

Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Probleminin Dağılık Arama İle Optimizasyonu

Optimizing the Permutation Flowshop Scheduling Problem by Scatter Search

Ural Gökay ÇİÇEKLİ¹, Sevilay BOZKURT²

ÖZET

Çizelgeleme, üretim ve hizmet endüstrilerinde kritik rol oynayan karar verme süreçlerinden bir tanesidir. Çizelgelemenin türlerinden biri olan akış tipi çizelgeleme, n işin m adet makinede aynı sırada işlem görmesidir. Bu problemin karmaşıklığı arttıkça en iyi çözüme ulaşılması zorlaşmaktadır. Fakat bu karmaşık problemlerde, meta sezgisel yöntemlerden biri olan dağılık arama metodu kullanılarak en iyi sonuca yakın çözümler bulunabilmektedir. Dağılık arama metodu evrimsel yaklaşımın bir kolu olmasıyla birlikte iki veya daha fazla çözüm üretmesi optimizasyon teknikleri açısından oldukça avantajlıdır. Bu çalışmada, permütasyon akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümü için dağılık arama ile bir model geliştirilmiştir.

Anahtar Kelime: Çizelgeleme, Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme, Dağılık Arama

ABSTRACT

Scheduling is one of the decision-making processes that play a critical role in the production and service industries. Flow job scheduling is one of the types of scheduling where "n" job can be processed at "m" machines consequently. When the complexity of this problem increases, obtaining the optimum solution becomes difficult. But, solution can be found near the optimum in these complex problems by using the scatter search which is one of the meta heuristics. Scatter search method which is a branch of the evolutionary approach is an advantageous optimization technique due to producing two or more solution. In this study, the new model is developed for optimizing the permutation flowshop scheduling problem by scatter search.

Keywords: Scheduling, Permutation Flow Job Scheduling, Scatter Search

1. GİRİŞ

İşletmelerin ihtiyaçlarının çeşitlenmesi ve teknolojik gelişmeler, rekabet şartlarını her geçen gün zorlaştırmaktadır. İşletmeler günümüz rekabet ortamında, müşterilerinin ihtiyaçlarını tahmin edip, hızlı bir şekilde karşılayarak rakiplerine karşı rekabet avantajı sağlamaya çalışmaktadırlar. Müşteri beklentilerindeki çeşitlilik, çevrenin belirsizliği, üretim sistemlerindeki karmaşıklıklar işletmeleri yeni ve sürdürülebilir yöntemlere yöneltmektedir. Bu noktada işletmeler karşılaştıkları problemlerin çözümünde de yeni yöntemler kullanılmaya yönelmektedirler.

Klasik çizelgeleme problemlerinin en temellerinden birisi olarak bilinen akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümü içinde yeni yöntemler araştırılmaktadır. Akış tipi çizelgeleme problemlerinin sahip oldukları karmaşıklık düzeyi arttıkça optimum sonuca ulaşmayı zorlaştırmaktadır. Karmaşıklık düzeyi yüksek bu tür çizelgeleme problemlerinin çözümü için birçok yöntem

kullanılmaktadır (Kocamaz ve Çiçekli, 2010). Bu nedenle, Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme (PATÇ) gibi kombinatoriyal optimizasyon problemleri için oldukça etkili meta sezgisel yöntem tabanlı çözüm algoritmaları geliştirilmektedir.

Meta sezgisel modeller optimal sonucu garanti etmezler, fakat genellikle optimal sonuca yakın değerler elde edilmektedir. Meta sezgisel modellerde ulaşılan sonuçların sonuç kümesindeki en iyi sonuca ne kadar yakın olduğunu göremek problem yaratmaktadır (Kocamaz,2009). Sezgisel modeller geleneksel yöntemlere göre çok daha kısa bir sürede çözüme ulaşırlar (Goldberg, 1989). Günümüzde, rekabetin yoğun bir şekilde yaşandığı iş ortamı, işletmeleri optimum fakat yavaş olan bir çözüm yerine, hızlı ve kabul edilebilir bir çözüm bulmaya yönlendirmektedir (Kocamaz ve Çiçekli, 2010).

Meta sezgisel yöntemlerin temel amaçları, arama uzayını araştırarak ve keşfederek, en elverişli noktalarda arama yapıp yerel optimuma takılmadan

optimuma yakın çözümler üretebilmektedir (Osman ve Laporte, 1996). Metasezgisel yöntemler, yapı temelli (Construction based metaheuristics), yerel arama temelli (Local search based meta-heuristics) ve popülasyon temelli (Population based meta-heuristics) metasezgiseller olmak üzere üç ana gruba ayrılmaktadır. Popülasyon temelli algoritmalar, karınca kolonisi optimizasyonu, parçacık sürü optimizasyonu, genetik algoritma ve dağınık arama gibi evrimsel algoritmaları içermektedir (Osman ve Kelly, 1996).

Dağınık Arama (DA), popülasyon temelli meta sezgiseller arasında en fazla kullanılan algoritmalarından birisi olarak bilinmektedir. DA, temel olarak referans kümesi çözümlerini kombinasyonlar ile farklılaştırarak yeni çözümler yaratmayı amaçlamaktadır. DA, atama, rotalama, kümeleme ve çizelgeleme problemlerinin çözümlerinde değişik uygulamalar ile karşımıza çıkmaktadır. Kombinatorial optimizasyon problemlerinden PATÇ problemlerinin de çözümünde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

Bu çalışmada büyük ölçekli PATÇ problemlerinin DA ile optimizasyonu incelenmiştir. Buna bağlı olarak DA ile PATÇ problemlerine yönelik algoritma geliştirilmiş ve sonuç kısmında algoritma çıktıları verilmiştir.

