

Metasezgisel Yöntemler ve Uygulama Alanları

Metaheuristic Methods and Their Application Areas

Aytuğ ONAN¹

ÖZET

Metasezgisel yöntemler, geleneksel eniyileme yöntemlerinin kabul edilebilir bir çözüm üretilmediği karmaşık eniyileme problemleri için kabul edilebilir bir zaman diliminde etkin ve uygun çözümler üretebilen yaklaşık algoritmalarıdır. Metasezgisel yöntemler, farklı problemlere kolayca uyarlanabilmeleri sayesinde çizelgeleme, rotalama, zaman planlama, çizge boyama gibi birçok farklı probleme etkin çözümler getirebilmektedir. Bu çalışma kapsamında, metasezgisel yöntemler, arama çözüm sayısına dayalı olarak, tek çözüme dayalı ve toplum tabanlı metasezgisel yöntemler olarak sınıflandırılmış ve bu sınıflar içerisinde incelenebilecek temel algoritmalar tanımlanmıştır. Ayrıca, metasezgisel yöntemlerin başlıca uygulama alanları sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Metasezgisel Yöntemler, Eniyileme, Uygulama Alanları

ABSTRACT

Metaheuristic methods are approximate algorithms that produce efficient and appropriate solutions in an acceptable time for complex optimization problems to which conventional optimization algorithms are not able to provide an acceptable solution. Metaheuristic methods can provide efficient solutions to many different problems, such as scheduling, routing, timetabling, graph coloring owing to being easily adjustable to different problems. In this study, metaheuristic methods are classified as single solution based metaheuristic methods and population based metaheuristic methods based on solution number in search and the main algorithms of each class are introduced. In addition, primary application areas of metaheuristic methods are presented.

Keywords: Metaheuristic Algorithms, Optimization, Application Areas

¹ Araş.Gör., Celal Bayar Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü,
aytugonan@gmail.com

1.GİRİŞ

Birçok eniyileme problemi için en uygun çözümün makul bir zaman diliminde elde edilmesi söz konusu değildir. Metasezgisel yöntemler, karmaşık eniyileme problemlerine etkin çözümler üretebilmek için kullanılan yaklaşık algoritmalarıdır. Günümüzde metasezgisel yöntemler, mühendislik, endüstri, işletme gibi birçok farklı alandaki karmaşık eniyileme problemlerinin çözümünde başarı ile uygulanmaktadır.

Metasezgisel kavramı, ismini Yunanca 'da bulmak anlamına gelen "*heuriskein*" ile üst seviye yöntembilim anlamına gelen "*meta*" sözcüklerinin birleşiminden almaktadır. Metasezgisel yöntemler, sezgisel yöntemleri üst seviyede birleştirerek, arama uzayını etkin ve verimli bir şekilde incelemeyi amaçlar. Bu yöntemler, her zaman küresel en iyi çözümün bulunmasını garantileyemeseler de, büyük ölçekli ve karmaşık problemlere etkin çözümler üretebildikleri için oldukça kullanışlı olmaktadır (Talbi, 2009).

Metasezgisel yöntemler, arama sürecine rehberlik eden yaklaşımlardır. En uygun ya da en uyguna yakın çözümlerin elde edilebilmesi için arama uzayının etkin bir biçimde incelenmesi amaçlanır. Metasezgisel yöntemler, basit yerel arama yöntemlerinden karmaşık öğrenme süreçlerine kadar birçok farklı teknikten oluşmaktadır. Metasezgisel algoritmalar, arama uzayının belirli bir alanına takılı kalmayı önlemek amacıyla çeşitli teknikler içerebilmektedir. Metasezgisel algoritmalar, probleme özgü değildir (Blum ve Roli, 2003, s.270).

2.METASEZGİSEL YÖNTEMLER

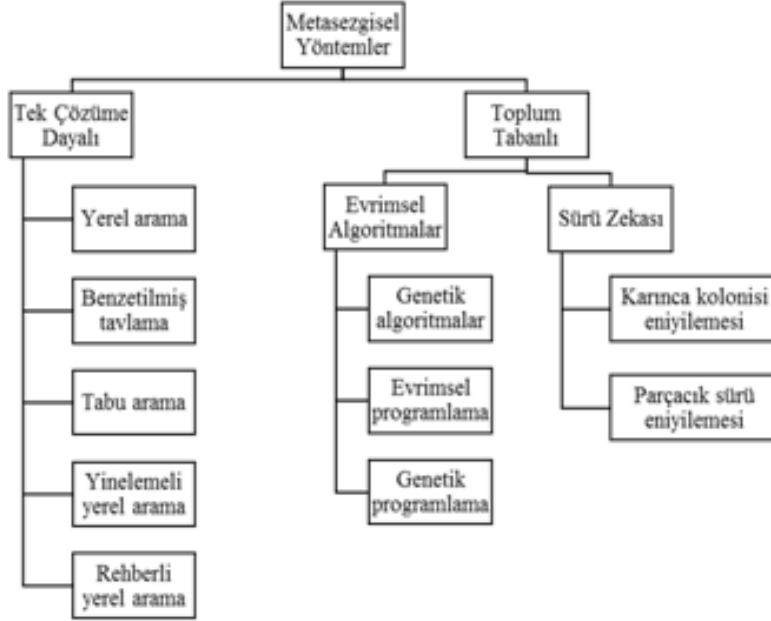
Metasezgisel yöntemler, yerel arama, benzetilmiş tavlama, tabu arama, genetik algoritmalar, evrimsel hesaplama, karınca kolonisi eniyilemesi gibi birçok farklı yöntemden oluşmaktadır. Bu yöntemler, farklı yönler göz önünde bulundurularak çeşitli şekillerde sınıflandırılabilir. Temel olarak metasezgisel yöntemler, doğadan esinlenen ve doğadan esinlenmeyen yöntemler, dinamik ve statik amaç fonksiyonuna sahip yöntemler, bir komşuluk yapısına ve değişken komşuluk yapısına sahip yöntemler, hafıza kullanan ve kullanmayan yöntemler ve tek çözüme dayalı ya da toplum tabanlı metasezgisel yöntemler olarak sınıflandırılabilir (Blum ve Roli, 2003).

