

Araştırma Makalesi / Research Article

## SEZGİSEL VE METASEZGİSEL YÖNTEMLERİN GEZGİN SATICI PROBLEMİ ÇÖZÜM PERFORMANSLARININ KİYASLANMASI

Yusuf ŞAHİN\*

### COMPARING THE SOLUTION PERFORMANCES OF THE HEURISTIC AND METAHEURISTIC ALGORITHMS IN TRAVELLING SALESMAN PROBLEM

Öz

Bu çalışmanın amacı, sezgisel ve metasezgisel yöntemlerin Gezgin Satıcı Problemi çözüm performanslarının çözüm değeri ve süresi bakımından değerlendirilmesidir. Çalışma kapsamında, sezgisel yöntem olarak bütünleşik En Yakın Komşu (EYK) ve 2-Opt sezgiseli, metasezgisel yöntem olarak ise karınca kolonisi optimizasyon, tabu arama, benzetilmiş tavlama ve genetik algoritma yöntemleri kullanılmıştır. 16 adet veri seti ile yapılan deneyler, ortalama çözüm değerleri ve süreleri bakımından EYK+2-Opt bütünleşik yönteminin en iyi çözümleri sağladığını göstermiştir. Sonuç olarak, EYK+2-Opt yönteminin Gezgin Satıcı Probleminin çözümünde hızlı ve etkin çözümler üretebilen kullanışlı bir yöntem olduğu ortaya konmuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Gezgin Satıcı Problemi, Sezgisel, Metasezgisel.

#### Abstract

The aim of this study is to evaluate the solution performances of Traveling Salesman Problem solutions in terms of solution value and duration of heuristic and metaheuristic methods. Within the scope of the study, the integrated nearest neighbor and 2-Opt methods were used as heuristic method, and the Ant Colony Optimization, Tabu Search, Simulated Annealing and Genetic Algorithm methods were used as the metaheuristic methods. The experiments conducted with 16 datasets showed that integrated EYK + 2-Opt method provides the best solutions in terms of average solution values and times. As a result, EYK+2-Opt method is found to be a useful method that can produce fast and efficient solutions in the solution of the Travelling Salesman Problem.

**Keywords:** Travelling Salesman Problem, Heuristic, Metaheuristic.

---

\* Dr. Öğr. Üyesi, Budur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi, e-posta: ysahin@mehmetakif.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-3862-6485>.

Makale Gönderim Tarihi: 26.04.2019 <https://doi.org/10.11616/basbed.v19i51339.558208>

Makale Kabul Tarihi : 31.10.2019

## 1. Giriş

Optimizasyon alanında iyi bilinen problemlerden biri olan Gezgin Satıcı Problemi (GSP), bir satıcının yaşadığı şehirden başlamak üzere  $n$  adet şehri ziyaret ederek tekrar yaşadığı şehre mümkün olan en kısa mesafeyi dolaşarak döndüğü bütünleşik bir gerçek yaşam optimizasyon problemidir (Gupta, 2013: 376). Teorik açıdan bakıldığında ise gezgin satıcının  $n$  adet köşe noktası bulunan bir ağda her bir noktayı sadece bir kez ziyaret ederek ilk çıkış noktasına dönerken izlemesi gereken en kısa Hamilton döngüsünün belirlendiği problemidir (Potvin, 1996: 339; Şahin ve Karagül, 2019: 106). En kısa Hamilton döngüsünün arandığı bu ağ  $G=(N, E)$  şeklinde ifade edilir. Burada  $N$ ,  $n$  tane şehrin bulunduğu şehirler kümesini,  $E$  ise bu şehirleri (düğümleri) birleştiren ve belirli bir uzunluğa sahip yollar kümesini ifade eder. Üzerinde çalışılan bu ağ genellikle bütün düğümlerin birbiri ile bağlantılı olduğu tam bir ağdan oluşur (Míča, 2015:161).