2. PERMÜTASYON AKIŞ TİPİ ÇİZELGELEME

Üretim çizelgeleme, istenilen kriterleri karşılamak amacıyla işlere uygun üretim kaynakların atanması faaliyeti olarak tanımlanabilir (Graves, 1981). İstenilen kriterlerin eniyilemesi için belirtilen işlerin sıraya konulması gerekmektedir. Yapılan iş sıralama yöntemi bir üretim bölümünde belirli işlemlerden ya da makinelerden geçerek işlerin toplamda en kısa zamanda tamamlanacak şekilde ve ya kayıp zamanların toplamı minimum olacak şekilde sıralanmasını sağlamaktadır (Kobu, 1989). Bir harmonik düzenleme konusu olan çizelgelemede, çıktıyı üretmek için doğru görevlerin doğru zamanda, doğru unsurlar ile yönetilmesinin sağlanması ile ilgilenilir (Sheikh, 2003).

Bir üretim işletmesinde genel amaç; işi zamanında teslim etmek, ara stokları mümkün olduğunca

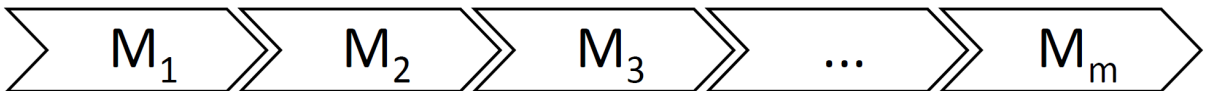
azaltmak, işin sistemdeki kalış süresini azaltmak, makine ile işçiyi verimli kullanmak, işi istenilen kalitede yapmak, makine hazırlık zamanlarını azaltmak ve üretimde işçi maliyetlerini azaltmak olarak sıralanabilir. Üretimin verimli olmasını sağlayan bu temel amaçların gerçekleşmesinde çizelgelemenin çok önemli rolü vardır (Eren ve Güner,2005). Çizelgeleme oluştururken birçok amaç bulunmaktadır (Russell ve Taylor,2000):

- Müşteriye zamanında teslim etmek,
- İş gecikmelerini en aza indirmek,
- Cevap verme süresini en aza indirmek,
- Tamamlanma süresini en aza indirmek,
- Fazla mesailerini en aza indirmek,
- Makine ve iş gücünden sağlanan faydayı en fazla yapmak,
- Geçen boş zamanları (aylak zaman) en aza indirmek,
- İş sürecindeki stoku en aza indirmek.

Ensek üretim sistemlerine sahip olmak isteyen işletmelerin öncelik olarak, ürünlerin istenen kalite ve maliyette, istenen sürede, doğru zamanlarda ve istenen miktarlarda oluşumunu sağlayarak üretimde darboğaz oluşumunu önleyecek çizelgeleme çalışmalarını sağlıklı yapabilmeleri gerekmektedir (Çörekcioğlu ve Güngör, 2005).

Akış tipi çizelgeleme, klasik çizelgeleme problemlerinin en temellerinden birisi olarak bilinmektedir. Üretim çizelgelemeyi beş boyutta sınıflandıran Graves (1981), işlem karmaşıklığı boyutunu kademe sayısına göre dört farklı kısımda incelemiştir. Graves (1981), akış tipi çizelgeleme problemlerini işlem karmaşıklığı boyutunda çok kademeli problemler olarak tanımlamıştır.

Makinelerin seri olarak birbiri ardına sıralandığı yerleşim düzenlerine akış tipi yerleşim ve akış tipi makine çevresi denilmektedir (Pinedo, 2002). Her i ($i=1,2,\dots,n$) işi, her j ($j=1,2,\dots,m$) makinesinde $t_{ij} \geq 0$ aralıksız işleme süresinde işlem görmesinin gerekli olduğu akış tipi problemlerinde, n işin m makine için toplam tamamlanma zamanını eniyileyen işleme sırasının bulunması incelenmektedir. Akış tipi yerleşim Şekil 1'de görülmektedir.



Şekil 1: Akış Tipi Yerleşim

Akış tipi çözümleme problemi, belirli bir performans ölçüsüne göre her bir makine için işlerin sıralamasını bulur. Teknolojik kısıtlar, işlerin aynı makine sırasından geçerek işlenmesini gerektirebilir. Ayrıca, birçok durumda her bir makine için işlerin sıralamasının aynı olduğu, n işin m makine üzerinde aynı sırada işlem gördüğü kabul edilmektedir (Fink ve Vob, 2003). Ayrıca, akış tipi çözümlemede, her iş her makinede işlem görmeyebilir. Bu durumda, bu işlerin ilgili makinelerdeki işlem süreleri sıfır olmaktadır.

Akış tipi çözümlemede problemlerinde, iş sıralarının her makinede farklı olduğu çizelgeler ve iş sıralarının her makinede aynı olduğu permütasyon çizelgeler olmak üzere iki farklı çözümleme türü bulunmaktadır. İş sıralarının her makinede farklı olduğu çizelgelerde; her bir makine için $n!$ adet farklı iş sırası elde edilmekte olup, m adet makine için mümkün olan çizelge sayısı $(n!)^m$ olmaktadır. İş sıralarının her makinede aynı olduğu permütasyon çizelgelerde ise mümkün olan çizelge sayısı $(n!)$ 'e inmektedir.

İşlerin işlem sıralarının tüm makinelerde aynı olduğu durumlarda, PATÇ üretim çevresine sahip

olduğumuz belirtilmektedir (Kumar ve Jadon, 2014). PATÇ probleminde, tamamlanma zamanının en küçükleme amaç fonksiyonu ile iki ve üç makine durumunda optimal çözümler etkin çözüm zamanlarında elde edilebilirken, problem NP-complete (Non-deterministic polinom complete) olduğundan 3 ve daha fazla makine için etkin zamanlarda optimal çözümler elde edilememektedir (Fink ve Vob, 2003). Bu yüzden bu yüzden sezgisel yöntemler geliştirilmeye başlanmıştır.