Doğadan esinlenen metasezgisel yöntemler, doğada gerçekleşen bir olayı modelleyerek, kombinatorial eniyileme problemlerine uygun çözümler getirmeyi amaçlamaktadır. Karınca kolonisi eniyilemesi, benzetilmiş tavlama ve genetik algoritmalar, en bilinen doğadan esinlenen metasezgisel yöntemler arasındadır. Tabu arama ve yinelemeli yerel arama ise doğadan esinlenmeyen metasezgisel yöntemler arasında yer almaktadır (Birattari vd., 2001). Dinamik amaç fonksiyonuna sahip metasezgisel yöntemlerde ise arama sırasında amaç fonksiyonunun dinamik olarak değiştirilebilmesi ile aramanın yerel en iyiye takılması engellenmeye çalışılmaktadır (Blum ve Roli, 2003). Metasezgisel yöntemlerin komşuluk yapılarına göre sınıflandırılması ise bir diğer sınıflandırma ölçütüdür. Metasezgisel yöntemlerin, büyük bir çoğunluğu bir komşuluk

yapısına sahip yöntemler iken, bazı metasezgisel yöntemlerde deęişken komşuluk yapısı kullanılarak aramanın çeşitliliğinin sağlanması amaçlanmaktadır (Blum ve Roli, 2003). Deęişken komşuluk arama algoritması ve yinelemeli yerel arama algoritmaları, deęişken komşuluk yapısına sahip yöntemler arasındadır (Birattari vd., 2001).

Metasezgisel yöntemlere ilişkin bir dięer sınıflandırma da, hafıza kullanıp kullanılmalarına dayalı olarak gerçekleştirilmektedir. Tabu arama, karınca kolonisi eniyilemesi, genetik algoritma gibi bazı metasezgisel yöntemlerde hafıza kullanılarak arama sürecinde elde edilen uygun sonuçların daha sonraki aramalarda kullanılması sağlanabilmektedir.

Bu çalışma kapsamında, metasezgisel yöntemler, arama sürecinde kullanılan çözüm sayılarına dayalı olarak incelenmiştir. Tek çözüme dayalı metasezgisel yöntemler, arama sürecini tek bir çözüm üzerinden gerçekleştirirken, toplum tabanlı metasezgisel yöntemlerde, algoritmanın her bir yinelemesinde bir çözüm kümesi üzerinden ilerlenir. Şekil 1’de temel metasezgisel yöntemlerin arama çözüm sayısına dayalı olarak sınıflandırılması sunulmuştur.



Şekil 1. Metasezgisel Yöntemlerin Arama Çözüm Sayısına Dayalı Sınıflandırılması (Onan, 2013).

2.1. Tek Çözüme Dayalı Metasezgisel Yöntemler

Tek çözüme dayalı metasezgisel yöntemlerde, eniyileme problemlerine tek bir çözümün iyileştirilmesi ile çözüm getirilmektedir. Tek çözüme dayalı metasezgisel yöntemler, komşuluklar arasında yürüyüş gerçekleştirilerek, belirli bir çözümden komşuluğunda yer alan başka bir çözüme geçilmesi ile çözüme ulaşmaktadır (Crainic ve Toulouse, 2003).

Yerel arama, benzetilmiş tavlama, tabu arama, yinelemeli yerel arama ve rehberli yerel arama algoritmaları temel tek çözüme dayalı metasezgisel yöntemler arasındadır.

2.1.1. Yerel Arama Algoritması

Yerel arama algoritmaları, yalnızca tek bir güncel düğüm üzerinde çalışan ve bu düğümün komşularına doğru ilerleyen yaklaşımlardır. Yerel arama algoritmaları genel olarak, aday komşuların oluşturulması, daha iyi bir komşu bulunmadığı takdirde algoritmanın sonlandırılması, aksi takdirde, daha iyi bir komşunun seçilmesi ile devam edilmesi ve sonlandırma ölçütü sağlandığında elde edilen son çözümün listelenmesi şeklinde bir genel yapıya sahiptir (Talbi, 2009).

Yerel arama algoritmaları, sistematik arama algoritmaları olmamalarına karşın, sistematik arama algoritmaları olmamalarına karşın, oldukça az miktarda hafıza kullanmaları ve sistematik algoritmaları uygulamanın uygun olmadığı, büyük ya da sonsuz durum uzayına sahip problemlere makul çözümler getirmeleri nedeniyle öne çıkmaktadır (Russell ve Norvig, 2010). Bunun yanı sıra, çok sayıda olası çözümü kısa bir hesaplama zamanında değerlendirebilme, birçok problem çeşidine kolayca uyarlanabilme, daha kolay bir biçimde anlaşılabilme ve gerçekleştirilebilme özelliklerine sahiptir (Dumitrescu ve Stützle, 2003).

Yerel arama algoritmaları, bu avantajlarının yanı sıra bazı dezavantajlara da sahiptir. Bunların başında, yerel arama algoritmalarının yerel en iyiye takılmaları gelmektedir. Yerel arama algoritmalarının, bu sorununu ortadan kaldırabilmek için, çözümün farklı bir başlangıç çözümü üzerinden yinelenmesi, mevcut çözümü iyileştirmeyen komşuların da kabul edilmesi, arama sırasında komşuluk yapısının değiştirilmesi gibi farklı yaklaşımlar uygulanmaktadır. Çok başlangıçlı yerel arama, yinelemeli yerel arama ve GRASP gibi yaklaşımlar farklı başlangıç çözümü üzerinden devam edilmesi, benzetilmiş tavlama ve tabu arama algoritmaları, mevcut çözümü iyileştirmeyen komşuların da kabul edilmesi, değişken komşuluk arama yaklaşımı, arama sırasında komşuluk yapısının değiştirilmesi yaklaşımlarını örneklemektedir (Talbi, 2009).

2.1.2. Benzetilmiş Tavlama Algoritması

Benzetilmiş tavlama algoritması, kombinatoriyal eniyileme problemlerinin çözümü için geliştirilmiş yerel arama algoritmalarından biridir. Algoritma, metalürji ve malzeme bilimlerinde, belirli bir malzemenin sertlik ya da güç gibi özelliklerinin, ısı işlem ile değiştirilmesine dayanan tavlama süreci ile kombinatoriyal eniyileme problemleri

arasında bir benzerlik kurarak, eniyileme problemlerine çözüm getirmeyi amaçlar. Yoğun madde fiziğinde, tavlama, bir katının ısı banyosunda düşük enerji durumlarının elde edilmesini sağlayan termal süreç olarak tanımlanmaktadır. Süreç, ısı banyosunun sıcaklığının, katının eriyeceği maksimum sıcaklık değerine yükseltilmesi ve tanecikler en düşük enerji seviyeli duruma gelinceye dek, ısı banyosunun sıcaklığının dikkatlice azaltılması şeklinde iki adımdan oluşmaktadır (Kirkpatrick vd., 1983; Michiels vd., 2007). Benzetilmiş tavlama algoritmasında, sıcaklığın kontrollü bir biçimde azaltılması ile küresel en iyinin bulunabilmesi olanaklıdır (Busetti, 2013). Benzetilmiş tavlama algoritması, bir başlangıç çözümünün ve sıcaklığının belirlenmesi ile başlayan ve yeni çözümlerin oluşturulması, değerlendirilmesi ve sıcaklığın uyarlanması ile devam eden bir süreçtir (Busetti, 2013).