İlk kez Dantzig vd., (1954) tarafından matematiksel olarak ifade edilmesinin ardından, depolarda sipariş toplama (Ratliff ve Rosenthal, 1983), ekip planlaması (Hoffman ve Padberg, 1993), baskılı devre kartlarının montajı (Burke vd., 1999), görev planlaması (Yu et al., 2002), araç rotalama (Mazzeo ve Irene, 2004) ve okul otobüsü rotalama (Park ve Kim, 2010) gibi bütünleşik optimizasyon problemlerinin modellenmesi için ilham kaynağı olmuştur (Şahin ve Karagül, 2019:106).

Çözümü için analitik modeller kullanılabilen GSP'nin boyutunun artması, kabul edilebilir bir süre zarfında çözüme ulaşmayı zorlaştırır. Bu problemin çözümü için günümüze kadar birçok sezgisel, metasezgisel ve kesin çözüm yöntemi kullanılmıştır. Küçük boyutlu problemler analitik modeller yardımıyla rahatlıkla çözülebilirken, büyük boyutlu problemlerin kabul edilebilir bir süre zarfında çözümü oldukça zordur. Lin-Kernighan-Helsagun algoritmasının kullanıldığı Concorde yazılımı ile Almanya'nın 15.112 şehri için optimal sonuçları bulmak 22 yıl sürmüştür (Joines vd., 2017: 214). Bu nedenle büyük boyutlu problemlerin çözümü için genellikle tabu arama (Fiechter, 1994; Gendreau vd., 1998), genetik algoritma (Zhao vd., 2009; Freisleben ve Merz, 1996, Chowdhury vd., 2013), benzetimli tavlama (Malek vd., 1989; Wang ve Tian, 2013), karınca kolonisi optimizasyon algoritması (Stüzle ve Hoss, 1997; Randall ve Montgomery, 2003; Mavrovouniotis ve Yang, 2013), parçacık sürü optimizasyonu (Dorigo ve Gambardella, 1997; Wang vd., 2003), harmoni arama algoritması (Karagül vd., 2016), akışkan genetik algoritma (Şahin ve Karagül, 2019) gibi metasezgisel yöntemler tercih edilmektedir.

Bu çalışmanın amacı, farklı boyutlardaki GSP veri setlerinin çözümü için bir dizi sezgisel ve metasezgisel yöntem arasından en uygun olanın belirlenmesidir. Bu kapsamda, en yakın komşu (EYK) ve 2-opt yöntemlerinden oluşan melez sezgisel yöntem ile karınca kolonisi optimizasyonu (KKO), tabu arama (TA), benzetilmiş tavlama (BT) ve genetik algoritma (GA) gibi metasezgisel yöntemlerin belirlenen 16 adet GSP test problemi için çözüm performansları çözüm değeri ve çözüm süresi ölçütlerine göre analiz edilmiştir. Çalışmanın ikinci bölümünde teorik literatür, üçüncü bölümde deneysel çalışma ve son bölümde ise sonuç ve öneriler yer almaktadır.

## **2. Teorik Literatür**

Sezgisel ve metasezgisel yöntemlerin çözüm performanslarının kıyaslanması yapıldığı ve bunun için GSP'nin kullanıldığı bazı çalışmalar literatürde yer almaktadır. Antosiewicz vd., (2013) klasik yaklaşımlar olan genetik algoritma, benzetimli tavlama ve tabu arama yöntemlerinin sonuçları ile kuantum tavlama, parçacık sürü optimizasyonu ve harmoni arama algoritmalarının GSP çözüm performanslarını üç farklı ölçüte göre kıyaslamıştır. Yapılan bu kıyaslama sonucunda, tabu arama ve benzetimli tavlama yöntemlerinin daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir. Gupta (2013) doğadan esinlenerek geliştirilen sekiz farklı metasezgisel yöntemin performansını GSP test problemlerini çözerek kıyaslamıştır. Bu çalışmanın sonucunda ise guguk kuşu arama algoritmasının diğer yöntemlerle kıyaslandığında en iyi sonuçları verdiği görülmektedir.