Üreticiler, çözümlemede işlerin bazılarının teslim zamanından önce tamamlandığı için erken tamamlanma cezasına, bazılarının ise teslim zamanından geç tamamlandığı için geç tamamlanma cezasına maruz kalmaktadır (Soyuer vd., 2007).

Toplamda n adet işin ve m adet makinenin bulunduğu bir PATÇ probleminde, i işinin j makinesindeki $p(i,j)$ işlem süresi ve iş permütasyonu $(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n)$ ile tamamlanma süresini aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır (Reeves ve Yamada, 1998; Reeves, 1995):

$$C(\pi_1, 1) = p(\pi_1, 1)$$

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

$$C(\pi_1, j) = C(\pi_1, j-1) + p(\pi_1, j) \quad j = 2, \dots, m$$

$$C(\pi_i, j) = \max\{C(\pi_{i-1}, j), C(\pi_i, j-1)\} + p(\pi_i, j) \quad i = 2, \dots, n; j = 2, \dots, m$$

Bir ürüne ait toplam üretim süresini aşağıdaki şekilde tanımlayabiliriz:

$$C_{max}(\pi) = C(\pi_n, m)$$

PATÇ problemlerinde, tüm permütasyonlar arasındaki en iyi permütasyon (π^*) bulunur:

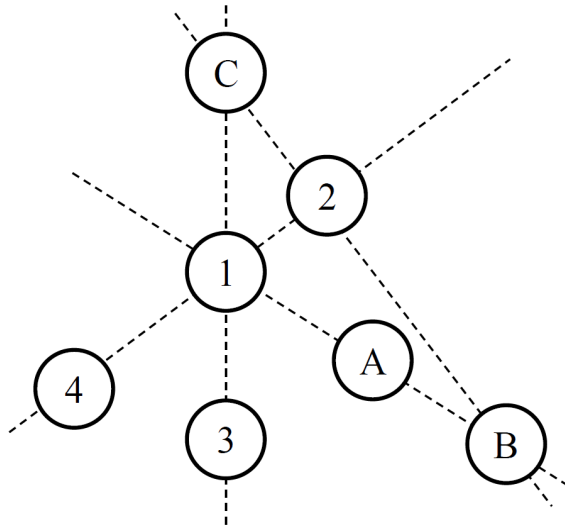
$$C_{max}(\pi^*) \leq C_{max}(\pi) \quad \forall \pi \in \Pi$$

3. DAĞILIK ARAMA

DA, optimizasyon problemlerine başarıyla uygulanmış evrimsel yöntemlerden birisi olarak kabul edilmektedir (Marti vd., 2006). DA yaklaşımı 1967 yılı Eylül ayında Teksas'da düzenlenen yönetim bilimi ve mühendislik yönetimi konferansında sunulan stratejilere dayanarak 1977 yılında Glover tarafından geliştirilmiştir (Laguna ve Marti, 2003).

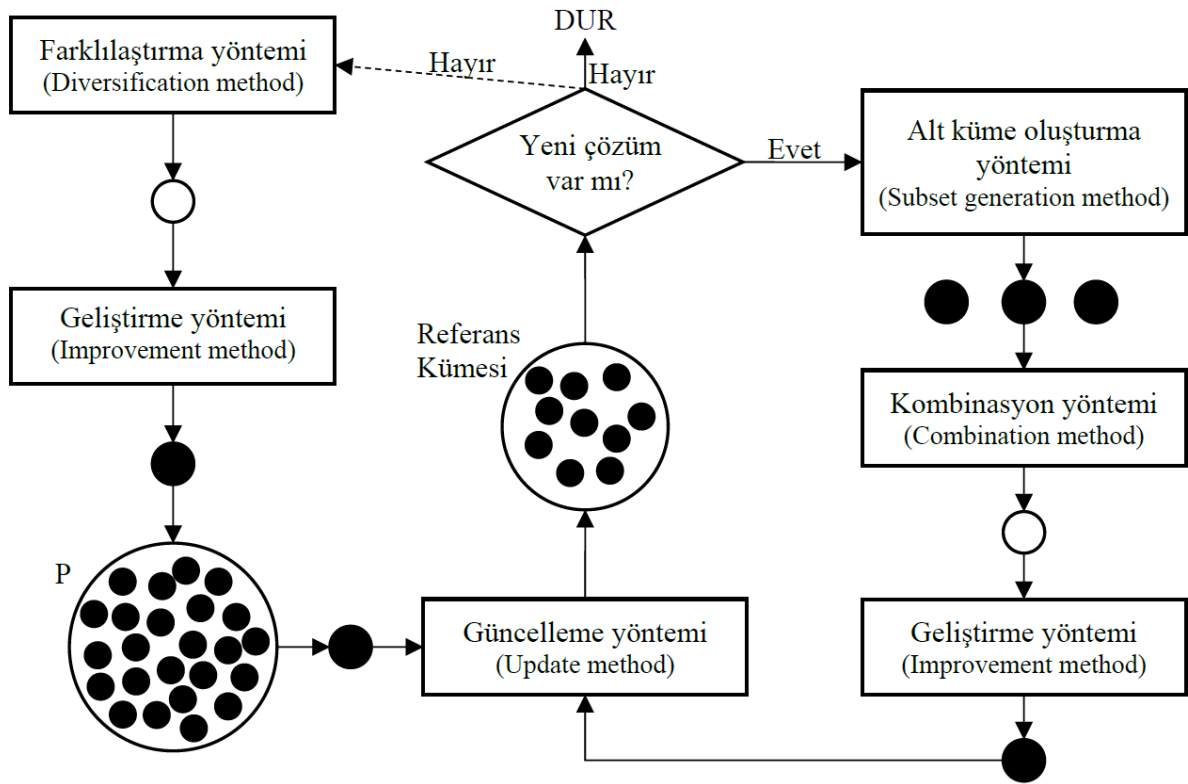
İlk olarak Glover tarafından tam sayılı programlama problemlerinin çözümü için metasezgisel yöntem olarak sunulan DA, kısıtları gevşetme yöntemi olarak tasarlanmıştır (Tavakkoli-Moghaddam vd., 2010).