Benzetilmiş tavlama algoritmasında yeni çözümlerin oluşturulması rastgele ya da daha önceden belirlenmiş bir kurala dayalı olarak gerçekleştirilebilmektedir. Her bir yinelemede, mevcut çözüm ile yeni oluşturulan çözüm karşılaştırılmaktadır. Küresel en iyinin bulunabilmesi için yalnızca mevcut çözümü iyileştiren yeni çözümler değil, mevcut çözümü iyileştirmeyen yeni çözümlerin bir bölümü de kabul edilmektedir. Mevcut çözümü iyileştirmeyen yeni çözümlerin kabul edilme olasılığı, sıcaklık parametresine bağlı olarak değişmektedir (Henderson vd., 2003).

Benzetilmiş tavlama algoritmasında, aday çözümün kabul edilmesinde olasılığa dayanan kabul fonksiyonunun kullanılması, amaç fonksiyonundaki küçük değişimlerin, büyük değişimlere kıyasla daha çok kabul edilmesine neden olur. Bunun yanı sıra, sıcaklığın yüksek olduğu durumlarda, hareketlerin önemli bir bölümü kabul edilirken, sıcaklık sıfıra yaklaştığında amaç fonksiyonunda artışa neden olan hareketlerin önemli bir bölümünün reddedilmesi söz konusudur. Bu nedenle, benzetilmiş tavlama algoritmasının kısmen yüksek bir sıcaklık değeri ile başlaması, yerel en iyiye takılmasını engelleyecektir (Eglese, 1990).

Benzetilmiş tavlama algoritması, geleneksel algoritmalar ile en iyi çözümü bulmanın zor ya da olanaksız olduğu durumlarda çözüm üretebilmekte, doğrusal olmayan sistemlerle, düzensiz ve gürültülü verilerle ve birçok kısıt ile çalışabilmektedir (Goffe vd., 1994).

2.1.3.Tabu Arama Algoritması

Tabu arama algoritması, kombinatorial eniyileme problemlerinin çözümü için geliştirilmiş bir metasezgisel yaklaşımdır. Personel planlama, karakter tanıma, mimari tasarım, telekomünikasyon yol atama, ikinci dereceden atama problemleri, iletişim ağı topoloji tasarımı, gezgin satıcı problemi, çizge boyama gibi birçok problemde başarı ile uygulanmaktadır (Glover, 1990). Algoritmada, yerel en iyi değere ulaşıldığında, mevcut çözümü iyileştirmeyen çözümler de kabul edilmekte ve arama sürecinin tekrar daha önce ziyaret edilen çözümlere dönmesini engellemek amacı ile tabu listesi adı verilen bir hafıza yapısı kullanılmaktadır. Tabu listesi, arama geçmişine ilişkin bilgiyi tutmaktadır. Tabular, tabu arama algoritmasının kısa süreli hafızasını oluşturmaktadır (Gendreau, 2003). Tabu listesi tarafından engellenebilecek döngüler, tabu listesinin

uzunluğuna bağlı olarak değişmektedir. Kısa tabu listeleri, döngüleri engellemekte başarısız olabilirken, uzun tabu listelerinin ise komşuluklar üzerinde gereğinden fazla sınırlama getirmesi söz konusudur (Michiels vd., 2007). Tabu arama algoritmasının her bir hareketinde, güncel konumun komşuluğundaki tüm konumlar incelenerek, bunların tabu olup olmadığı belirlenmekte ve tabu olmayan en iyi komşunun konumu, yeni konum olarak seçilmektedir. Süreç ilerledikçe tabu olarak belirlenen konumların sayısının artması, güncel konumun komşuluğundaki konumların tabu olup olmadığının incelenmesini zorlaştırmaktadır (Schneider ve Kirkpatrick, 2006).

Tabu arama algoritmasında, döngü oluşturmeyen cazip çözümlerin de tabu listesine alınarak engellenmesi olasıdır. Bu nedenle, aspirasyon ölçütü adı verilen özellik kullanılarak, bazı tabular geri alınmaktadır. En çok kullanılan aspirasyon ölçütü, bulunan en iyi çözümden, daha iyi bir çözüm üreten bir tabu hareketinin seçilmesidir. Aspirasyon ölçütündeki temel yaklaşım, tabuların döngü oluşturmadığı sürece göz ardı edilebileceği fikridir (Gendreau, 2003).

Tabu arama algoritmasının arama hafızası, kısa dönem hafızası, orta dönem hafızası ve uzun dönem hafızası olmak üzere üç farklı sınıftan oluşmaktadır. Kısa dönem hafızası, aramanın güncel geçmişini tutarak, döngülerin engellenmesini amaçlamaktadır. Orta dönem hafızası, yoğunlaştırma, uzun dönem hafızası ise çeşitlendirmeden sorumludur (Talbi, 2009).

Aramanın yoğunlaştırılması, arama uzayının umut verici kısımlarının iyice incelenmesi ile bu bölgelerdeki en iyi çözümlere ulaşılması yaklaşımına dayanmaktadır. Çeşitlendirme ise, aramanın, arama uzayının daha önce keşfedilmemiş bölgelerinde gerçekleştirilmesine dayalı bir yaklaşımdır (Gendreau, 2003).

2.1.4. Yinelemeli Yerel Arama Algoritması

Yinelemeli yerel arama algoritması, yerel arama algoritmasının performansını iyileştirmek için geliştirilmiş bir metasezgiseldir. Temelde, bir arama algoritmasını, yinelemeli yerel arama algoritması yapan iki temel özellik bulunmaktadır. Bunlardan birincisi, aramanın tek bir çözüme dayalı olarak sürdürülmesi, ikincisi ise, kullanılan sezgiselin sonucu ile azaltılan arama uzayında, daha iyi çözümlerin aranmasıdır (Lourenço vd., 2003). Yinelemeli yerel arama algoritmasında ilk olarak, bir yerel arama algoritması, başlangıç çözümüne uygulanır. Burada, benzetilmiş tavlama, tabu araması gibi herhangi bir yerel arama algoritmasının uygulanması söz konusudur. Daha sonra, her bir yinelemede, elde edilen yerel en iyi pertürbe edilir. Son olarak, pertürbe edilmiş çözüme yerel arama algoritması uygulanır (Talbi, 2009).