Miča (2015) metasezgisel yöntemler olan tabu arama, benzetimli tavlama ve genetik algoritmanın GSP çözüm performanslarını elde edilen en iyi çözümleri optimal çözüme uzaklığını dikkate alarak analiz etmiştir. Yapılan kıyaslama sonucunda karınca kolonisi optimizasyonu algoritmasının veri setlerinin birçoğunda en iyi çözüm değerlerini sağladığı belirlenmiştir. Lim vd., (2016) tabu arama esaslı yöntemlerin performansı ile benzetimli tavlama, parçacık sürü optimizasyonu algoritması ve temel evrimsel algoritmanın GSP çözüm performanslarını analiz etmiştir. Elde edilen sonuçlar Reaktif Tabu Arama (RTA) algoritmasının iyi sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

Bouzidi vd., (2017) GSP'yi doğadan ilham alan kedi sürüsü, yaras ve guguk kuşu algoritmalarının çözüm performansını analiz etmek için kullanmıştır. Elde edilen sonuçların hata yüzdelere göre yapılan değerlendirme sonucunda, yaras ve guguk kuşu algoritmalarının kedi sürüsü optimizasyonu algoritmasından daha iyi çözümler ürettiği belirlenmiştir. Halim ve İsmail (2017) en yakın komşu, genetik algoritma,

benzetimli tavlama, karınca kolonisi optimizasyon ve ağaç fizyolojisi optimizasyon algoritmaları ile 15 adet GSP veri setini çözmüş ve elde edilen sonuçları çözüm kalitesi ve çözüm süresi ölçütlerine göre kıyaslamıştır. Tabu arama, ağaç fizyolojisi algoritması ve genetik algoritma optimuma en yakın çözüm değerlerine ulaşırken, en yakın komşu, ağaç fizyolojisi optimizasyon algoritması ve genetik algoritma en hızlı çözümleri vermiştir.

Ele alınan probleme uygun bir çözüm yöntemin kullanımı çözüm başarısı açısından önemli bir konudur. Literatür incelendiğinde, GSP'nin çözümü için genellikle sezgisel ve metasezgisel yöntemler tercih edildiği için daha çok bu yöntemlerin çözüm performansı üzerinde durulmaktadır. Literatürdeki farklı problemler için yapılan çalışmalarda rota oluşturma sezgiseli olarak EYK, rota geliştirici sezgisel olarak ise 2-opt gibi yöntemler yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada ise rota oluşturucu ve geliştirici bu yöntemler bütünleşik olarak kullanılmış ve elde edilen sonuçlar diğer metasezgisel yöntemlerle çözüm değeri ve süresi bakımından kıyaslanmıştır. Bu sayede GSP'nin çözümü için en uygun yöntem belirlenmeye çalışılmaktadır. Takip eden alt bölümlerde çalışma kapsamında kullanılan yöntemler ve temel işlem basamakları ile bu yöntemlerin kullanıldığı çalışmalar yer almaktadır.

## 2.1. Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması

Doğada topluluklar halinde yaşayan karıncalar karşılaştıkları problemleri yardımlaşarak birlikte çözen ve bu özellikleri ile problem çözmeye örnek alınabilecek davranışlar sergileyen sosyal hayvanlardır (Karaboğa, 2011: 109). Karıncalar yiyecek ararlarken öncelikle yuvalarını çevreleyen alanı rastgele bir şekilde araştırırlar. Bir karınca besin bulduğu anda değerlendirir ve yiyeceği yuvasına taşıırken yol üzerinde feromon maddesi bırakmak suretiyle iz biriktirir. Yerde biriken ve besinin miktarı ve kalitesi ile ilgili bilgi veren feromon maddesi diğer karıncaları besin kaynağına yönlendirir (Socha ve Dorigo, 2008: 1156).

Karınca kolonisi optimizasyon (KKO) algoritması (Dorigo vd., 1991) karıncaların davranışlarının ve birbirleri ile etkileşimlerinin modellenmesiyle ortaya çıkmış ve bütünleşik optimizasyon problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Yöntemin ilk defa gezgin satıcı problemine (Dorigo vd., 1991; Dorigo vd., 1997) uygulanmasının ardından, araç rotalama (Reimann vd., 2004; Fuellerer vd., 2009), proje çizelgeleme (Merkle vd., 2002), ders çizelgeleme (Socha vd., 2002, 2003), kuadratik atama (Maniezo, 1999), sınıflandırma (Parpinelli vd., 2002; Otero vd., 2008) ve sıralama

(Gambardella and Dorigo, 2000) gibi birçok problem için uygulaması yapılmıştır.