Kombine bileşenlere dayalı bir çözüm prosedürü sağlamayı amaçlayan DA, eldeki problemin bilgisinden faydalanarak stratejik tasarımlar yoluyla çözümleri birleştirerek daha iyi çözümler elde etmektedir (Haq vd., 2007). DA referans çözümlerini birleştirerek yeni çözümler ortaya çıkartmayı amaçlamaktadır. Rastgele oluşturulmuş A, B ve C çekirdek çözümlerinin yer aldığı referans kümesinden yeni çözümlerin nasıl yaratıldığı Şekil 2'de gösterilmektedir. Çözümlerin kombine edilmesinin ana işleyiş mantığı; en az iki referans çözümünün doğrusal (dışbükey veya dışbükey olmayan) kombinasyonu ile yeni çözüm yaratılmasıdır (Laguna ve Marti, 2003). DA sonlandırılana kadar yeni referans kümesi eski kötü çözümler silinerek geliştirilmektedir.



Şekil 2: Temel Referans Kümesi (Laguna ve Marti, 2003)

DA metodunun diğer evrimsel yöntemlerden farkı, referans kümesinden sistematik bir şekilde iki ya da daha fazla çözüm seçilerek yeni sonuçlar üretmesidir (Sagarna ve Lozano, 2006). DA; farklılaştırma yöntemi, geliştirme yöntemi, referans kümesi güncelleme yöntemi, alt küme oluşturma yöntemi ve çözüm kombinasyon yöntemi olmak üzere beş yöntemden oluşmaktadır (Mobini vd.,2009). DA süreci, Şekil 3'te şematik olarak gösterilmektedir:



Şekil 3: Dağınık Arama Süreci (Sagarna ve Lozano, 2006)

Aramanın durumuna bağlı olarak referans kümesinin nasıl güncelleneceği stratejini içeren DA meta sezgiseli, aynı zamanda referans kümesinin ne zaman değişmeyeceğini ve yeni çözümler üretmek için farklılaştırması gerektiğini bilmelidir (Perez vd.,2005). Arama prosedürünün sonlanma kriterine

bağlı olarak DA, referans kümesindeki iyi ve uygun çözümleri sağlamış olur (El-Sayed vd., 2008). Genel olarak, arama prosedürünün sonlanma kriteri toplam maksimum süreye veya maksimum etkiye göre belirlenmektedir. DA metodunun adımları aşağıdaki gibi özetlenebilir (Cano vd., 2004);

1. Çözümlere ait ilk popülasyonu oluştur,
2. Popülasyondan referans kümesini oluştur,
3. Referans kümesinden bir altküme seç,
4. Altküme kombinasyon işlemini uygula,
5. Kombinasyonlara iyileştirme uygula,
6. Referans kümesini güncelle,
7. Yeni referans kümesi gerekinceye kadar 3 den 6 ya adımları tekrarla,
8. Bir popülasyon gerekinceye kadar 2 den 7 ye adımları tekrarla,
9. Sonlanma kriteri gerçekleşinceye kadar 1 den 8 e adımları tekrarla.

Optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan DA 6 prosedür ve 3 sonlanma kriteri kullanılmaktadır (Cano vd., 2004; Oktay ve Engin, 2006):

➤ Prosedürler

- Başlangıç Popülasyonu Oluşturma Prosedürü; iyi ve farklı bireyleri içeren rastsal bir başlanasyon Prosedürü; yeni bireyler oluşturmak için seçilen altkümelerdeki bireyleri zekice birleştirir.
- İyileştirme Proseangıç popülasyonu oluşturur.

- Referans Küme Üretme Prosedürü; popülasyondaki en iyi çözümleri seçerek referans kümesini oluşturur.
- Altküme Seçme Prosedürü; referans kümesindeki iyi altkümeleri seçer.
- Birey Kombidürü; yeni bireyleri iyileştirmek için uygulanan özelleştirilmiş bir prosedürdür.
- Referans Kümesi Güncelleme Prosedürüdür.

➤ Sonlanma Kriterleri

- Yeni Referans Küme Kriteri; popülasyondan ne zaman yeni referans kümesinin oluşturulacağı kararını içerir.
- Yeni Popülasyon Kriteri; yeni başlangıç popülasyonunun ne zaman oluşturulacağı kararını içerir.
- Sonlanma Kriteri; tüm arama işleminin ne zaman sonlanacağı kararını içerir.

4. DAĞINIK ARAMA İLE PERMÜTASYON AKIŞ TİPİ ÇİZELGELEME

DA yöntemini açıklayabilmek için 5 makine 5 işten oluşan bir örnek ele alınmıştır. Makinelerin işlere göre üretim süreleri Tablo 1'de verilmektedir.

Tablo 1: Makinelerin İşlere Göre Üretim Süreleri

	Makine1	Makine2	Makine3	Makine4	Makine5
İş1	39	14	4	10	18
İş2	11	47	19	45	12
İş3	26	2	3	34	4
İş4	8	28	18	34	5
İş5	16	19	32	48	38

İlk olarak algoritmaya ait başlangıç parametreleri belirlenmektedir. Bu parametrelerinde başlangıç popülasyon büyüklüğü, referans kümesi özellikleri ve iterasyon sayısı belirlenmektedir. DA çözüme başlangıç popülasyonu oluşturma ile başlamaktadır. Başlangıç popülasyonu rastgele seçilen 8 bireyden oluşturulmuştur.