Yinelemeli yerel arama algoritmasının üç temel bileşeni bulunmaktadır. Bu bileşenler, mevcut çözümü, pertürbe ederek, bazı ara çözümlerin oluşmasını sağlayan bir pertürbasyon yöntemi, yerel bir arama algoritması ve bir sonraki değişiklik adımında hangi çözümün seçileceğini belirten bir kabul ölçütüdür (Stützle, 1998). Yinelemeli yerel arama algoritmasında, oldukça küçük pertürbasyonların kullanılması, algoritmanın hırslı bir algoritma olmasına, oldukça büyük pertürbasyonların kullanılması ise,

algoritmanın rassal olmasına neden olmaktadır. Süreçte, pertürbasyon ya da kabul ölçütünde kullanılabilecek belirli bir miktarda tarihçe bilgisi tutulabilmektedir. Yinelemeli yerel arama algoritmasında en çok kullanılan ve en basit kabul ölçütü, oluşturulan aday çözümlerinin maliyetlerinde iyileşmedir (Brownlee, 2011).

2.1.5. Rehberli Yerel Arama Algoritması

Rehberli yerel arama algoritması, amaç fonksiyonunu değiştirerek, arama sürecinin yerel en iyiye takılmadan kurtulmasını sağlar. Algoritmada, amaç fonksiyona cezalar eklenir. Algoritmanın temel fikri, yerel en iyi çözüme neden olan özelliklerin cezalandırılmasıdır. Bunun gerçekleştirilebilmesi için, her bir özellik, bir maliyet ve cezaya sahiptir (Zäpfel vd., 2010). Başlangıçta, ceza değerleri sıfıra atanmıştır. Ceza değerleri, yerel arama algoritması yerel en iyiye ulaştığı zaman artırılır. Amaç fonksiyonu, her bir aday çözüme, belirli bir sayısal değer atayan bir fonksiyondur (Voudouris ve Tsang, 2003). Rehberli yerel arama algoritmasında, yerel arama algoritması, yerel en iyi değere takıldığı zaman, bu çözümde yer alan maksimum cezalandırma faydasına sahip tüm özellikler cezalandırılır. Algoritmada, düşük maliyetlere sahip, umut verici bölgelerin aranması yoğunlaştırılırken, yerel en iyiye neden olan özelliklerin cezalandırılması ile aramanın çeşitlendirilmesi de söz konusudur (Talbi, 2009).

2.2. Toplum Tabanlı Metasezgisel Yöntemler

Toplum tabanlı metasezgisel yöntemler, algoritmanın her bir yinelemede, tek bir çözüm yerine, bir çözüm kümesi üzerinden ilerleyen yöntemlerdir. Toplum tabanlı metasezgisel yöntemler, arama uzayının doğal ve gerçekçi bir biçime araştırılmasını sağlar. Toplum tabanlı metasezgisellerin performansı, önemli ölçüde, toplumun nasıl işletildiğine bağlıdır (Blum ve Roli, 2003). Toplum tabanlı metasezgisel yöntemler temelde evrimsel algoritmalar ve sürü zekâsı olmak üzere ikiye ayrılabilir. Evrimsel algoritmalar içerisinde, genetik algoritmalar, evrimsel programlama ve genetik programlama yaklaşımları, sürü zekâsı içerisinde ise, karınca kolonisi eniyilemesi, parçacık sürüsü eniyilemesi gibi yaklaşımlar yer almaktadır.

2.2.1. Genetik Algoritmalar

Genetik algoritmalar, yapay zekânın hızla gelişen alanlarından biri olan evrimsel hesaplamaların bir alt dalıdır. Genetik algoritmalar, Darwin'in evrim teorisinden esinlenen metasezgisel yaklaşımlardır. Evrimsel hesaplama kavramı, 1960'lı yıllarda I. Rechenberg'in Evrim Stratejileri (Evolutionstrategie) adlı çalışmasında sunulmuştur. Genetik algoritmalar ise, 1970'li yıllarda John Holand tarafından icat edilmiş ve 1975 yılında "Adaptation in Natural and Artificial Systems" adlı kitapta yayınlanmıştır (Obitko, 1998). Genetik algoritmada, her bir çözüm, bir kromozom ile temsil edilmektedir. Kromozomların temsilinde genellikle ikili karakter dizisi kullanılmaktadır. Her bir kromozom, temsil ettiği çözümün uygunluğunu belirten bir değere sahiptir. Uygunluk değeri, belirli bir aday çözümün ne kadar iyi olduğunun değerlendirilmesinde kullanılmaktadır.

Genetik algoritma, başlangıç kromozom toplumunun oluşturulması ile başlamaktadır. Başlangıç toplumunun, genetik malzeme bakımından çeşitlilik sunması gerekmektedir. Başlangıç toplumu genellikle rastgele oluşturulmaktadır. Süreç, temel olarak, seçim, üreme, değerlendirme ve yerine koyma aşamalarından oluşmaktadır (Sivanandam ve Deepa, 2008).

Genetik algoritmanın genel yapısından da anlaşılabilceği gibi, ikili karakter dizisinden oluşan bir toplum, kontrol parametreleri, uygunluk fonksiyonu, çaprazlama, mutasyon, seçim ve kodlama işlemleri, genetik algoritmaların önemli bileşenlerini oluşturmaktadır (Srinivas ve Patnaik, 1994).

Genetik algoritmalar ile bir problemin çözülmesinde ilk belirlenmesi gereken faktör, kromozomların nasıl kodlanacağıdır. Kodlama, önemli ölçüde probleme bağlıdır. Genetik algoritmalarda, ikili kodlama, sıralı kodlama, değer kodlama ve ağaç kodlama gibi farklı kodlama çeşitleri kullanılmaktadır. İkili kodlama, oldukça basit ve çok kullanılan bir kodlama biçimidir. İkili kodlamada, her bir kromozom sıfır ya da birden bir dizi şeklinde temsil edilmektedir. İkili kodlama, oldukça fazla kromozom oluşmasını sağlamaktadır. Ancak, bu kodlama biçimi, birçok probleme uygun değildir ve çaprazlama ve mutasyondan sonra düzeltmeler yapılmasını gerektirebilmektedir (Obitko, 1998).