Parametrelerin ve feromon izlerinin yüklenmesinin ardından yöntem üç ana adımdan oluşmaktadır. İlk aşamada  $m$  adet karınca feromon bilgisine ve muhtemel sezgisel bilgilere dayalı olarak çözümler üretir. Karıncaların çözümlenmeleri isteğe bağlı olarak lokal arama yöntemleri ile geliştirilebilir. Bir sonraki iterasyon başlamadan önce feromon miktarı karıncaların arama deneyimlerine göre güncellenir (Dorigo ve Stützle, 2019: 317). İyi çözümlere ait kenarlar daha fazla feromon alır ve daha sonraki yinelemelerde bu tür yolların karıncalar tarafından seçilmesi olasılığı artar (Gilli vd., 2011: 349). KKO algoritmasının temel adımları aşağıda listelenmiştir (Dikmen vd., 2014: 11):

Adım 1: Oluşturulan karıncaları şehirlere rastgele olarak yerleştir.

Adım 2: Her bir karınca için  $\alpha$  (feromon katsayısı) ve  $\beta$  (sezgisel katsayı) değerleri için rota oluştur.

Adım 3: Her bir karınca için rota mesafesini hesapla.

Adım 4: Karıncaların rota mesafesine göre yollardaki feromon miktarını güncelle.

Adım 5: Feromon buharlaşma oranına ( $\rho$ ) göre yollardaki feromon miktarını azalt.

Adım 6: Belirlenen durdurma kriteri sağlandıysa dur, aksi halde adım 2'ye dön.

## 2.2. Tabu Arama

Glover (1986) tarafından geliştirilen ve birçok bütünleşik optimizasyon problemine başarılı bir şekilde uygulanabilen Tabu Arama (TA) yöntemi, yerel optimumun ötesindeki çözüm alanlarını araştırmak için bölgesel arama prosedürünü yönlendiren bir metasezgiseldir (Glover ve Laguna, 1997: 2). TA Algoritmasının çizelgeleme (Nowicki ve Smuthnicki, 1996; Grabowski ve Wodecki, 2004; Bilge vd., 2004), rotalama ve konteyner yükleme (Gendreau vd., 2006), araç rotalama (Archetti vd., 2006; Barbarosoglu ve Ozgur, 1999; Peng vd., 2006), gezgin satıcı (Thamilselvan ve Balasubramanie, 2009), sipariş gruplama ve toplayıcı rotalama (Kulak vd., 2012), güç dağıtım sistemleri (Ramírez-Rosado, 2006), kuadratik atama (Misevicius, 2005) ve montaj hattı dengeleme (Özcan ve Toklu, 2009) gibi problem türlerine uygulandığı çalışmalar literatürde yer almaktadır.

TA tıpkı yerel arama ve komşuluk arama yöntemlerinde olduğu gibi rassal olarak veya ilgili problemin yapısına uygun bir sezgisel yöntem ile

oluşturulan *başlangıç çözümü* ile başlar. Başlangıç çözümden komşu çözümlere *hareket* adı verilen bir işlem ile ulaşılır (Glover, 1997: 25).  $S(x)$  komşu çözümler kümesi ve *Tabu listesi* olmak üzere TA algoritmasının genel işleyişi aşağıda gösterilmektedir (Glover, 1989: 192; Şahin, 2014: 86).

Adım 1: Bir başlangıç  $x \in X$  çözümü al. İterasyon sayacını  $k=0$  olarak ayarla ve  $T$  (tabu listesi) boş olarak çözüme başla.

Adım 2: Eğer  $s(x) - T$  boş küme ise 4. Adıma git. Aksi takdirde  $k = k + 1$  olarak ayarla. " $s_k(x) = OPTIMUM(S(x))$ :  $s_k(x) \in s(x) - T$ " koşulunu sağlayan çözümü en iyi çözüm olarak al.