- | | |
|-------------------|-------------------|
| Çözüm1: 3-4-2-1-5 | Çözüm5: 1-3-2-4-5 |
| Çözüm2: 1-2-5-3-4 | Çözüm6: 5-1-2-3-4 |
| Çözüm3: 5-4-1-3-2 | Çözüm7: 4-1-3-5-2 |
| Çözüm4: 5-3-2-4-1 | Çözüm8: 4-3-2-1-5 |

Başlangıç popülasyonu belirlendikten sonra, popülasyondaki tüm bireylere ait amaç fonksiyonları hesaplanmaktadır. PATÇ problemlerinde, amaç

fonksiyonu olarak toplam üretim süreleri kullanılmaktadır. Tablo 2 'de bireylere ait toplam üretim süreleri verilmektedir.

Tablo 2: Popülasyondaki Bireylere Ait Toplam Üretim Süreleri

	Amaç Fonksiyonu
Çözüm1	269
Çözüm2	285
Çözüm3	250
Çözüm4	256
Çözüm5	307
Çözüm6	253
Çözüm7	245
Çözüm8	263

Bir sonraki adımda, başlangıç popülasyonundaki en kötü iki birey geliştirilmektedir. En kötü bireyler olan Çözüm 5 (1-3-2-4-5) ve Çözüm 2 (1-2-5-3-4)

yerine yerleştirmek için NEH (Nawaz, Enscore ve Ham) ve en kısa işlem süresi (SPT - shortest processing time) algoritmaları ile yeni bireyler oluşturulmaktadır.

Tablo 3: İşlerin Makinelerdeki Toplam Üretim Süreleri (Küçükten-Büyüğe Sıralama)

	Makine1	Makine2	Makine3	Makine4	Makine5	Toplam
İş3	26	2	3	34	4	69
İş1	39	14	4	10	18	85
İş4	8	28	18	34	5	93
İş2	11	47	19	45	12	134
İş5	16	19	32	48	38	153

SPT algoritması, işlerin makinelerdeki toplam üretim sürelerine göre küçükten büyüğe sıralanmasını temel almaktadır. Tablo 3'te de görüldüğü gibi, SPT algoritması ile 3-1-4-2-5 sıralaması en iyi sıralama olarak bulunmuştur.

NEH algoritması, uzun işlem süresine sahip işlerin makinelerdeki iş sıralamasında mümkün olduğunca erken çizelgelenmesi fikrini temel almaktadır (Jin vd.,2007). NEH algoritması işlerin tüm makinelerdeki işlem sürelerinin azalan şekilde sıralaması ve k ($k=1, \dots, n$) adet iş için iki iş olarak başlayıp n adete kadar her k sayıdaki işlerin kısmi üretim sürelerinin minimize edilmesi üzere iki adımdan oluşmaktadır (Gao ve Chen, 2011).

NEH algoritmasında ilk olarak işler toplam üretim sürelerine göre büyükten küçüğe 5-2-4-1-3 olmak üzere sıralanmıştır. Sıralamada en fazla üretim süresine sahip ilk iki iş (İş5 ve İş2) seçilmiştir. Bu işlere ait sıralama kombinasyonları (5-2 ve 2-5) oluşturulmuştur. Kombinasyonlardan 5-2 sıralaması 172, 2-5 sıralaması 208 üretim süresine sahip olduğu hesaplanmıştır. 5-2 sıralaması daha kısa üretim süresine sahip olduğundan bir sonraki aşamaya bu sıralama ile geçilmiştir. İş sayısı üçe çıkarıldığında en iyi sıralama 193 üretim süresi ile 4-5-2 sıralaması olmuştur. İş sayısı dörde çıkarıldığında en iyi sıralama 204 üretim süresine sahip 4-5-1-2 sıralaması olmuştur. Son olarak, tüm işler algoritmaya katıldığında en iyi sıralama 229 üretim süresi ile 4-5-1-2-3 sıralaması olmuştur. Bulunan 4-5-1-2-3 sıralaması NEH algoritmasının çözümü olarak sunulmaktadır.

En kötü bireyler olan Çözüm 5 ve Çözüm 2 yerine yerleştirmek için NEH ve SPT algoritmaları ile oluşturulan yeni bireyler eklenerek popülasyon geliştirilmiştir. Geliştirilen popülasyon Tablo 4'te gösterilmektedir.

Tablo 4: Geliştirilmiş Popülasyon

	Amaç Fonksiyonu
Çözüm1	269
Çözüm2	229 (NEH)
Çözüm3	250
Çözüm4	256
Çözüm5	304 (SPT)
Çözüm6	253
Çözüm7	245
Çözüm8	263

Popülasyon geliştirildikten sonra referans kümesi seçilmektedir. Bu problemde, referans kümesi en iyi 2 ve en kötü birey olmak üzere 3 bireyden oluşmaktadır;

- $R_a=2$ (en iyi çözüm) (Çözüm2-229 ve Çözüm7-245)
- $R_b=1$ (en kötü çözüm) (Çözüm5-304)

Referans kümesi belirlendikten sonra alt kümeler oluşturulmaktadır. Alt küme oluşturma iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada, alt kümeler referans kümesi elemanlarının ikili kombinasyonlarından oluşmaktadır. İkinci aşamada ise, alt kümeler referans kümesi elemanlarının üçlü kombinasyonlarından oluşmaktadır. İkinci aşamada birinci aşamadaki her ikili kombinasyondan elde edilen en iyi değer diğer dışarıda kalan üçüncü eleman ile birleştirilmektedir. Birinci ve ikinci aşamalardan elde edilen çözümler Tablo 5 ve Tablo 6'da gösterilmektedir.