Genetik algoritmada, kodlamanın nasıl gerçekleştirileceğinin belirlenmesinin ardından, kararlaştırılması gereken ikinci konu seçimin nasıl gerçekleştirileceğidir. Seçim, bir sonraki nesildeki yavruları oluşturacak bireylerin toplumdaki nasıl seçileceğinin ve her birinin ne kadar yavru oluşturacağına belirlenmesini gerektirir. Çok sıkı bir seçim gerçekleştirilmesi, toplumda en iyinin altında, oldukça uygun bireylerin sayıca artmasına ve ilerleme ve değişim için gerekli çeşitliliğin azalmasına neden olacaktır. Zayıf bir seçim gerçekleştirilmesi durumunda ise evrim oldukça yavaşlayacaktır (Mitchell, 1999).

Seçim planları temelde orana dayalı seçim ve sıraya dayalı seçim olmak üzere ikiye ayrılabilir. Orana dayalı seçimde, toplumdaki bireyler uygunluk değerlerine göre seçilmektedir. Sıraya dayalı seçimde ise bireylerin, uygunluk değerlerine göre değil, sıralarına göre seçime uğramaktadır (Sivanandam ve Deepa, 2008). Genetik algoritmalarda, rulet tekerleği seçimi, rastgele seçim, sıralama seçimi ve turnuva seçimi gibi birçok farklı seçim çeşidi bulunmaktadır.

Rulet tekerleği seçimi, genetik algoritmalarda en çok kullanılan seçim yöntemlerinden biridir. Rulet tekerleği seçiminde, atalar uygunluk değerlerine göre seçilmektedir. Kromozomların daha iyi olmaları, seçilme şanslarını artırmaktadır. Bu yaklaşımda, toplumdaki tüm kromozomlar uygunluk değerlerine göre rulet tekerleğine yerleştirilmektedir. Bir bilye atılmakta ve bilyenin durduğu yerdeki kromozom seçilmektedir. Uygunluk değeri yüksek olan kromozomlar tekerlekte daha büyük bir alana sahip olduğu için seçilme şansları da daha yüksek olmaktadır. Süreç, toplumdaki tüm kromozomların uygunlukları toplamının hesaplanması, rastgele bir sayı üretilmesi ve toplum üzerinden gidilerek sıfırdan itibaren tüm uygunluk değerlerinin toplamının

alınması ve toplam, rastgele üretilen sayıdan büyük olduğu zaman durularak, bulunulan yerdeki kromozomun döndürülmesi şeklinde devam etmektedir (Obitko, 1998). Rastgele seçimde, atalar toplumdan rastgele seçilmektedir. Rastgele seçim yöntemi, genetik kodların bozulmasında, rulet tekerleği seçimine kıyasla daha yıkıcı bir yaklaşımdır (Sivanandam ve Deepa, 2008). Rulet tekerleği seçimi, toplumdaki kromozomların uygunluk değerleri arasında büyük farklılıklar bulunduğu zaman sorunlu bir yöntemdir. Sıralama seçimi yönteminde, toplum öncelikle sıralanarak, her bir kromozomun uygunluk değeri bu sıraya bağlı olarak belirlenmektedir. Toplumdaki en kötü kromozom 1, ikinci en kötü kromozom 2 ve en iyi kromozom N uygunluk değerine sahip olacaktır. Seçimin sıraya dayalı olarak gerçekleştirimi, tüm kromozomların seçilme şansını artırmakta ancak yakınsamanın daha yavaş olmasına neden olmaktadır (Obitko, 1998). Turnuva seçimi yönteminde, n adet kromozom seti seçilmekte ve karşılaştırılmakta ve aralarından en iyi kromozom ata olarak belirlenmektedir. N adet yeni kromozomun oluşturulması için, her bir kromozom ortalama n kez karşılaştırılmaktadır. Turnuva seçiminin diğer seçim yöntemlerine kıyasla en önemli avantajı dizi grupları ya da çiftler arasındaki tercih sırasını gerektirmesidir. Bu, yöntemin düzgün bir amaç fonksiyonu olmayan durumlarda bile çalışabilmesini sağlamaktadır. Yöntem, uygunluk değerlendirmesinin zor olduğu durumlarda da oldukça kullanışlıdır (Reeves ve Rowe, 2003).

Çaprazlama, iki ata çözümden yavrunun oluşturulması sürecidir. Genetik algoritmalarda, tek noktadan çaprazlama, iki noktadan çaprazlama, çok noktadan çaprazlama, düzenli çaprazlama ve aritmetik çaprazlama gibi çaprazlama çeşitleri kullanılmaktadır. Tek noktadan çaprazlamada, bir çaprazlama noktası seçilerek, birinci atanın çaprazlama noktasına kadar olan kısmı, ikinci atanın kesme noktasından sonraki kısmı bir araya getirilerek, yavru oluşturulur (Obitko, 1998). İki noktadan çaprazlamada, iki çaprazlama noktası seçilerek, bu seçili noktalar arasındaki içerik değiş tokuş edilerek yeni yavru oluşturulmaktadır. Çaprazlamada, birden çok çaprazlama noktası kullanılması genetik algoritmanın performansını azaltmakta ancak problem uzayının baştan sona incelenmesini sağlamaktadır (Sivanandam ve Deepa, 2008). Çok noktadan çaprazlamada, ilk olarak rastgele çaprazlama noktaları seçilerek, ata kromozomlar bu noktalardan bölünmekte, yavru oluşturmak için ata kromozomlar arasında değişen kısımlar bir araya getirilmektedir (Larose, 2006). Düzenli çaprazlamada, atalardan bitlerin rastgele seçimi ile yavrunun oluşturulması söz konusudur. Aritmetik çaprazlamada ise yeni yavrunun oluşturulması için ata kromozomların bitleri üzerinde çeşitli aritmetik işlemler gerçekleştirilmektedir.

Çaprazlamanın ardından, mutasyon gerçekleştirilebilmektedir. Mutasyon algoritmanın yerel en iyiye takılmaktan kurtulmasını ve toplumda çeşitliliğin sürdürülmesini sağlar. Temsil çeşitlerine bağlı olarak, birçok farklı mutasyon çeşidi bulunmaktadır. Rastgele iki pozisyon seçilerek, bu pozisyonlardaki bitlerin değiştirilmesi, rastgele bir pozisyon seçilerek, bu pozisyondan sonraki bitlerin terslerinin alınması gibi mutasyon yaklaşımları bulunmaktadır (Sivanandam ve Deepa, 2008).

Çaprazlama ve mutasyon ile yeni bir toplum oluşturulurken, en iyi kromozomun kaybedilme olasılığı yüksektir. Seçkinlik ile en iyi kromozomlar, yeni topluma aktarılmakta, ardından toplumun geri kalanı oluşturulmaktadır (Obitko, 1998).

