından yiyeceğe giden en kısa yolu bulabilen gerçek karıncaların bu özellikleri aynen kullanılarak ve bazı eklemeler yapılarak geliştirilen karınca kolonisi optimizasyonu gerçek hayat problemlerinin çözümünde kullanılabilir hale gelmiştir. Karıncalar aralarında feromon aracılığı ile iletişim kurarlar, feromon miktarının fazla olduğu yolları öncelikle tercih ederler, kısa yollar üzerindeki feromon miktarı daha fazla karınca geçtiğinden daha hızlı artar. Zamanın ayrılarak hesaplandığı bir ortamda yaşayan yapay karıncalar, tamamen kör olmayıp, problem ile ilgili bilgilere

ulaşabilirler, belli bir miktar hafıza ile, problemin çözümü için oluşturdukları bilgileri tutabilirler (Ekin ve Yakhno, 2002'den aktaran Dalkılıç ve Turkmen, 2002: 2). Karıncaların davranışlarının taban alındığı algoritmalar, ilk olarak Marco Dorigo tarafından ortaya atılmıştır. Karınca tabanlı algoritmalarda temel fikir, basit iletişim mekanizmalarını kullanan yapay akıllı etmenlerin, birçok karmaşık problem için çözümler üretebilmesidir (Dalkılıç ve Turkmen, 2002: 2).

1990'lı yılların ortalarında sosyal psikolog olan James Kennedy ve elektrik mühendisi olan Russell Eberhart tarafından geliştirilen parçacık sürü optimizasyonu, sosyal etkileşim temeline dayanan ve sürü zekâsını kullanan bir algoritmadır ve biyolojik toplumlardaki toplu zekâyı araştıran sosyo-bilişsel bir çalışmada kuş sürüsü hareketlerinin temsili sonucu ortaya çıkmıştır. Parçacık Sürü Optimizasyonunun kökleri yapay hayat (kuşların, balıkların yani genel olarak sürülerin hareketlerini inceleyen teori) ve evrimsel programlama gibi iki temel yöneme uzanmaktadır. Yalnızca basit matematiksel operatörler kullanması sayesinde diğer evrimsel hesaplama tekniklerinden ayrılan parçacık sürü optimizasyonu, doğası gereği toplum temelli olan ve toplumun değişim geçirmesiyle işleyen bir algoritmadır. Parçacık Sürü Optimizasyonunun birçok küresel optimizasyon problemi için etkili bir çözüm yöntemi olduğu ve diğer evrimsel hesaplama yöntemlerinin karşılaştığı bazı zorlukların üstesinden kolaylıkla gelebildiği Kennedy ve Eberhart tarafından gösterilmiştir (Kennedy ve Eberhart, 1995'ten aktaran Akbulut, 2008: 5).

Karaboğa (2005), arı kolonilerinin besin arama sürecindeki zeki davranışlarını modelleyerek yapay arı kolonisi optimizasyon algoritmasını geliştirmiştir. Algoritmada toplam yiyecek kaynağı sayısına eşit sayıda görevli arı bulunmaktadır. Çözümek istenen problemin muhtemel çözümleri, arı kolonilerinin faydalanacağı besin kaynağı konumlarına karşılık, çözümlerin kaliteleri ise nektar miktarına karşılık gelir. Problemin arama uzayındaki çözümlerden minimum veya maksimum kalitedeki çözümü bulmaya çalışan yapay arı kolonisi algoritması, en fazla nektara sahip kaynağın yerini bulmaya çalışır (Akay, 2009). Başlangıçta kâşif arılar rastgele yiyecek aramaya başlarlar. Bir kâşif arı besin kaynağı bulduğunda görevli arı haline gelir ve kovana nektar götürmeye başlar. Kovana nektarını taşıyan görevli arılar yaptığı dans ile bekleyen kâşif arılara besin kaynağı hakkında bilgi iletirler. Kaynaktaki besin bitince görevli arı tekrar kâşif arı olur. Kovana besin getiren arıların danslarını izleyen kâşif arılar besin kaynaklarının kalitelerini değerlendirerek bir kaynağı seçerler (Küçüksille ve Tokmak, 2011).

Storn ve Price tarafından 1995 yılında geliştirilmiş olan diferansiyel gelişim algoritması, işleyişi ve operatörleri itibarıyla genetik algoritmaya dayanan ve özellikle sürekli (reel sayı) verilerin kullanıldığı problemlerde etkin sonuçlar verebilen popülasyon temelli bir sezgisel üstü optimizasyon tekniğidir. Popülasyon temelli olduğu için aynı anda çözüm uzayının birçok noktasını araştıran ve operatörleri yardımıyla her iterasyonda çözümü iyileştiren bir algoritmadır. Gerçek değerlerle kodlanan genetik algoritmaların problemleri çözüm performansını arttırmak için Price ve Storn genetik operatörlerde birtakım değişiklikler yapmışlardır. Çaprazlama, mutasyon ve seçim operatörleri genetik algoritmadan farklı olarak bütün popülasyona sırayla uygulanmaktadır. Her kromozom, rastgele seçilmiş diğer üç kromozomu kullanarak çaprazlama ve mutasyon operatörleri vasıtasıyla yeni bir bireyin elde edilmesinde kullanılmaktadır. Elde edilen yeni bireyle mevcut bireyin uygunlukları karşılaştırılarak uygunluğu iyi olan birey yeni nesile aktarılmaktadır. Üretilen çözümlerin kalitesi, amaç fonksiyonuna ürettikleri değerle (uygunluk değeri) ölçülmektedir (Keskintürk, 2006). Kromozomların yeni nesilde olma olasılıkları uygunluklarına bağlıdır. Bu işlemler durdurma kriterleri sağlanıncaya kadar devam eder. Durdurma kriteri sağlandığında uygunluğu en iyi kromozom problemin çözümü olacaktır (Keskintürk, 2006: 91).

Yapay bağışıklık sistemleri doğal bağışıklık sisteminden esinlenmiş olup, doğal sistemin prensipleri yapay bağışıklık sistemi algoritmalarının geliştirilmesinde kullanılmıştır. Bu konuda Farmer (1986) tarafından yapılan ve yapay bağışıklık sistemini diğer yapay zekâ yaklaşımları ile ilişkilendiren çalışma öncü çalışma olarak kabul edilmektedir. Oldukça karmaşık bir yapıya sahip olan doğal bağışıklık sisteminin prensiplerinden esinlenilerek oluşturulan algoritmalar optimizasyon, biçim tanıma, veri madenciliği, bilgi ağı güvenliği (network) alanlarına uygulanabildiği gibi kombinatoriyal optimizasyon problemlerine de uygulanabilmektedir (Akçay, 2009: 34). İnsan vücudunu yabancı antijen veya patojenlerden koruyan bağışık sistemler etkili koruma mekanizmalarıdır. Doğal bağışıklık sistemlerden esinlenilerek geliştirilen yapay bağışıklık sistemi bir yumuşak hesaplama tekniğidir. Negatif seçim algoritması ve klonal seçim algoritması yapay bağışıklık sistemlerinin iki alt bölümüdür (Baygın ve

Karaköse, 2011: 206). İstenmeyen durumların tespitinde kullanılan negatif seçim algoritmasında öncelikle bir aday dedektör kümesi üretilir ve bu aday dedektör kümesi öz küme ile eşleştirilir. Eğer eşleşme yok ise bu adaylar yabancı yapı olduğu için asıl dedektör kümesine aktarılır. Daha sonrasında ise test verileri girilerek dedektör kümesi ile karşılaştırılır. Bir test verisi herhangi bir dedektör tarafından tanınırsa istenmeyen bir durum olduğu anlaşılır (Dandıl ve Güngör, 2012: 226). Klonal seçim algoritması optimizasyon ve örüntü tanıma problemlerinde kullanılan yöntemdir. Bu algoritmada başlangıç çözüm kümesi oluşturulduktan sonra her iterasyonda istenilen duruma yaklaşmak hedeflenmektedir. Her iterasyonda istenilen hedef duruma en benzer antikörlerin klonlanması, antikörlerin benzerlik derceleriyle ters orantılı bir olasılıkla mutasyona uğratılması ve antikör repertuarının güncellenmesi yapılmaktadır (Baygın & Karaköse, 2011: 206-207). En iyi sonuca ulaşana kadar bu işlemler tekrar edilmektedir.