Birinci Aşama

Çözüm2, Çözüm7
Çözüm2, Çözüm5
Çözüm7, Çözüm5

İkinci Aşama

(Çözüm7, Çözüm5),
Çözüm2

Tablo 5: Birinci Aşamada Alt Kümelerden Elde Edilen Yeni Çözümler

Alt Kümeler	Yeni çözümler	Sıralama	Sonuç
Çözüm2 ve Çözüm7	Yeni Çözüm 1	4-1-5-2-3	245
	Yeni Çözüm 2	4-5-3-1-2	218
	Yeni Çözüm 3	4-5-3-2-1	245
	Yeni Çözüm 4	4-3-1-5-2	245
	Yeni Çözüm 5	4-2-1-5-3	247
	Yeni Çözüm 6	4-1-3-2-5	281
	Yeni Çözüm 7	4-5-1-3-2	237
	Yeni Çözüm 8	4-1-2-5-3	262
Çözüm2 ve Çözüm5	Yeni Çözüm 9	3-5-1-2-4	245
	Yeni Çözüm 10	4-1-3-2-5	281
	Yeni Çözüm 11	4-1-5-2-3	245
	Yeni Çözüm 12	3-5-4-2-1	250
	Yeni Çözüm 13	1-5-4-2-3	271
	Yeni Çözüm 14	3-4-1-2-5	284
	Yeni Çözüm 15	4-3-1-2-5	284
	Yeni Çözüm 16	5-1-4-2-3	246
Çözüm7 ve Çözüm5	Yeni Çözüm 17	3-1-4-5-2	264
	Yeni Çözüm 18	4-1-3-2-5	281
	Yeni Çözüm 19	3-1-4-5-2	264
	Yeni Çözüm 20	4-1-3-2-5	281
	Yeni Çözüm 21	4-1-3-2-5	281
	Yeni Çözüm 22	3-1-4-5-2	264
	Yeni Çözüm 23	4-1-3-2-5	281
	Yeni Çözüm 24	3-1-4-5-2	264

Tablo 6: İkinci Aşamada Alt Kümelerden Elde Edilen Yeni Çözümler

(Çözüm7, Çözüm5) Çözüm2	Yeni Çözüm 25	4-1-3-5-2	245
	Yeni Çözüm 26	3-5-1-2-4	245
	Yeni Çözüm 27	3-5-4-1-2	242
	Yeni Çözüm 28	4-1-5-2-3	245
	Yeni Çözüm 29	3-4-1-5-2	245
	Yeni Çözüm 30	1-5-4-2-3	271
	Yeni Çözüm 31	3-1-4-2-5	304
	Yeni Çözüm 32	4-2-1-5-3	247
	Yeni Çözüm 33	2-1-4-5-3	256
	Yeni Çözüm 34	4-5-1-3-2	237

Ele alınan örnekte, DA 1 döngü çalıştırılmıştır. Bu bir döngülü süreçte, başlangıç popülasyonda yer alan 8 çözüm ve oluşturulan 34 yeni çözüm olmak

üzere toplam 42 çözüm yer almaktadır. Bu süreçte, 218 üretim süresi ve 4-5-3-1-2 iş sıralaması ile "Yeni Çözüm 2" en iyi çözüm olarak bulunmuştur.

5. UYGULAMA

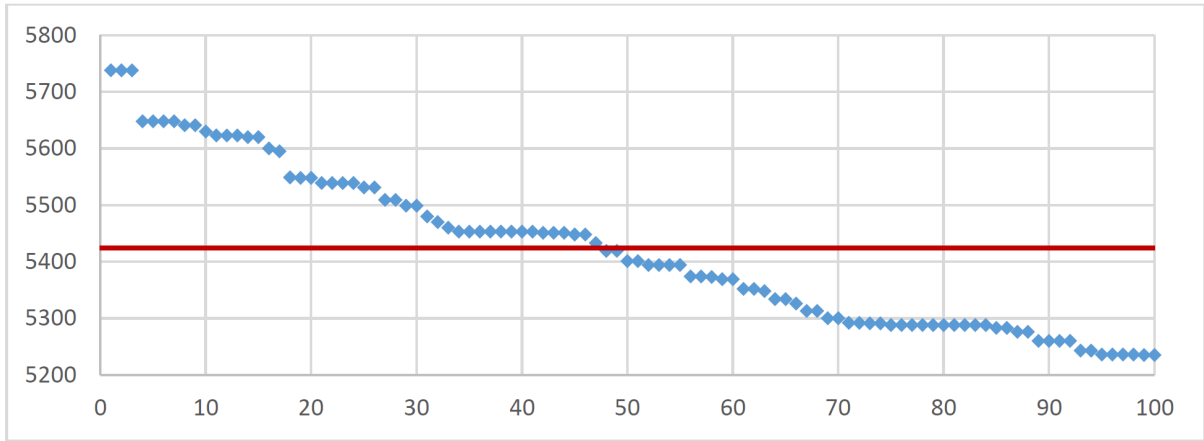
Çizelgeleme problemlerinin çözümünde oluşturulan rastgele veri setleri meta sezgisel yöntemlerin verimliliğini hesaplamada zorluk yaratmaktadır. Oluşturulan büyük veri setlerinin optimum değerleri hesaplanmadığı durumlarda çözümün optimum değere ne kadar yaklaştığı bilinmemektedir. Bu sebeple, meta sezgisel yöntemlerinin etkinliğinin hesaplanabilmesi için daha önceden oluşturulmuş ve optimum değeri bilinen veri setlerinin kullanılması tercih edilmektedir.