Genetik algoritmaların gerçekleştiriminde yapılması gerekenlerden biri de, algoritmanın parametrelerinin belirlenmesidir. Genetik algoritmanın en temel parametreleri, toplum büyüklüğü, çaprazlama oranı ve mutasyon oranıdır. Genetik algoritmaların performansı, parametrelerin değişimine bağlıdır. Parametreler, genellikle birbirleriyle doğrusal olmayan ilişkiye sahiptir. Bu nedenle, bu parametrelerin aynı anda en iyileştirilmesi mümkün değildir. Literatürde, en iyi parametre ayarlamasını yapabilmek için çeşitli deneysel çalışmalar yapılmıştır. (Mitchell, 1999).

Toplum büyüklüğü, toplumdaki kromozom sayısını belirten parametredir. Kromozom sayısının oldukça az olması, genetik algoritmanın çaprazlama yapacağı olasılıkların azalmasına ve arama uzayının oldukça küçük bir bölümünün araştırılmasına, kromozom sayısının oldukça fazla olması ise, genetik algoritmanın oldukça yavaşlamasına neden olmaktadır (Obitko, 1998).

Çaprazlama oranı, çaprazlama işleminin hangi sıklıkla gerçekleştirileceğini belirtmektedir. Çaprazlamanın olmaması durumunda, ataları ile birebir aynı yavrular oluşmaktadır. Çaprazlama olması durumunda ise, yavrular, her iki ata kromozomun parçalarından oluşmaktadır. Çaprazlama, ata kromozomların iyi parçalarından yeni kromozomlar oluşturulması ve böylelikle daha iyi kromozomlar elde edilmesi beklentisine dayanmaktadır (Obitko, 1998).

Mutasyon oranı, kromozomun parçalarının hangi sıklıkla mutasyona uğrayacağını belirleyen parametredir. Mutasyon olmaması durumunda, yavrular, çaprazlama sonrası doğrudan oluşturulurlar. Mutasyon olması durumunda ise, kromozomun bir ya da daha fazla kısmı değişime uğrar. Mutasyon oranının yüzde yüz olması durumunda, kromozomun tamamı değişirken, oranın yüzde sıfır olması durumunda ise kromozomun tamamı aynı kalmaktadır (Obitko, 1998).

Genetik algoritmanın önemli bileşenlerinden biri de, uygunluk fonksiyonudur. Uygunluk fonksiyonu, bir çözümün ne kadar iyi olduğunu belirtmesinin yanı sıra, kromozomun en iyi çözüme ne kadar yakın olduğu hakkında da fikir vermektedir (Sivanandam ve Deepa, 2008).

2.2.2.Evrimsel Programlama

Evrimsel programlama, mutasyon işlemini kullanan ve yeniden birleşim işlemini kullanmayan bir evrimsel yaklaşımdır. Geleneksel evrimsel programlama, zaman serisi tahmin problemlerini çözmek için, sonlu durum makinelerini geliştirmeye dayalı olarak ortaya çıkmıştır. Günümüzde, evrimsel programlama, sürekli eniyileme problemlerinin çözümünde de uygulanmaktadır (Talbi, 2009). Evrimsel programlama, başlatma, mutasyon, değerlendirme ve seçim olmak üzere dört temel bileşenden oluşmaktadır. Başlatma aşamasında, diğer evrimsel hesaplama yaklaşımlarında olduğu gibi eniyileme

probleminin alan bilgisini eşit şekilde temsil eden bireylerden oluşan topluma ilk değerleri atanır. Mutasyon operatörü, toplumdaki çeşitliliğin artırılması için, seçim operatörü ise bir sonraki nesilde yer alacak bireylerin belirlenmesi için kullanılmaktadır. Değerlendirme aşamasında ise bireylerin davranışsal hatalarını belirlemek için uygunluk fonksiyonu kullanılmaktadır (Engelbrecht, 2007).

2.2.3.Genetik Programlama

Genetik programlama, birçok araştırmacı tarafından genetik algoritmaların özel bir biçimi olarak görülmektedir. Genetik programlama da, genetik algoritmalarda olduğu gibi genotiplerin evrimi üzerine odaklanmaktadır. Genetik programlama ile genetik algoritmalar arasındaki temel farklılık kullanılan temsil düzeninden kaynaklanmaktadır. Genetik programlamada, ağaç temsili kullanılmaktadır. Genetik programlama, Koza tarafından bilgisayar programlarını geliştirmek amacıyla ortaya atılmıştır (Engelbrecht, 2007).

2.2.4.Karınca Kolonisi Eniyilemesi

Karınca kolonisi eniyilemesi, kombinatoriyal eniyileme problemlerine çözüm getirmek için geliştirilmiş, karıncaların yiyecek bulma ve yuvaya dönme davranışlarından esinlenen, sürü zekâsına dayalı metasezgisel bir yaklaşımdır. Karınca kolonisi eniyilemesi, gezgin satıcı problemi, ikinci dereceden atama problemleri, çizelgeleme problemleri, araç yönlendirme problemleri, iletişim ağı yönlendirme gibi birçok statik ve dinamik kombinatoriyal eniyileme probleminin çözümünde başarıyla uygulanmaktadır (Dorigo vd., 1999). Karınca kolonileri, karıncaların basit yapılarına rağmen, yapısal bir örgütlenmeye sahip sosyal ve dağıtık sistemlerdir. Karınca kolonilerinin bu örgütlenmesi, karıncaların tek başlarına yapamayacakları karmaşık görevlerin bile gerçekleştirilebilmesini olanaklı kılmaktadır. Karınca türlerinin önemli bir bölümünde görme işlevini yerine getiren birimler yeterince gelişmemiştir ve bazı karıncalar tamamen kördür. Çevre ile karıncalar arasındaki iletişim, karıncalar tarafından üretilen ve feromon adı verilen kimyasal bir madde aracılığı ile gerçekleştirilmektedir (Dorigo ve Stützle, 2004). Karıncalar, yiyecek kaynağı ile yuvaları arasında hiçbir engel bulunmadığı zaman yiyecek kaynağından yuvalarına doğru olan yolu takip ederek, bu yol üzerinde feromon izleri bırakmakta ve feromon bakımından zengin olan doğrultuları seçmektedir. Yiyecek kaynağı ile yuvaları arasında engelin konuşlandırılması ile birlikte karıncaların yuvaları ile yemek kaynağı arasındaki feromon izini takip etmesi engellenmekte, bu durumda karıncalar eşit olasılıkla sağa veya sola yönelmektedir. Şans eseri kısa yolan yönelen karıncalar, bozulan feromon izini yeniden oluşturarak, bu yolun daha çok karınca tarafından seçilmesini olanaklı kılmaktadır (Dorigo ve Gambardella, 1997). Karınca kolonisi eniyilemesi algoritmasında, gerçek karıncalardaki gibi birbirleri ile işbirliği ve iletişim halinde olan bireylerin oluşturduğu bir koloni bulunmakta, iletişimin sağlanmasında feromon adı verilen maddeler kullanılmakta, en kısa yolu bulmak için bir dizi yerel hamle dikkate alınmakta ve karar vermede yerel bilgi göz önünde bulundurulmaktadır. Bunun yanı sıra, karınca kolonisi eniyilemesindeki karıncalar gerçek karıncalar için geçerli olmayan bazı özelliklere de sahiptir. Yapay karıncalar, ayrı bir dünyada yaşamaktadır ve