Yapay sinir ağları farklı girdiler ile istenen çıktılar arasındaki ilişkiyi öğrenmek ve başka girdilere göre tahminler yapmak üzere geliştirilmiş algoritmalar. Bu algoritmalar olayların örneklerine bakarak öğrenirler ve olay hakkında genelleme yaparlar. Bu genelleme yetenekleri nedeniyle yapay sinir ağları görmedikleri örnekler gösterildiğinde çıkarım yapabilirler (Öztemel, 2012: XI). Yapay sinir ağları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler üretme ve keşfetme yeteneğini bilgisayar ortamında uygulayan algoritmalar. Yapay sinir ağları öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik çıkarımı ve optimizasyon konularında başarılı algoritmalar (Öztemel, 2012: 29). Yapay sinir ağları katmanlar halinde düzenlenmiş ve aralarında karşılıklı bağlantılar olan yapay sinir hücrelerinden oluşurlar. Bu sinir hücreleri arasındaki bağlantılar çıktıların iletilmesi ve hataların geri yayılımı için kullanılan snaps adı verilen yapılardır. Her sinir hücresi girdilerini bağlantıların ağırlık katsayıları ile çarparak toplam fonksiyonuna tabi tutar ve aktivasyon fonksiyonlarının özelliklerinde göre çıktı verirler. Bir yapay sinir ağında bir tane girdi katmanı, en az bir tane gizli katman ve bir tane de çıktı katmanı bulunur. Girdi katmanının görevi yapay sinir ağının örneklerdeki verileri almasını sağlamak, çıktı katmanının görevi ağın çıktı üretmesini sağlamak, gizli katmanının görevi ise çok sayıda bağlantı oluşturarak ağın karmaşık ilişkileri öğrenmesini sağlamaktır. Literatürde çeşitli yapay sinir ağı modelleri bulunmaktadır. Bunlardan bazıları: çok katmanlı algılayıcı, doğrusal vektör kuantizasyonu, kendi kendini organize eden haritalar, adaptif rezonans teorisi modelleri, hopfield ağı, counterpropagation ağı, cognitron ve neocognitron ağları, boltzman makineleri, olasılıklı sinir ağları, elman ağı ve radyal tabanlı fonksiyondur (Öztemel, 2012).

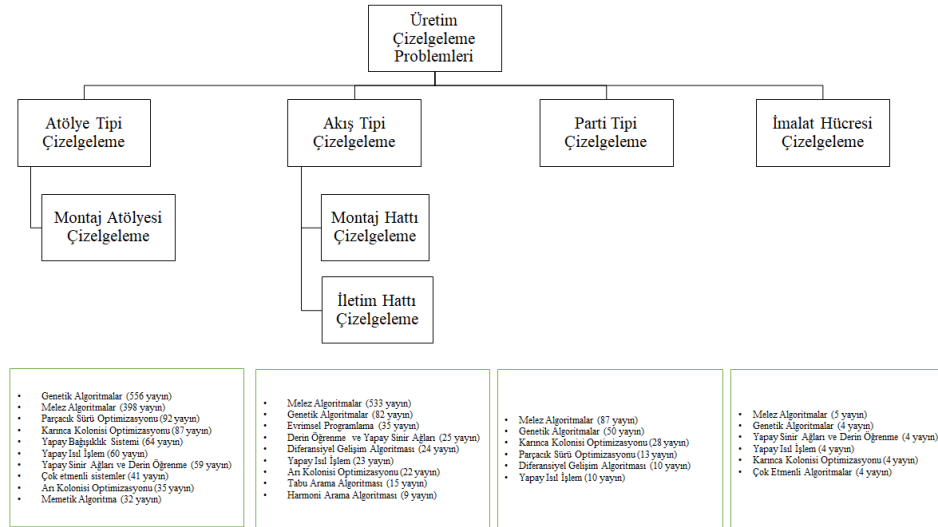
Üst sezgiseller sezgiselleri seçen sezgiseller olarak tanımlanabilir. Üst sezgiseller çözüm uzayını sezgiselleri yöneterek dolaylı olarak araştırırlar (Bai ve diğerleri, 2006: 346). Bir üst sezgisel bir dizi alan bağımlı sezgisel veya komşuluk fonksiyonu kullanırlar ve yerel arama esnasında farklı durumlar ve problem örneklerine adaptasyon için tercihlerini stratejik olarak değiştirirler. Alt seviye sezgiseller ile üst sezgisel arasında bir bariyer yer almaktadır. Alana ilişkin bilgiler bu bariyeri geçemez. Bu nedenle, üst sezgisel yönettiği alana ilişkin herhangi bir bilgiye sahip değildir. Üst sezgisel sadece n adet alt düzey sezgiseli ve değerlendirme fonksiyonu tarafından değerlendirilen sonuçları bilir (Burke ve diğerleri, 2003:14). Üst sezgisel kendi iç durumunu kullanarak sonraki adımda hangi sezgiseli çağıracağına karar verir. (Özcan ve diğerleri, 2008: 4).

Farklı sezgiseller ile üst sezgisel yapay zekâ tekniklerinin avantajlı yönlerini birleştirerek daha yüksek performans gösteren algoritmalar geliştirmek mümkündür. Bu yaklaşımlara melez yöntemler adı verilmektedir. Bu çalışmaların ortak yönü birden fazla yapay zekâ optimizasyon algoritmasını (tabu arama ve genetik algoritma, tavlama benzetimi ve genetik algoritma vb.) birleştirerek daha etkili yöntemler sunmalarıdır.

5. Üretim Çizelgeleme Problemlerinin Çözümünde Yapay Zekâ Uygulamalarına Örnekler

Makalenin bu bölümünde önceki bölümlerde tanıtılmış olan yapay zekâ tekniklerinin çizelgeleme problemlerinde uygulanmasına ilişkin örnek çalışmalara yer verilmiştir. Literatür taramasına SCOPUS ve Web of Science indekslerinde taranan dergiler dahil edilmiştir. Literatür araştırılırken 1996-2021 arasında 25 yıllık zaman kısıtı kullanılmış, araştırma makaleleri, bildiriler ve kitap bölümleri araştırma kapsamına alınmıştır. Bu araştırma sonucunda yapay zekâ algoritmalarının kullanıldığı 854 akış tipi, 1.410 atölye tipi, 36 parti tipi, 28 üretim hücresi tipi, 30 montaj atölyesi, 34 montaj hattı tipi ve 4 iletim hattı çizelgeleme yayını incelenmiştir. Bu yayınları inceleyerek bu alanda yeni çalışma yapmak isteyen

araştırmacılara yol göstermesi için hangi çizelgeleme problemlerinde hangi algoritmaların yaygın olduğu belirlenerek şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1: Çizelgeleme Problemlerinde Yaygın Olarak Kullanılan Algoritmalar.

Atölye tipi çizelgeleme problemleri, m tane tezgâhta işlenen n tane işin önceden belirlenen bir sıra ile kapasite kısıtlarını sağlayarak çizelgelenmesidir. Atölye tipi çizelgeleme (ATÇ) problemlerinde, n iş sayısı, m makine sayısı olmak üzere $(n!)^m$ sayıda mümkün çizelge olabilir. Çözüm uzayının bu kadar geniş olması problemi np-zor problem haline getirmektedir. Bu nedenle bu problemlerin çözümünde sezgisel üstü ve üst sezgisel algoritmaların kullanımı gereklidir.