Çalışma kapsamında, Reeves (1995) tarafından oluşturulmuş rec41 PATÇ problemi DA ile

modellenmiştir. Geliştirilen model, 75 iş 20 makineden oluşan bu problemde test edilmiş ve probleme ait bilinen optimum çözümler ile karşılaştırılmıştır.

Modelin çözümü için Microsoft Office Excel programı ile entegre çalışabilen Frontline Systems firmasının Analitik Çözücü Platform'u (Analytic Solver Platform) kullanılmıştır. Analitik Çözücü Platformu, evrimsel algoritmalarından genetik algoritma ve DA'yı kullanarak problemleri çözebilmektedir. Bu çalışma kapsamında, evrimsel algoritmalarından DA tercih edilmiştir.

Tablo 7: Tekrarlarda Elde Edilen Sonuçlar ve Sonuçların Ortalaması (Büyükten küçüğe sıralanmış)



Geliştirilen modelin 100 tekrarına ait sonuçlar incelendiğinde, en iyi çözümün 5235, en kötü çözümün 5738 olduğu görülmektedir. Elde edilen

en iyi çözüme (5235) ait iş sıralaması Tablo 8'de verilmektedir.

Tablo 8: Elde Edilen En İyi Sonuca Ait İş Sıralaması

Sıra	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
İş No	55	44	5	68	33	60	10	37	69	27	9	70	41	61	8
Sıra	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
İş No	7	67	50	21	31	2	34	72	65	49	40	12	35	14	38
Sıra	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45
İş No	19	23	4	39	20	25	1	32	66	64	53	28	56	26	71
Sıra	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60
İş No	24	74	59	42	13	22	47	58	18	73	54	30	51	62	16
Sıra	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75
İş No	29	17	63	48	45	15	52	6	46	11	36	57	3	43	75

6. SONUÇ

Çalışma kapsamında gerçek hayata uygun bir PATÇ probleminin çözümü için DA metasezgiseli ile oluşturulan bir model kullanılmıştır. Bu algoritma ile bilinen optimuma yakın sonuçlar, kesin ve sezgisel yöntemlere göre çok daha az adımda ve daha kısa zamanda bulunmuştur.

75 iş 20 makinede permütatif olarak 2.4809141+109 farklı şekilde sıralanabilmektedir. Bu olasılık hesapları göz önünde bulundurulduğunda tüm olasılıklarının denenebilmesi imkansız kabul edilmektedir. Bu nedenle optimum çözümün

bilinmesi oldukça zor olmaktadır. Tüm olasılıkları hesaplamak günlerce sürecektir. DA ile optimuma yakın sonuçları bulmak sadece ortalama 124 saniye sürmektedir. İşlem boyutu arttıkça bu iki yöntem arasındaki zaman farkı gittikçe artacaktır. Günümüz rekabetçi piyasalarında, hızlı karar verme işletmeler rakiplerinin bir adım önüne geçmelerini sağlayacaktır.

Mutasyon oranının ve iterasyon sayısının DA çözümüne etkisi ile ilgili gelecek çalışmalar yapmak yararlı olacaktır. Ayrıca DA ile diğer meta sezgisellerin hangi problem türlerinde birbirlerine üstünlük sağlayabildiklerini belirlemek faydalı olacaktır.

KAYNAKLAR

Ali, M. ve Dapoigny, R. (2006) "Advances in Applied Artificial Intelligence: 19th International Conference on Industrial", Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems, IEA/AIE 2006, Annecy, France, June 27-30, 2006, Proceedings.

Cano, D.B., Santana, J.B., Rodriguez, C.C., Del Amo, I.J.G., Torres, M.G., Garcia, F.J.M., Batista, B.M., Perez, J.A.M., Vega, J.M.M., Martin, R.R. (2004) "Nature-inspired Components of the Scatter Search", Technical Report.

Chang, P.C., Hsieh, J.C., Chen, S.H., Lin, J.L. ve Huang, W.H. (2009) "Artificial Chromosomes Embedded in Genetic Algorithm for a Chip Resistor Scheduling Problem in Minimizing the Makespan" *Expert Systems with Applications*, 36(3-2):7135-7141.

Çörekcioğlu, M. ve Güngör, A. (2005) "Havsız Kumaş Üretimindeki Dokuma Çizelgeleme Problemine Bir Çözüm Yordamı", İstanbul Ticaret Üniversitesi V. Ulusal Üretim Araştırmaları Sempozyumu Bildiriler Kitabı: 225-230.

Dolgui, A., Morel, G. ve Pereira, C.E. (2006) "Information Control Problems in Manufacturing 2006", A Proceedings Volume from the 12th IFAC Conference, 17-19 May 2006, Saint-Etienne, France.

El-Sayed, S.M., El-Wahed, W.F.A. ve Ismail, N.A. (2008) "A Hybrid Genetic Scatter Search Algorithm for Solving Optimization Problems", The 6th International Conference on Informatics and Systems (INFOS2008), 27-29 Mart 2008, Faculty of Computers and Information, Cairo University, Kahire, Mısır.

Eren, T. ve Güner, E. (2005) "İki Ölçütlü Beklemesiz Akış Tipi Çizelgeleme Problemi: Toplam Tamamlanma Zamanı ve Maksimum Gecikme", İstanbul Ticaret Üniversitesi V. Ulusal Üretim Araştırmaları Sempozyumu Bildiri Kitabı: 231-236.

Fink, A. ve Voß, S. (2003) "Solving the Continuous Flow-Shop Scheduling Problem by Metaheuristics" *European Journal of Operational Research*, 151: 400-414.

Gao, J. ve Chen, R. (2011) "An NEH-based Heuristic Algorithm for Distributed Permutation Flowshop Scheduling Problems" *Scientific Research and Essays*, 6(14): 3094-3100.

Goldberg D.E. (1989) "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning", Addison-Wesley, USA.