hareketleri yalnızca ayırık bir durumdan diğer bir ayırık duruma geçiş şeklinde gerçekleşmektedir. Yapay karıncalar, karıncanın geçmiş eylemlerini içeren bir ara duruma sahiptir. Yapay karıncalarda yola bırakılan feromon miktarı, bulunan çözümün kalitesinin bir fonksiyonudur. Yapay karıncalarda feromon bırakımı, probleme bağlıdır ve gerçek karıncaların davranışlarını yansıtmamaktadır (Dorigo vd., 1999).

2.2.5.Parçacık Sürüsü Eniyilemesi

Parçacık sürüsü eniyilemesi, kuş ve balık gibi canlı organizmaların sosyal davranışlarından esinlenen, sürü zekâsına dayalı metasezgisel bir yaklaşımdır. Parçacık sürüsü eniyilemesi, parçacık adı verilen rastgele çözümlerden oluşan toplum ile başlamaktadır. Parçacık sürüsü eniyilemesinde, diğer evrimsel hesaplama yöntemlerinin aksine, her bir parçacık ile ilişkili bir hız bulunmaktadır. Parçacıklar arama uzayında geçmiş davranışlarına bağlı olarak dinamik bir biçimde ayarlanan hızlar ile hareket etmektedir (Grosan vd., 2006). Parçacık sürüsü eniyilemesinde, her bir parçacık kendi güncel konumunu, parçacık tarafından o ana kadar bulunmuş en iyi çözüme ve sürüde o ana kadar bulunan en iyi konumu bilmektedir (Yu ve Gen, 2010). Her bir parçacık, eniyileme problemine getirilen aday çözümlerini temsil etmektedir. Parçacıkların konumları, parçacığın kendisi tarafından ziyaret edilmiş en iyi konum ve komşuluğundaki en iyi parçacığın konumundan etkilenmektedir. Bir parçacığın komşuluğu, tüm sürüden oluştuğu zaman, komşuluğundaki en iyi konum, küresel en iyi parçacık ve ilgili algoritma küresel en iyi parçacık sürüsü eniyilemesi olarak adlandırılmaktadır. Parçacık sürüsü eniyilemesinde küçük komşuluklar kullanıldığı zaman, algoritma yerel en iyi parçacık sürüsü eniyilemesi olarak adlandırılmaktadır (Shi ve Eberhart, 1998). Parçacık sürüsü eniyilemesinde, her bir yinelemede, hızın, konumun ve bulunan en iyi parçacığın güncellenmesi gerekmektedir (Talbi, 2009).

3.METASEZGİSEL YÖNTEMLERİN UYGULAMA ALANLARI

Metasezgisel yöntemler, birçok gerçek dünya eniyileme probleminin çözümünde başarı ile uygulanmaktadır. Metasezgisel yöntemler, atama problemi, çizge boyama, çizge bölmeleme, karesel atama problemi, montaj hattı dengeleme, yönlendirme ve ulaştırma problemleri, çizelgeleme ve sıralama problemleri gibi birçok farklı alandaki problemlere çözüm getirmek amacıyla kullanılmaktadır. Tablo 1’de temel metasezgisel yöntemler, uygulama alanları ile birlikte sunulmuştur.

Tablo 1. Metasezgisel Yöntemler ve Uygulama Alanları

Metasezgisel Yöntem	Uygulama Alanları
Benzetilmiş Tavlama	Kümeleme, Kesme ve Paketleme Problemleri, Tesis Yerleşim Düzenlemesi, Karesel Atama Problemi, Kaynak Tahsisi Problemi, Parti Büyüklüğü Belirleme, Ürün Karması Belirleme, Montaj Hattı Dengeleme ve Çizelgeleme, Gezgin Satıcı Problemi, Araç Rotalama, Havayolu Filosu Çizelgeleme, Akış Tipi Çizelgeleme, Finans
Tabu Arama	Atama Problemleri, Kesme ve Paketleme Problemleri, Gruplandırma ve Kümeleme, Çizge Boyama, Çizge Bölmeleme, Yerleşim Düzenlemesi, Karesel Atama Problemi, Ana Dağıtım Üssü Yer Seçimi, Konumlandırma ve Tahsis, Fabrika Yeri Seçimi, Hücre Belirleme ve Tasarlama Problemi, Hücre Çizelgeleme, Süreç ve Parça Seçme, Üretim Planlama ve Çizelgeleme, Ayrıt Rotalama, Çoklu Depolu Araç Rotalama, Araç Rotalama, Akış Tipi Çizelgeleme
Genetik Algoritmalar	Atama Problemleri, Kutu Paketleme, Gruplandırma, Sırt Çantası Problemi, Doğrusal Programlama, Çizge Boyama, Çizge Bölmeleme, Karesel Atama Problemi, Tesis Planlaması, Hücre ve Parça Oluşturma, Hat Dengeleme, Yükleme ve Paketleme, Bakım Planlaması, Üretim ve Süreç Planlama, Güvenilirlik İyileştirme, Okul Otobüsü Yönlendirme, Araç Yönlendirme, Akış Tipi Çizelgeleme, Üretim Atölyesi Çizelgeleme, Sıralama, Zaman Çizelgeleme, Ekonometrik Tahmin, Benzetim Eniyileme, Finansal Planlama
Evrimsel Programlama	Görüntü İşleme, Çizelgeleme ve Rotalama, Tasarım
Genetik Programlama	Karar Ağaçları, Veri Madenciliği, Biyoenformatik
Karınca Kolonisi Eniyilemesi	Atama Problemleri, Gezgin Satıcı Problemi, Karesel Atama Problemi, Akış Tipi Çizelgeleme, İş Çizelgeleme, Biyoenformatik, Kümeleme, Rotalama, Çizelgeleme, Veri Madenciliği
Parçacık Sürüsü Eniyilemesi	Atölye Tipi Çizelgeleme, Yapay Sinir Ağları, Kümeleme, Tasarım, Çizelgeleme, Veri Madenciliği, Biyoenformatik