Şekil 1’de atölye tipi çizelgeleme problemlerinin çözümü için en fazla kullanılan algoritmaların genetik algoritmalar, melez algoritmalar ve parçacık sürü optimizasyonu olduğu görülebilmektedir. Bu algoritmaların popülasyon temelli olmaları, çaprazlama, mutasyon gibi araştırmayı akıllı bir şekilde yönlendiren operatörleri kullanmaları optimizasyon performansını iyileştirmektedir. Özellikle probleme özel olarak tasarlanan operatörler algoritmaların etkinliğini arttırabilmektedir. Bu problemleri çözmek için doğadan esinlenen yeni algoritmalar denenmektedir. Atölye tipi çizelgeleme için araştırmacıların genetik algoritma ile parçacık sürü optimizasyonu gibi meta sezgisellerin birleştirildiği paralel hesaplama tekniklerini kullanan algoritmalar geliştirmeleri önerilebilir. Aşağıda atölye tipi çizelgeleme problemlerine örnek uygulamalar özetlenmiştir.

Huang ve Liao 2012’de sundukları bildiride bir alüminyum folyo fabrikasının üretim çizelgeleme problemini çözmek için yapay bağışıklık sistemi tabanlı bir algoritma önermişlerdir. Sunulan yapay bağışıklık algoritmasının, şirket tarafından kullanılan en erken teslim zamanı temelli sezgiselden daha iyi performans gösterdiği yazarlar tarafından bildirilmiştir.

Mohd Anuar, Yusof ve Nor Akmal Khalid 2013’te sundukları bildiride yarı iletken montaj endüstrisinde dağıtılmış üretim çizelgesini optimize etmek için bir yapay bağışıklık sistemi algoritması önermiş ve endüstriyel bir veri setiyle test etmişlerdir. Yazarlar deney sonuçlarında üretim verimliliğinin %30’dan %60’a çıktığını belirlemişlerdir.

Xu, Shao, Yao, Zhou ve Pham 2016’da yayınlanan makalelerinde pareto tabanlı arı algoritması ile çok amaçlı çizelgeleme problemini çözmüşlerdir. Yazarlar tıkanıklığı önlemek ve arama hızını arttırmak için değişken komşuluk arama, mutasyon ve çaprazlama operatörleri, kritik yol yerel araması, kritik yol tabu kümesi gibi çeşitli teknikler kullanmışlardır. Yazarlar algoritmanın iyi performans gösterdiğini raporlamışlardır.

González, Palacios, Vela ve Hernández-Arauzo 2017’de yayınlanan makalelerinde ağırlıklı gecikmeyi minimize etmek için hazırlık zamanlı bir tek makine çizelgeleme probleminin çözümünde dağınık arama (scatter search) algoritmasını kullanmışlardır. Yazarlar yaptıkları deneysel çalışmalarda önerdikleri algoritmanın literatürdeki en gelişmiş yöntemlerle rekabet edebilecek düzeyde performans gösterdiğini raporlamışlardır.

Shen ve Smalov 2018’de sundukları bildiride atölye tipi üretim çizelgeleme problemi için genetik algoritma, tavlama benzetimi ve karınca kolonisi optimizasyon algoritmalarını karşılaştırmışlardır. Yazarlar, bu algoritmaların performanslarının yüksekte düşüğe doğru sırasıyla genetik algoritma, karınca kolonisi optimizasyonu ve tavlama benzetimi şeklinde olduğunu raporlamışlardır.

Kawaguchi ve Fukuyama 2018’de sundukları bildiride enerji yönetimini dikkate alan reaktif melez parçacık sürü optimizasyonunu atölye çizelgeleme problemlerine uygulamıştır. Yazarlar, 10 makine 10 iş problemlerinde algoritmanın geleneksel yöntemle göre daha iyi sonuç verdiğini raporlamışlardır.

Gong, Chiong, Deng ve Gong 2019 yılında yayınlanan makalelerinde esnek atölye tipi çizelgeleme probleminin çözümü için melez bir yapay arı kolonisi algoritması önermişlerdir. Yazarlar, deney sonuçlarının algoritmanın literatürde iyi sonuç veren bazı algoritmalarından daha iyi performans gösterdiğini raporlamışlardır.

Defersha, Obimuyiwa ve Yimer 2020’de sundukları bildiride çift kaynak kısıtlı esnek atölye çizelgeleme problemi için bir çoklu deneme/en iyi hamle yapay ısıtma işlem algoritması önermişlerdir. Yazarlar deneysel çalışmanın önerdikleri algoritmanın büyük ölçüde daha hızlı yakınsamasını sağladığını raporlamışlardır. Tan, Zhou, Zhang, Guo, Qi ve Wang 2020’de yayınlanan makalelerinde çelik sanayinde üretim çizelgeleme probleminin çözümü için günlük arama algoritması ile tamsayı programlama yöntemlerini kombine olarak kullanmışlardır. Yazarlar önerdikleri algoritmanın etkin sonuç verdiğini raporlamışlardır. Zhang, Li, Zhang ve Wang 2020’de yayınlanan makalelerinde esnek montaj atölyesi çizelgeleme problemi çözmek için çok amaçlı dağıtılmış karınca kolonisi sistemi kullanmıştır. Yazarlar, önerdikleri yaklaşımın, özellikle büyük ölçekli örneklerde diğer yöntemlerin çoğundan daha iyi performans gösterdiğini ve yöntemin pratik üretim çizelgeleme problemlerini çözmek için değerli ve rekabetçi bir yaklaşım olduğunu raporlamışlardır.

Malekpour, Hafezalkotob ve Khalili-Damghani 2021’de yayınlanan makalelerinde kesikli simülasyon ve tavlama benzetimi algoritmalarını melez akış tipi çizelgeleme problemi için uygulamışlardır. Yazarlar, deney sonuçlarında tavlama benzetiminin etkin olduğunu raporlamışlardır. He, Meng, Wang, Wang, Pan ve Gao 2021’de yayınlanan makalelerinde doküman üretimi çizelgeleme modeli oluşturmuşlardır. Yazarlar bu modeli çözmek için bir geliştirilmiş bir karınca kolonisi algoritması önermişler, geliştirdikleri algoritmanın manuel çizelgeleme ve diğer otomatik yöntemlere kıyasla üstün performans gösterdiğini raporlamışlardır. Jia, Cui ve Li 2021’de yayınlanan makalelerinde karınca kolonisi optimizasyon algoritmasını kullanarak n iş m makine üretim çizelgeleme ve dağıtım çizelgeleme problemlerini çözmüşlerdir. Yazarlar, önerdikleri algoritmanın makul sürede son teknolojiye sahip algoritmalarından daha iyi çözümler ürettiğini raporlamışlardır. Sassi, Alaya, Borne ve Tagina 2021’de yayınlanan makalelerinde esnek atölye çizelgeleme probleminin çözümü için ayrıştırma tabanlı bir yapay arı kolonisi algoritması önermişler ve bu algoritmanın literatürdeki diğer algoritmalarından üstün performans gösterdiğini raporlamışlardır.

Long, Pardalos ve Li 2021’de yayınlanan makalelerinde entegre üretim çizelgeleme ve araç rotalama probleminin çözümü için pareto optimal çözüm üreten çok amaçlı bir parçacık sürü optimize edicisi kullanmışlardır. Yazarlar, bu algoritmanın diğer optimizasyon algoritmalarına göre üstün performans gösterdiğini raporlamışlardır.

Günümüzde en yaygın üretim şekli akış tipi üretimdir, bu nedenle literatürdeki yayınların çoğunluğu akış tipi çizelgelemeyi konu almaktadır. Akış tipi çizelgeleme birbirinden farklı m makine n işin ve m operasyonun bulunduğu ve bütün işlerin operasyonlarının aynı sıra ile yapıldığı problemlerdir. Akış tipi çizelgeleme problemlerinde $(n!)^m$, permütasyon akış tipi çizelgeleme problemlerinde ise $n!$ farklı çizelge oluşturulabilmektedir. 3’ten fazla makine olması halinde çözüm uzayının büyüklüğü kısa sürede kesin çözümler üretmeyi imkânsız hale getirmektedir. Bu nedenle problem, np-zor problem haline gelmekte ve sezgisel, sezgisel üstü veya melez algoritmaların kullanımını gerekli kılmaktadır.