Graves, S.C. (1981) "A Review of Production Scheduling" *Operations Research*, 29(4): 646-675.

Haq, A.N., Saravanan, M., Vivekraj, A. R. ve Prasad, T. (2007) "A Scatter Search Approach for General Flow-shop Scheduling Problem" *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 31(7-8): 731-736.

Ho, Y.C., Zhao, Q.C. ve Jia, Q.S (2008) "Ordinal Optimization: Soft Optimization for Hard Problems", Springer Science & Business Media.

Jini, F., Song, S. ve Wu, C. (2007) "An Improved Version of the NEH Algorithm and Its Application to Large-Scale Flow-Shop Scheduling Problems" *IIE Transactions*, 39: 229-234.

Kobu, B. (1989) "Üretim Yönetimi", İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Yayını, Yedinci Baskı, İstanbul.

Kocamaz, M. (2009) "Üretim Programlama ve Üretim Parti Büyüklüklerinin Toplam Hazırlık Zamanı Üzerine Etkisi: Bir İşletme Uygulaması" *Ege Akademik Bakış*, 9(1):173-185.

Kocamaz, M. ve Çiçekli, U.G. (2010) "Paralel Makinaların Genetik Algoritma ile Çizelgenmesinde Mutasyon Oranının Etkinliği" *Ege Akademik Bakış*, 10(1):199-210.

- Kumar, S. ve Jadon, P. (2014) "A Novel Hybrid Algorithm for Permutation Flow Shop Scheduling" *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 5(4):5057-5061.
- Laguna M. ve Marti R. (2003) "Scatter Search: Methodology and Implementations in C", Springer Science + Business Media, LLC.
- Li, X. ve Yin, M. (2013) "An Opposition-Based Differential Evolution Algorithm for Permutation Flow Shop Scheduling Based on Diversity Measure" *Advances in Engineering Software*, 55(2013):10–31.
- Liu, H., Gao, L. ve Pan, Q. (2011) "A Hybrid Particle Swarm Optimization with Estimation of Distribution Algorithm for Solving Permutation Flowshop Scheduling Problem" *Expert Systems with Applications*, 38(4): 4348-4360.
- Luo, Q., Zhou, Y., Xie, J., Ma, M. ve Li, L. (2014) "Discrete Bat Algorithm for Optimal Problem of Permutation Flow Shop Scheduling" *The Scientific World Journal*, 2014:1-15.
- Marti, R., Laguna, M. ve Glover, F. (2006) "Principles of Scatter Search" *European Journal of Operational Research*, 169:359-372.
- Mobini, M.D.M., Rabbani, M., Amalnik, M.S., Razmi, J. Ve Rahimi-Vahed, A.R. (2009) "Using an enhanced scatter search algorithm for a resource-constrained project scheduling problem" *Soft Computing*, 13:597-610.
- Nedjah, N., Coelho, L.S. ve Mourelle, L.M. (2008) "Quantum Inspired Intelligent Systems", Springer Science & Business Media.
- Oktay, S. ve Engin, O. (2006) "Endüstriyel Problemlerin Çözümünde Dağılık Arama Yöntemi: Literatür Araştırması" *Sigma Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, 3:144- 155.
- Osman, I.H. ve Kelly, J.P. (1996): "Meta-heuristics: An Overview" içinde: Osman, I.H. and J.P. Kelly (Ed.), *Meta-Heuristics: Theory and Applications*, Kluwer, Boston: 1–21.
- Osman, I.H. ve Laporte, G. (1996) " Metaheuristics: A Bibliography" *Annals of Operations Research*, 63: 513-623.
- Perez, J.A.M., Batista, B.M. ve Laguna, M. (2005) "Scatter Search Based Metaheuristic for Robust Optimization of the Deploying of "DWD" Technology on Optical Networks with Survivability" *Yugoslav Journal of Operations Research*, 15(1):65-77.
- Pinedo, M. (2002) "Scheduling Theory, Algorithms and Systems", Prentice Hall, Second Edition, Upper Saddle River, New Jersey.
- Reeves, C.R. (1995) "A Genetic Algorithm for Flowshop Sequencing" *Computers & Operations Research*, 22(1):5-13.
- Reeves, C.R. ve Yamada, T. (1998) "Genetic Algorithms, Path Relinking and the Flowshop Sequencing Problem" *Evolutionary Computation Journal, MIT*, 6(1):230–234.
- Russell, R.S., Taylor III, B.W. (2000) "Operation Management", 4th Edition, Prentice Hall, New Jersey.
- Sagarna, R. ve Lozano, J. A. (2006) "Scatter Search in Software Testing, Comparison and Collaboration with Estimation of Distribution Algorithms" *European Journal of Operational Research*, 169(2):392-412.
- Sheikh, K. (2003) "Manufacturing Resource Planning (MRP II) with an Introduction to ERP, SCM, and CRM", McGraw-Hill.
- Soyuer, H., Kocamaz, M. ve Kazançoğlu, Y. (2007) "Scheduling Jobs Through Multiple Parallel Channels Using an Expert System" *Production Planning & Control: The Management of Operations*, 18(1):35-43.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Javadian, N., Khorrami, A. ve Gholipour-Kanani, Y. (2010) "Design of a scatter search method for a novel multi-criteria group scheduling problem in a cellular manufacturing system" *Expert Systems with Applications*, 37:2661-2669.
- Yin, M. ve Li, X. (2011) "A Hybrid Bio-Geography Based Optimization for Permutation Flow Shop Scheduling" *Scientific Research and Essays*, 6(10):2078-2100.
- Yuan, K, Henequin, S, Wang, X ve Gao, L. (2006) "A New Heuristic-EM for Permutation Flowshop Scheduling", In Proceedings of the 12th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing (INCOM06), May 17–19, 2006, Saint-Etienne, France.