4.SONUÇ

Bu çalışmada, metasezgisel yöntemler arasında yer alan temel algoritmalar incelenmiş ve bu algoritmaların işletme ve diğer alanlardaki uygulamalarına ilişkin değerlendirme sunulmuştur. Metasezgisel yöntemler, geleneksel eniyileme yöntemlerinin, problem karmaşıklığı ya da başka nedenler ile uygun zaman diliminde çözüm getiremediği problemlerde kullanılabilir. Metasezgisel yöntemlerin kolaylıkla farklı problemlere uyarlanabilmesi ve küresel en iyi çözümü garantilemeseler de, büyük ölçekli ve karmaşık problemler için etkin çözümler üretebilmesi, metasezgisel yöntemleri, oldukça kullanışlı kılmaktadır. Metasezgisel yöntemler, bu üstün özellikleri sayesinde, günümüzde üzerinde çalışılan önemli bir araştırma ve uygulama alanı haline gelmiştir.

KAYNAKÇA

- Birattari, M., Paquette, L., Stützle, T. ve Varrentrapp, K. (2001) "Classification of Metaheuristics and Design of Experiments for the Analysis of Components" Teknik Rapor, AIDA-01-05.
- Blum, C. ve Roli, A. (2003) "Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison", *ACM Computing Surveys*, 35(3):268-308.
- Brownlee, J. (2011) "Clever Algorithms: Nature-Inspired Programming Recipes", 1st Edition, Lulu Enterprises.
- Busetti, F. (2013) "Simulated Annealing Overview", <http://163.18.62.64/wisdom/Simulated%20annealing%20overview.pdf>, (11.09.2013).
- Crainic, T.G. ve Toulouse, M. (2003) "Parallel Strategies for Meta-heuristics" Glover et al. (eds) *Handbook of Metaheuristics*, Kluwer Academic Publishers.
- Dorigo, M., DiCaro, G. ve Gambardella, L. (1999) "Ant Algorithms for Discrete Optimization", *Artificial Life*, 5:137-172.
- Dorigo, M. ve Gambardella, L. (1997) "Ant Colonies for the Travelling Salesman Problem", *Biosystems*, 43(2):73-81.
- Dorigo, M. ve Stützle, T. (2004) "Ant Colony Optimization", Cambridge, MIT Press.
- Dumitrescu, I. ve Stützle, T. (2003) "Combinations of Local Search and Exact Algorithms", Cagnoni et al. (eds) *Applications of Evolutionary Computing*, Springer.
- Eglese, R.W. (1990) "Simulated Annealing: A Tool for Operational Research", *European Journal of Operational Research*, 46:271-281.
- Engelbrecht, A. (2007) "Computational Intelligence: An Introduction", 2nd Edition, Wiley.

- Gendreau, M. (2003) "An Introduction to Tabu Search" Glover et al. (eds) Handbook of Metaheuristics, Kluwer Academic Publishers.
- Glover, F. (1990) "Tabu Search: A Tutorial", Interfaces, 20:74-94.
- Goffe, W.L., Ferrier, G.D. ve Rogers, J. (1994) "Global Optimization of Statistical Functions with Simulated Annealing", Journal of Econometrics, 60(1-2):65-99.
- Grosan, C., Abraham, A. ve Chis, M. (2006) "Swarm Intelligence in Data Mining" Abraham et al. (eds) Swarm Intelligence in Data Mining, Springer.
- Henderson, D., Jacobson, S.H. ve Johnson, A.W. (2003) "The Theory and Practice of Simulated Annealing" Glover et al. (eds) Handbook of Metaheuristics, Kluwer Academic Publishers.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. ve Vecchi, M.P. (1983) "Optimization by Simulated Annealing", Science, 220(4598):671-680.
- Larose, D.T. (2006) "Data Mining Methods and Models", 1st Edition, Wiley.
- Lourenço, H.R., Martin, O.C. ve Stützle, T. (2003) "Iterated Local Search" Glover et al. (eds) Handbook of Metaheuristics, Kluwer Academic Publishers.
- Michiels, W., Aarts, E. ve Korst, J. (2007) "Theoretical Aspects of Local Search", Springer.
- Mitchell, M. (1999) "An Introduction to Genetic Algorithms", Fifth Edition, Cambridge, MIT Press.
- Obitko, M. (1998), "Introduction to Genetic Algorithms with Java Applets", <http://www.obitko.com/tutorials/genetic-algorithms/index.php>, (11.09.2013).
- Onan, A. (2013) "Kümeleme Analizinde Melez Evrimsel Algoritmalar Üzerine Bir Çalışma", Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- Reeves, C.R. ve Rowe, J.E. (2003) "Genetic Algorithms-Principles and Perspectives: A Guide to GA Theory", Boston, Kluwer Academic Publishers.
- Russell, S.J. ve Norvig, P. (2010) "Artificial Intelligence: A Modern Approach", Pearson Education.
- Schneider, J.J. ve Kirkpatrick, S. (2006) "Stochastic Optimization", Springer.
- Shi, Y. ve Eberhart, R. (1998) "Parameter Selection in Particle Swarm Optimization" Evolutionary Programming VII.
- Sivanandam, S.N. ve Deepa, S.N. (2008) "Introduction to Genetic Algorithms", Springer.
- Srinivas, M. Ve Patnaik, L.M. (1994) "Genetic Algorithms: A Survey", Computer, 27(6): 17-26.

- Stützle, T.G. (1998) “Local Search Algorithms for Combinatorial Problems- Analysis, Improvements and New Applications”, Doktora Tezi, Darmstadt University of Technology, Darmstadt.
- Talbi, E.G. (2009) “Metaheuristic: from Design to Implementation”, 2nd Edition, Wiley.
- Voudouris, C. ve Tsang, E.P.K. (2003) “Guided Local Search” Glover et al. (eds) Handbook of Metaheuristics, Kluwer Academic Publishers.
- Yu, X. ve Gen, M. (2010) “Introduction to Evolutionary Algorithms”, Springer.
- Zäpfel, R.B.G. ve Bogl, M. (2010) “Metaheuristic Search Concepts: A Tutorial with Application to Production and Logistics”, Springer.