Şekil 1’de akış tipi çizelgeleme (iletim ve montaj hattı çizelgeleme) problemlerinde en yaygın olarak kullanılan algoritmaların melez algoritmalar, genetik algoritmalar ve evrimsel programa olduğu görülmektedir. Melez algoritmaların önemli çoğunluğunun genetik algoritma ile farklı algoritmaların birleştirildiği algoritmalar olduğu düşünüldüğünde genetik algoritmaların bu problemler için en uygun teknik olduğu düşünülebilir. Paralel programlama yaklaşımı kullanarak genetik algoritma ve diğer sezgisel üstü algoritmaları eş zamanlı olarak çalıştırmak ve çözüm uzayını daha etkin bir şekilde

araştırmak mümkün olabilir. Bu algoritmaların bu problemlerde başarılı olmasının en önemli sebeplerinden birisi popülasyon temelli algoritmalar olmalarıdır. Popülasyondaki her birey çözüm uzayının farklı bölgesini araştırdığından küresel optimale ulaşmak daha mümkün olmaktadır. Ayrıca her yeni nesilde önceki neslin kötü bireyleri elendiği için arama küresel optimuma doğru yönlendirilmektedir.

Akış tipi çizelgeleme, iletim ve montaj hattı çizelgeleme problemlerinin çözümünde çok etmenli algoritmalar, ateş böceği algoritması, akıllı su damlası algoritması, istilacı ot algoritması, yarasa algoritması, gergedan algoritması, gri kurt algoritması gibi doğal hayatı örnek alan yeni yaklaşımlar da denenmektedir. Akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünü ele alan çalışmaların kısa literatürü aşağıda sunulmuştur.

Park ve Kim 1997’de yayınlanan makalelerinde paralel makinelerde sipariş sırası çizelgeleme problemi için tabu arama ve tavlama benzetimi algoritmalarını kullanmışlardır. Yazarlar tavlama benzetimi algoritmasının tabu arama algoritmasından daha iyi sonuç verdiğini raporlamışlardır.

Bozejko ve Wodecki 2002’de sundukları bildiride akış tipi iş sıralama problemi için bir paralel tabu arama algoritması sunmuşlar ve algoritmanın NEH algoritması ile karşılaştırılabilir sonuçlar verdiğini raporlamışlardır.

Yin ve Wang 2013’te sundukları bildiride çok kısıtlı çizelgeleme probleminin çözümü için iki aşamalı bir tabu arama algoritması önermişlerdir. Yazarlar, deney sonuçlarına göre algoritmanın büyük ölçekli ve çok kısıtlı esnek imalat atölye tipi çizelgeleme problemlerine uygun olduğunu raporlamışlardır.

Yang, Li, Wang, Liu ve Luo 2017’de sundukları bildiride akış tipi çizelgeleme probleminin çözümünde dağıtık arama tabanlı bir memetik algoritma kullanmışlardır (Memetik algoritmalar genetik algoritmaların özel türüdür). Yazarlar önerdikleri algoritma ile tatmin edici sonuçlar aldıklarını raporlamışlardır.

Barenji, Liu, Yu ve Huang 2021’de yayınlanan makalelerinde toplam bekleme süresinin ve toplam erkenlik ve geçlikleri en aza indirme amaçlı ortak bitiş tarihlerine sahip melez akış tipi çizelgeleme problemi için NSGA II tabanlı bir genetik algoritma geliştirmişlerdir. Yazarlar, araştırma sonuçlarının parçacık sürü optimizasyonu ve diğer genetik algoritmadan daha iyi performans gösterdiğini raporlamışlardır.

Parti tipi üretim sipariş tipi üretim ile kitlesel üretimin arasında kalan bir üretim sistemidir. Bir siparişi veya sürekli talebi karşılamak amacıyla üretim partiler halinde gerçekleşir. Parti tipi çizelgeleme akış veya atölye tipi üretim ortamlarında karşımıza çıkabilen bir problemdir. Bu nedenle akış ve atölye tipi problemler gibi np-zor problem sınıfına dahil olan problemlerdir. Bu problemlerin çözümünde de sezgisel ve sezgisel üstü algoritmalar yaygın olarak kullanılır.

Şekil 1’de parti tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünde en fazla melez algoritmaların, genetik algoritmaların ve karınca kolonisi optimizasyonunun kullanıldığı görülmüştür. Bu nedenle bu problemlerin çözümü için de araştırmacıların genetik algoritma veya karınca kolonisi optimizasyonuna dayanan melez yaklaşımları kullanması önerilebilir. Aşağıda parti tipi üretim çizelgeleme için bazı örnekler verilmiştir.

Zong ve Kongkaew 2020’de yayınlanan makalelerinde prefabrik üretim çizelgeleme problemi için çok amaçlı değişken komşuluk arama algoritmasını kullanmışlar ve algoritmanın üstün performans gösterdiğini raporlamışlardır. Bank, Mahdavi Mazdeh, Heydari ve Teimoury 2021’de yayınlanan makalelerinde parti büyüklüğü, üretim ve dağıtım çizelgeleme probleminin çözümü için iki karma tamsayı programlama modeli kurmuştur. Bu modelleri büyük ölçekli problemlerde kullanmışlar ve çözüm için bir sezgisel yöntemle güçlendirilmiş genetik algoritma geliştirmişlerdir. Yazarlar, rastgele oluşturdukları örnekler üzerinde elde edilen sonuçların geliştirdikleri algoritmanın iyi performans gösterdiğini raporlamışlardır. Yazarlar ayrıca, bu algoritma sayesinde parti büyüklüklerinin tedarik zinciri maliyetlerini %11,8 azaltabildiğini raporlamışlardır (Zhong ve Kongkaew, 2020).

Hücrel üretim (CM), benzer üretim süreci gerektiren parçaların farklı üretim hücrelerinde gruplandırıldığı bir üretim sistemidir. Bu benzerlikler, benzer parçalar benzer aparatlar ve tesislerde

işlenebildiğinden kurulum sürelerini azaltır. İmalat hücresi çizelgeleme problemleri np-zor problem sınıfında olduğundan bu problemlere de sezgisel ve sezgisel üstü algoritmalar uygulanmaktadır.

Şekil 1’de imalat hücresi çizelgeleme problemlerinde yaygın olarak melez yaklaşımların daha fazla kullandığı görülmektedir. Genetik algoritmaların, yapay sinir ağlarının, yapay ısıl işlemin, karınca kolonisi optimizasyonunun ve çok etmenli algoritmaların da bu problemlerde kullanıldığı şekil 1’de görülmektedir. Bazı bilim insanları kurt sürüsü, arı kolonisi algoritmaları, bulanık mantıksal ve kural tabanlı yaklaşımlar da denemişlerdir.

İmalat Hücresi çizelgeleme problemlerinde gelecekte yapacakları çalışmalarda bilim insanları genetik algoritma ve türevlerini, yapay sinir ağlarını, yapay ısıl işlemi, karınca kolonisi optimizasyonunu veya çok etmenli algoritmaları kullanabilirler. Bu yöntemler popülasyon temelli oldukları için popülasyondaki her bir birey çözüm uzağının farklı bir bölgesini araştırmaktadır. Bu nedenle bu tür algoritmalar yerel optimuma takılmayıp, küresel optimuma daha fazla yaklaşabilmektedir. Araştırmacılar ayrıca bu yöntemlerin avantajlı yönlerini birleştiren melez yaklaşımları da kullanabilirler.

Son 20 yılda literatürdeki bazı çalışmalarda çizelgeleme problemlerinin çözümü için yapay sinir ağlarının kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmalarda bir üretim görevleri dizisini girdi olarak alan ve üretim çizelgesi oluşturan çeşitli türlerde yapay sinir ağları kullanılmıştır (Kurt, 2003; Akkaya ve Gökçen, 2006; Demircioğlu, 2019; Zhang, Dai, He, Bao ve Xie, 2020; Wu, Liao, Karatas, Chen ve Zheng, 2020). Yazarlar geliştirdikleri yapay sinir ağı modellerinin üretim çizelgelemede başarılı olduğunu raporlamışlardır.

Melez yaklaşımların son yıllarda çizelgeleme problemlerinde yaygınlaştığı görülmektedir (Atighehchian, Bijari ve Tarkesh, 2009; Cihanlı, 2010; Li, Gao ve Li, 2012; Özcan, 2020; Gelen, 2018; González, Vela ve Varela, 2015). Son 20 yıldaki bazı çalışmalarda yapay zekâ optimizasyon yöntemleri ile elde edilen sonuçlarla yapay sinir ağlarının ve makine öğrenme algoritmalarının eğitilmesi yoluyla hızlı sonuç veren yeniden çizelgeleme algoritmaları üzerinde de çalışıldığı görülmektedir (Yu ve Liang, 2001; Zhao, Gao ve Li, 2019; Li, Carabelli, Fadda, Manerba, Tadei ve Terzo, 2020; Abidi, Alkhalefah, Mohammed, Umer ve Abu Qudeiri, 2020).

6. Tartışma ve Sonuç

Üretim çizelgeleme problemleri üretim planlamasında önemli görevlerden birisi olan kısa vadeli üretim planlamasının önemli problemlerinden birisidir. Bu problemlerin boyutu büyüdükçe kesin sonuç veren algoritmaların kısa sürede sonuç vermesi mümkün olmamaktadır. Bu nedenle sezgisel, sezgisel üstü, üst sezgisel ve melez yapay zekâ optimizasyon yöntemleri gelişmiştir. Bu yöntemler optime yakın sonuçlar veren akıllı arama algoritmalarıdır. Bu algoritmalar tabiattan esinlenerek çeşitli tabiat olaylarının bilgisayar ortamında simülasyonu neticesinde elde edilmiştir. Darwin’in evrim teorisinden esinlenerek genetik algoritmaları da kapsayan evrimsel algoritmalar ortaya çıkmıştır. Metallerin ısıl işlemleri esnasında ortaya çıkan süper kafes yapılarının optimizasyon problemleriyle benzerliğinden yapay ısıl işlem algoritması geliştirilmiştir. Canlıların yiyecek bulma stratejilerinden esinlenerek karınca kolonisi algoritmaları, parçacık sürü optimizasyonu ve yapay arı kolonisi optimizasyonu vb. algoritmalar geliştirilmiştir. İnsanların bağışıklık sisteminden esinlenerek yapay bağışıklık sistemleri, insan beyni ve öğrenme yöntemlerinden esinlenerek yapay sinir ağları geliştirilmiştir. Bu algoritmalar büyük ölçekli birçok optimizasyon problemlerinde başarıyla uygulanmışlardır.

Araştırmada, belirli veri tabanlarından 25 yıllık zaman aralığı için bir literatür özeti sunulmasının diğer araştırmacıların ilgili literatüründeki değişiklikleri takip etmelerine yardımcı olabileceği düşünülmektedir. Bu amaçla bu çalışmada üretim çizelgeleme literatüründe son 25 yıl içindeki bazı yapay Zekâ uygulamalarına ilişkin literatür özeti sunulmuştur.

Öncelikle üretim çizelgeleme problemlerinin üretim planlamasındaki yeri ve önemi, üretim çizelgeleme problemlerinin sınıflandırılması, kullanılan kesin sonuç veren, sezgisel, sezgisel üstü, üst sezgisel ve melez yöntemler hakkında bir literatür özeti sunulmuştur. Daha sonra üretim çizelgeleme literatüründe son 25 yıllık zaman aralığında yapay zekâ uygulamalarını kapsayan kısa bir literatür özeti sunulmuştur. Bu alanda literatürde çok sayıda çalışma bulunduğundan scopus ve web of science veri tabanlarında son 25 yılı kapsayan örnekler ele alınmıştır.

Çalışma neticesinde bütün çizelgeleme problem kategorilerinde en fazla kullanılan algoritmaların genetik algoritmalar ve melez algoritmalar olduğu tespit edilmiştir. Genetik algoritmalar ile yapay ısıt işlem, tabu arama, harmoni arama algoritmaları gibi yerel arama tekniklerini birleştirerek daha etkili melez algoritmalar elde edilebilir. Geliştirilen algoritma, yeniden çizelgeleme için derin öğrenme temelli algoritmalar ile desteklenebilir ve değişen çizelgeleme koşulları için optimal çözümler kısa sürede tahmin edilebilir. Literatürde doğal yaşamı örnek alan kurt sürüsü, kanguru algoritması, kör fare algoritması gibi yeni yöntemler her geçen gün artmaktadır. Genetik algoritmalar ile bu yeni geliştirilen algoritmaların birleştirilmesi araştırmacılar için iyi araştırma alanları olabilir. Bu genetik algoritma temelli melez yaklaşımlar, çok sayıda CPU ve GPU kullanılarak çok kanallı programlama teknikleri ile daha hızlı çözüm üreten algoritmalar üretilebilir. Bunun dışında çok sayıda sunucu üzerinde çalışan paralel programla teknikleri de kullanılarak büyük problemlere hızlı çözüm üretecek algoritmalar yazılabilir.

İlerleyen çalışmalarda simülasyon teknikleriyle oluşturulan veri setleri yardımıyla çeşitli yapay zekâ algoritmalarının üretim çizelgeleme problemleri üzerindeki performanslarını değerlendirmek üzere çalışmalar yapılması, makine öğrenmesine dayanan hızlı sonuç veren yeniden çizelgeleme algoritmalarının oluşturulması düşünülebilir. Yeni geliştirilen yapay zekâ algoritmalarıyla bilinen yapay zekâ algoritmalarının bir araya getirilmesiyle her iki optimizasyon tekniğinin avantajlarından faydalanan melez yaklaşımlar denenebilir.

Kaynakça

- Abidi, M., Alkhalefah, H., Mohammed, M., Umer, U. & Abu Qudeiri, J. (2020). Optimal Scheduling of Flexible Manufacturing System Using Improved Lion-Based Hybrid, Machine Learning Approach. *IEEE Access*, 8, 96088-96114. doi:10.1109/ACCESS.2020.2997663.
- Akay, B. (2009). *Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony) Algoritmasının Performans Analizi*. (Doktora Tezi). Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- Akbulut, İ. (2008). *Parçacık Sürü Optimizasyonu İle Anten Tasarımı*. (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Bilişim Enstitüsü, İstanbul.
- Akçay, E. (2009). *Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Yapay Bağışıklık Sistemi ile Çok Amaçlı Optimizasyonuna Yönelik Bir Model Önerisi*. (Doktora Tezi). Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- Akkaya, G. ve Gökçen, T. (2006). Job-Shop Scheduling Design With Artificial Neural Networks. *Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, 2006 (4), 121-130.
- Atighehchian, A., Bijari, M. & Tarkesh, H. (2009). A novel hybrid algorithm for scheduling steel-making continuous casting production. *Computers & Operations Research*, 36 (8), 2450-2461.
- Bai, R., Burke, E., Kendall, G., & Mccollum, B. (2006). A simulated annealing hyper-heuristic for university course timetabling. *PATAT 2006: The 6th International Conference*, 345–350. Faculty of Informatics, Masaryk University.
- Bakır, M. ve B. Altunkaynak (2003). *Tamsayılı Programlama Teori, Modeller ve Algoritmalar*. Ankara: Nobel Yayın Dağıtım.
- Bank, M., Mahdavi Mazdeh, M., Heydari, M. & Teimoury, E. (2021). Coordinating lot sizing and integrated production and distribution scheduling with batch delivery and holding cost. *Kybernetes*, ahead-of-print (ahead-of-print). doi:https://0210g3e41-y-https-doi-org.cbu.proxy.deeppknowledge.io/10.1108/K-10-2020-0697.
- Baygın, M. ve M. Karaköse (2011). Adaptif Yapay Bağışık Sistem Tabanlı Grup Asansör Kontrol Algoritması. *Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu*, 205-210. TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası.
- Benhamida, F. (2008). Enhanced Lagrangian relaxation solution to the Generation Scheduling problem. *Advances in Modelling and Analysis A*, 45 (1-2), 12-26.

- Bozejko, W. & Wodecki, M. (2002). Solving the flow shop problem by parallel tabu search. *Proceedings. International Conference on Parallel Computing in Electrical Engineering*, 189-194. doi:10.1109/PCEE.2002.1115237.
- Buil, R., Piera, M. & Luh, P. (2012). Improvement of Lagrangian relaxation convergence for production scheduling. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 9 (1), 137-147.
- Burke, E., Kendall, G., Newall, J., Hart, E., Ross, P. & Schulenburg, S. (2003). Hyper-Heuristics: An Emerging Direction in Modern Search Technology. içinde *Handbook of Meta-Heuristics* (edt. F. Glover ve G. Kochenberger), 457-474. Springer.
- Büyüksünnetçi, A. (2006). *Tepkin Çizelgeleme Yaklaşımının Akış Tipi Atölye Ortamında Etkinliğinin Analizi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Eskisehir: Osmangazi Üniversitesi.
- Chatterjee, S. & Dimitrakopoulos, R. (2020). Production scheduling under uncertainty of an open-pit mine using Lagrangian relaxation and branch-and-cut algorithm. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 34 (5), 343-361.
- Chelouah, R. & Siarry, P. (2000). Tabu Search applied to global optimization. *European Journal of Operational Research*, 123 (2), 256-270. doi:https://doi.org/10.1016/S0377-2217(99)00255-6.
- Cihanlı, Ö. (2010). *Hibrit Akış Tipi Atölyede Çizelgeleme*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Bursa: Uludağ Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Cormen, T. H. (2009). *Introduction to Algorithms, 3rd Edition*. MIT Press.
- Cui, H. & Luo, X. (2017). An Improved Lagrangian Relaxation Approach to Scheduling Steelmaking-Continuous Casting Process. *Computers and Chemical Engineering*, 106, 133-146.
- Dalkılıç, G. ve F. Turkmen (2002). Karınca Kolonisi Optimizasyonu. *Yüksek Performanslı Bilişim Sempozyumu*.
- Dannenbring, D. (1977). An Evaluation of Flow Shop Sequencing Heuristics. *Management Science*, 23 (11), 1174-1182.
- Defersha, F., Obimuyiwa, D. & Yimer, A. (2020). Multiple-Trial/Best-Move Simulated Annealing for Flexible Job Shop Scheduling with Scarce Setup-Operators. *2020 7th International Conference on Soft Computing & Machine Intelligence (ISCMi)*, 61-67. doi:10.1109/ISCMi51676.2020.9311570.
- Demircioğlu, M. (2019). Yapay Sinir Ağları Kullanarak Enerji Tasarruflu Atölye Tipi Çizelgeleme. *Ç.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 28 (3), 143-154.
- Dereli, T. ve G. Daş (2010). Konteyner Yükleme Problemleri İçin Karınca Kolonisi Optimizasyonu Yaklaşımı. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 25 (4), 881-894.
- Duvivier, D., Preux, P., Fonlupt, C., D., R. & Talbi, E. (1998). The fitness function and its impact on local search methods. *SMC'98 Conference Proceedings. 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (Cat. No.98CH36218)*, 3, 2478-2483.. doi:10.1109/ICSMC.1998.725029.
- Ekin, E. & Yakhno, T. (2002). A Case Study of Adopting Ant System to Optimization Problems. *ADVIS2002*. Izmir.
- Farmer, J., Packard, N. & Perelson, A. (1986). The Immune System, Adaptation And Machine Learning. *Physica*, 22 (1-3), 187-204.
- Gelen, M. (2018). *Çok Amaçlı Çizelgeleme Probleminin Genetik-Multimoora Hibrit Algoritması ile Çözümü*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Sakarya: Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Glover, F., 1989, Tabu Search – Part I, *ORSA Journal on Computing* 1, 190-206.
- Glover, F., 1990, Tabu Search – Part II, *ORSA Journal on Computing* 2, 4-32.

- Glover, F. & Laguna, M. (1993). Tabu Search, *Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems*. Blackwell Scientific Publishing, 70-141.
- Goldberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization*. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing.
- Gong, G., Chiong, R., Deng, Q. & Gong, X. (2019). A hybrid artificial bee colony algorithm for flexible job shop scheduling with worker flexibility. *International Journal of Production Research*, 58 (14), 4406-4420. doi:<https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1653504>.
- González, M., Palacios, J., Vela, C. & Hernández-Arauzo, A. (2017). Scatter search for minimizing weighted tardiness in a single machine scheduling with setups. *Journal of Heuristics*, 23, 81–110. doi:<https://doi.org/10.1007/s10732-017-9325-1>.
- González, M., Vela, C. & Varela, R. (2015). Scatter search with path relinking for the flexible job shop. *European Journal of Operational Research*, 245 (1), 35-45.
- Gupta, J. (1971). A functional heuristic algorithm for the flowshop scheduling problem. *Operational Research Quarterly*, 22, 39-47.
- Campel, H.G., C., Dudek, R. & Smith, B. (1970). A Heuristic Algorithm For the n Job, m Machine Sequencing Problem. *Management Science*, 16 (10), B630-B637.
- He, W., Meng, S., Wang, J., Wang, L., Pan, R. & Gao, W. (2021). Weaving scheduling based on an improved ant colony algorithm. *Textile Research Journal*, 91 (5-6), 543-554.
- Herrman, F., Müller, K. & Engell, S. (1992). FMS Scheduling Using Branch-and-Bound with Heuristics. *Proceedings of the 31 st IEEE Conference on Decision and Control*. Tucson, Arizona.
- Ho, J. & Chang, Y. (1992). A New Heuristic for the n-job, M-machine Flow-Shop Problem. *European Journal of Operational Research*, 52, 194-202.
- Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor, MI: MIT Press.
- Huang, V. & Liao, L. (2012). An artificial immune based algorithm for parallel-machine scheduling with preference of machines. *2012 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 469-473. doi:10.1109/IEEM.2012.6837783.
- Hundal, T. S. & Rajgopal, J. (1988). An Extension of Palmer's Heuristic for the Flow-Shop. *International Journal of Production Research*, 26 (6), 1119-1124.
- Hwang, T. & Chang, S. (2003). Design of a Lagrangian relaxation-based hierarchical production scheduling environment for semiconductor wafer fabrication. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 19 (4), 566-578.
- Indah, A., Asmal, S., Mangnggenre, S. & Istiqa, T. (2020). Production scheduling using heuristic pour algorithm, branch and bound, and Nawaz Ensore and Ham (NEH) methods application in Butsudan industry. *2nd International Conference of Interdisciplinary Research on Green Environmental Approach for Sustainable Development, ICROEST 2020*.
- Ip, W., Yung, K. & Wang, D. (2004). A branch and bound algorithm for sub-contractor selection in agile manufacturing environment. *International Journal of Production Economics*, 87 (2): 195-205.
- Jia, Z., Cui, Y. & Li, K. (2021). An ant colony-based algorithm for integrated scheduling on batch machines with non-identical capacities. *Applied Intelligence*. doi:<https://doi.org/10.1007/s10489-021-02336-z>.
- Karaboğa, D. (2004). *Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları*. İstanbul: Nobel Yayın Dağıtım.
- Karaboğa, D. (2005). *An Idea Based On Honey Bee*. Teknik Rapor. Kayseri: Erciyes University Engineering, Faculty Computer Engineering Department.
- Karimi, N. & Davoudpour, H. (2015). A branch and bound method for solving multi-factory supply chain scheduling with batch delivery. *Expert Systems with Applications*, 42 (1), 238-245.

- Kawaguchi, S. & Fukuyama, Y. (2018). Reactive Hybrid Particle Swarm Optimization Based Job-shop Scheduling Problems Considering Energy Management. *ENCON 2018 - 2018 IEEE Region 10 Conference*, s. 2181-2186. doi:10.1109/TENCON.2018.8650438.
- Kellegöz, T. (2006). *Toplam Geç Bitirme Zamanının En Küçüklenmesi Performans Ölçütlü Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Çözümünde Genetik Algoritma Yaklaşımı*, Yüksek Lisans Tezi, Kırıkkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Kennedy, J. & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 81-86.
- Keskintürk, T. (2006). Diferansiyel Gelişim Algoritması. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2006 (1), 85-99.
- Kim, H., Lee, D. & Xirouchakis, P. (2006). A Lagrangean heuristic algorithm for disassembly scheduling with capacity constraints. *Journal of the Operational Research Society*, 57 (10), 1231-1240.
- Kim, H., Lee, D., Xirouchakis, P. & Kwon, O. (2009). A branch and bound algorithm for disassembly scheduling with assembly product structure. *Journal of the Operational Research Society*, 60 (3), 419-430.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, D. & Vecchi, M.P. (1983). Optimization by simulated. *Science*, 220 (4598), 671-680.
- Koza, J. (1993). *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. Massachusetts: MIT Pres, Cambridge.
- Kurt, A. (2003). Simülasyon-yapay sinir ağı ile esnek üretim sistemi tasarımı. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 18 (2), 31-38.
- Küçüksille, E. ve Tokmak, M. (2011). Yapay Arı Kolonisi Algoritması Kullanarak Otomatik Ders Çizelgeleme. *Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 15 (3), 203-210.
- Lang, J. & Tang, L. (2013). Modeling and Lagrangian relaxation based heuristic for scheduling oil wells in oilfield production. *Chinese Control Conference, CCC 2013*: 2554-2559). Xi'an.
- Lee, I. (2018). A branch-and-bound for production-and-delivery scheduling with dynamic delivery cost allowed. *Industrial Engineering and Management Systems*, 17 (2), 226-242.
- Li, X., Gao, L. & Li, W. (2012). Application of game theory based hybrid algorithm for multi-objective integrated process planning and scheduling. *Expert Systems with Applications*, 39 (1), 288-297.
- Li, Y., Carabelli, S., Fadda, E., Manerba, D., Tadei, R. & Terzo, O. (2020). Machine learning and optimization for production rescheduling in Industry 4.0. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 110, 2445-2463. doi:https://doi.org/ 10.1007/s00170-020-05850-5.
- Li, Z., Zhong, R.Y., Barenji, A.V., Liu, J.J., Yu, C.X. & Huang, G.Q. (2021) . Bi-objective hybrid flow shop scheduling with common due date. *Oper Res Int J*, 21, 1153–1178. https://doi.org/10.1007/s12351-019-00470-8.
- Long, J., Pardalos, P. & Li, C. (2021). Level-based multi-objective particle swarm optimizer for integrated production scheduling and vehicle routing decision with inventory holding, delivery, and tardiness costs. *International Journal of Production Research*, 1-20. Doi: 10.1080/00207543.2021.1919780.
- Malekpour, H., Hafezalkotob, A. & Khalili-Damghani, K. (2021). Product processing prioritization in hybrid flow shop systems supported on Nash bargaining model and simulation-optimization. *Expert Systems with Applications*, 180, 1-15.
- Mao, K., Pan, Q., Pang, X. & Chai, T. (2014). A novel Lagrangian relaxation approach for a hybrid flowsheet scheduling problem in the steelmaking-continuous casting process. *European Journal of Operational Research*, 236 (1), 51-60.

- Mohd Anuar, N., Yusof, U. & Nor Akmal Khalid, M. (2013). An artificial immune system algorithm for optimizing the distributed production scheduling in the semiconductor assembly industry. *13th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 259-264. doi:10.1109/ISDA.2013.6920745.
- Moslehi, G., Mahnam, M., Amin-Nayeri, M. & Azaron, A. (2010). A branch-and-bound algorithm to minimise the sum of maximum earliness and tardiness in the single machine. *International Journal of Operational Research*, 8 (4), 458-482.
- Moursli, O. & Pochet, Y. (2000). Branch-and-bound algorithm for the hybrid flowshop. *International Journal of Production Economics*, 64 (1), 113-125.
- Nabiyev, V. (2005). *Yapay Zekâ Problemler - Yöntemler – Algoritma*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Nawaz, M., Ensore, E. & Ham, I. (1983). A Heuristic Algorithm for the m-machine, n-job flow-shop sequencing problem. *Omega*, 11 (1), 91-95.
- Oktay, S. ve O. Engin (2006). Endüstriyel Problemlerin Çözümünde Dağılık Arama Yöntemi: Literatür Araştırması. *Journal of Engineering and Natural Sciences*, 2006 (3), 144-155.
- Özcan, E., Danışan, T. ve Eren, T. (2020). Hidroelektrik santrallarda bakım çizelgeleme için hibrid bir model önerisi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 35 (4), 1815-1828. doi:10.17341/gazimmfd.602774.
- Öztemel, E. (2012). *Yapay Sinir Ağları (3.Baskı)*. Ankara: Papatya Yayıncılık.
- Rajendran, C. & Chaudhuri, D. (1991). An Efficient Heuristic Approach to the Scheduling of Jobs in a Flowshop. *European Journal of Operational Research*, 61, 318-325.
- Sassi, J., Alaya, I., Borne, P. & Tagina, M. (2021). A decomposition-based artificial bee colony algorithm for the multi-objective flexible jobshop scheduling problem. *Engineering Optimization*. doi: https://doi.org/10.1080/0305215X. 2021.1884243.
- Seçme, G. (2006). *Akıs Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Yapay Sinir Ağları İle Modellenmesi*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Kayseri: Erciyes Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Shen, Z. & Smalov, L. (2018). Comparative Performance of Genetic Algorithm, Simulated Annealing and Ant Colony Optimisation in solving the Job-shop Scheduling Problem. *2018 26th International Conference on Systems Engineering (ICSEng)*, 1-5. Doi: 10.1109/ICSENG.2018.8638185.
- Storn, R. & Price, K. (1995). *Differential Evolution: A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces*. Teknik Rapor. International Computer Science Institute, Berkeley.
- Takano, M.I. & Nagano, M.S. (2017). A branch-and-bound method to minimize the makespan in a permutation flow shop with blocking and setup times. *Cogent Engineering*, 4 (1), 1-16.
- Tan, Y., Zhou, M., Zhang, Y., Guo, X., Qi, L. & Wang, Y. (2020). Hybrid Scatter Search Algorithm for Optimal and Energy-Efficient Steelmaking-Continuous Casting. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17 (4), 1814-1828.
- Velez, S. & Maravelias, C. (2013). A branch-and-bound algorithm for the solution of chemical production scheduling MIP models using parallel computing. *Computers and Chemical Engineering*, 55, 28-39.
- Wu, C., Liao, M., Karatas, M., Chen, S. & Zheng, Y. (2020). Real-time neural network scheduling of emergency medical mask production during COVID-19. *Applied Soft Computing*, 97(Part A), 1-9.
- Xu, W., Shao, L., Yao, B., Zhou, Z. & Pham, D. (2016). Perception data-driven optimization of manufacturing equipment service scheduling in sustainable manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 41, 86-101.

- Yang, Y., Li, P., Wang, S., Liu, B. & Luo, Y. (2017). Scatter search for distributed assembly flowshop scheduling to minimize total tardiness. *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 861-868. Doi: 10.1109/CEC.2017.7969399.
- Yin, H. L. & Wang, Y.M. (2013). A two-stage tabu search algorithm for large scale multi-constraints scheduling problems. *Proceedings of the 32nd Chinese Control Conference*, 2426-2430.
- Yu, H. & Liang, W. (2001). Neural network and genetic algorithm-based hybrid approach to expanded job-shop scheduling. *Computers & Industrial Engineering*, 39 (3-4), 337-356.
- Yücel, M. ve Ulutaş, A. (2010). Dinamik Programlamanın İşçilik Maliyetlerinin Minimizasyonunda Uygulanması. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15 (3), 271-290.
- Zhang, D., Dai, D., He, Y., Bao, F. S. & Xie, B. (2020). RLScheduler: An Automated HPC Batch Job Scheduler Using Reinforcement Learning. *SC20: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis*, 1-15. doi: 10.1109/SC41405.2020.00035.
- Zhang, S., Li, X., Zhang, B. & Wang, S. (2020). Multi-objective optimisation in flexible assembly job shop scheduling using a distributed ant colony system. *European Journal of Operational Research*, 283(2), 441-460.
- Zhao, M., Gao, L. & Li, X. (2019). A random forest based job shop rescheduling decision model with machine failures. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. doi:https://doi.org/10.1007/s12652-019-01574-x.
- Zong, L. & Kongkaew, W. (2020). A Multi-Objective Variable Neighborhood Search Algorithm for Precast Production Scheduling. *Engineering Journal*, 24 (6), 139-157.

Review Article

Üretim Çizelgeleme Problemlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları: Bir Derleme Çalışması

Artificial Intelligence Applications in Production Scheduling Problems: A Review Study

B. Türker PALAMUTÇUOĞLU

Öğr. Gör. Dr., Manisa Celal Bayar Üniversitesi

Kula Meslek Yüksekokulu

Yönetim ve Organizasyon Bölümü

turker.palamutcuoglu@cbu.edu.tr

<https://orcid.org/0000-0002-9251-402X>

Extensive Summary

Production scheduling is a planning activity in the form of sequencing, routing, and loading jobs to machines and personnel, which are the subjects of short-term main production plans. How the jobs will be sorted, which job will be processed on which machines, which jobs will be done for the machines and personnel in which time period are determined according to a predetermined purpose. This aim may be in the form of completing the works as soon as possible, exceeding the delivery dates of the orders to a minimum extent, minimizing the idle time of the machines and personnel.

There are many studies in the literature about production scheduling. Initial studies aim to understand the structure of the problem and to produce solutions for small and uncomplicated models. In the early studies, various mathematical and heuristic methods were proposed regarding the structure of the problem. However, these methods were not very successful in real life problems and could not produce solutions in polynomial times. For this reason, production scheduling problems are classified as non-polynomial difficult (NP-hard) problems and it has been seen in the literature research that modern meta-heuristic and meta-heuristic methods have been widely used in production scheduling problems in recent years.

Scheduling problems appear in many places and in different forms, from classical workshop scheduling to workforce and service planning, from product assembly line balancing to logistics resource assignment and scheduling (Büyüksunnetçi, 2006, p. 1). It is divided into two as open workshop type scheduling and closed workshop type scheduling (Biroğul, 2005, p. 9). The nature of the production environment to be scheduled will also affect the constraints of the scheduling problem and the characteristics of the resources. Different types of scheduling problems can be created for various layouts, from shop floor production environment to flow type production environment. Problems by scheduling environment can be classified into: flow-type production scheduling, shop-floor production scheduling, open-shop production scheduling, batch production scheduling, batch/flow-type production scheduling, manufacturing cell scheduling, assembly shop scheduling, assembly line scheduling, flexible transfer scheduling. Scheduling problems are basically divided into three groups according to the complexity of the process: single-stage, single-machine scheduling problems, single-stage, parallel machines, multi-stage flow and shop floor scheduling problems. According to their nature, scheduling problems can be divided into 5 groups: static scheduling, dynamic scheduling, online scheduling, offline scheduling, and real-time scheduling. According to the strategic approaches used, scheduling and rescheduling can be divided into reactive and predictive scheduling, interactive and active scheduling, intelligent and knowledge-based scheduling. Scheduling problems are divided into two groups as stochastic and deterministic scheduling problems according to the level of certainty of the parameters.

Since scheduling problems are in the NP-hard class, although algorithms such as integer programming algorithms and dynamic programming that gave precise results were tried in the beginning, various

heuristic methods have been developed in recent studies. Some of these heuristics are Johnson rule, Palmer's slope sequence method, Campel, Dudek and Smith's CDS algorithm, Gupta's heuristic, Dannenbring's RA, RACS and RAES heuristics, Nawaz, Ensore and Ham's NEH algorithm, Hundol and Rajgopal's heuristic, Ho and Chang's heuristic, Rajendran and Chaudhuri's heuristic. In addition to these methods, general purpose heuristic algorithms such as steep descent algorithm, hill climbing algorithm, greedy random adaptive search procedure are used in solving scheduling problems.

Due to the increasing size of production scheduling problems and the need for automatic rescheduling according to changing environmental conditions, exact solution methods and simple heuristic methods have failed to solve these problems. For this reason, artificial intelligence techniques have been developed that do not guarantee optimum results. Artificial intelligence techniques seen in the production scheduling literature can be examined in three main groups as metaheuristic, hyperheuristic and hybrid algorithms. Tabu search, simulated annealing, scattered search, genetic algorithm, ant colony optimization, particle swarm optimization, artificial bee colony optimization, differential evolution algorithm, artificial immune system algorithms can be given as examples of metaheuristic algorithms. Hyper heuristics are algorithms that select and operate lower-level heuristics based on their performance. There can be simple heuristics at the lower level as well as metaheuristic algorithms. Hybrid approaches, where different metaheuristics are used together to take advantage of their advantages, have been widely used in scheduling problems.

The literature research on the use of artificial intelligence in production scheduling includes journals that are indexed in SCOPUS and Web of Science. In particular, it has been tried to summarize which algorithms have been used in recent years. In the literature research, it has been seen that genetic algorithms, particle swarm optimization and hybrid approaches are mostly used in the solution of job shop type scheduling problems; genetic algorithms, evolutionary programming and hybrid algorithms are mostly used in the solution of flow shop scheduling problems; mostly used genetic algorithms, ant colony optimization and hybrid approaches in solution of batch scheduling problems; in the solution of manufacturing cell scheduling problems, genetic algorithms, artificial neural networks, deep learning approaches and hybrid approaches are mostly used. The widespread use of genetic algorithms in all scheduling problems is due to the superior performance of these algorithms or their hybrid derivatives. In these algorithms, by making jumps in the solution space of the mutation operator with the local search power of the crossover operators, results very close to the optimum solution can be obtained due to the global search power. Considering that in these algorithms, bad solutions such as roulette wheel selection are eliminated and good solutions are passed on to future generations, it can be well understood why the algorithm is effective in scheduling problems.

It can be predicted that machine learning and artificial intelligence techniques will gain more importance in the new industrial revolution. Online scheduling will gain more importance, especially in the case of the widespread use of the Internet of Things and cyber-physical systems. For example, a deep neural network that teaches the solutions obtained by genetic algorithms under different scheduling conditions can be very useful in online scheduling.

In future studies, I plan to conduct studies to evaluate the performance of various artificial intelligence algorithms on production scheduling problems with the help of data sets created with simulation techniques, and to create rescheduling algorithms based on machine learning that give fast results. By combining newly developed artificial intelligence algorithms with known artificial intelligence algorithms, new hybrid approaches that take advantage of both methods can be tried.