Adım 3: Eğer  $c(x) < c(x^*)$  ise  $s_k(x) = x^* = x$  olarak değiştir.

Adım 4: Sonlandırma koşulu sağlanıyorsa dur. Aksi halde tabu listesini güncelle ve Adım 2'ye git.

### 2.3. Benzetimli Tavlama

Optimizasyon problemlerinin çözümü için sıklıkla tercih edilen diğer bir metasezgisel yöntem Kirkpatrick vd., (1983) tarafından geliştirilen benzetimli tavlama (BT) yöntemidir. Yoğun madde fiziğinde tavlama işlemi, ısı banyosundaki bir katının tüm parçacıklarının kendilerini sıvı fazda düzenledikleri maksimum bir değere yükseltmek suretiyle ısıtıldığı bir fiziksel işlemdir (Van Laarhoven ve Aarts, 1987: 7). Metropolis algoritmasını (Metropolis vd., 1958) iç döngü olarak kullanan bu yöntem, fiziksel tavlama işleminin algoritmik karşılığıdır (Johnson ve Aragon, 1989: 868). Yöntemin başlangıç sıcaklığı, her bir sıcaklıkta üretilecek çözümlerin sayısı, sıcaklık azaltma fonksiyonu ve durdurma ölçütü olmak üzere 4 parametresi vardır. Başlangıç sıcaklığının düşürülecek sıcaklık miktarına bölümü yapılacak iterasyon sayısına karşılık gelir.

BT yönteminin silindir paketleme (Correia vd., 2000), çizelgeleme (Aycan, 2009), araç rotalama (Tavakkoli-Moghaddam vd., 2007; Leung vd., 2010), kümeleme (Selim ve Alsultan, 1991), iletim sistemi genişletme (Romero vd., 1995), su dağıtım ağı dizaynı (Cunha ve Sousa, 1999), elektrik enerjisinin bölgeler arası alışverişinin optimizasyonu (Türkay vd., 2011) ve kutulama problemi (İnak vd., 2017) gibi problem türlerine uygulandığı çalışmalar literatürde yer almaktadır.

Bu yöntemde çözümlenmeye rastgele bir çözüm ( $x^c$ ) ile başlanır ve bu çözümde ufak değişiklikler yaparak yeni çözüm ( $x^n$ ) üretilir. Eğer elde edilen yeni çözüm mevcut çözümden daha iyi ise ( $\Delta < 0$ ) kabul edilir ve mevcut çözüm olarak alınır. Yeni çözümün mevcut çözümden daha kötü olması durumunda yöntem bu çözümü belirli bir olasılıkla kabul eder. Algoritma başlangıçta belirlenen durdurma ölçütleri sağlanıncaya kadar

devam eder. BT algoritmasının adımları aşağıda listelenmiştir (Gilli vd., 2011: 342-343):

Adım 1:  $R_{max}$  ve  $T$  değerlerini ayarla ve başlangıç çözümü ( $x^c$ ) rastgele oluştur.

Adım 2: Başlangıç çözüme ( $x^c$ ) komşu çözümler ( $x^n$ ) üret.

Adım 3: Başlangıç çözüm ile komşu çözümün amaç değerlerinin farkını ( $\Delta = f(x^n) - f(x^c)$ ) hesapla ve uniform rastgele  $u$  değerini oluştur.

Adım 4: Eğer ( $\Delta < 0$ ) veya ( $e^{-\Delta/T} > u$ ) ise komşu çözümü başlangıç çözüm olarak al ( $x^c = x^n$ ) ve sıcaklığı azalt.

Adım 5: Durdurma kriteri sağlanıyorsa bitir, aksi halde ikinci adıma git.

## 2.4. Genetik Algoritma

Ayrık ve bütünlük optimizasyon problemlerinin çözümü için yaygın kullanılan ve başarılı çözümler sağlayan genetik algoritma (GA), rastgele oluşturulmuş bir çözüm kümesi (*başlangıç popülasyonu*) ile çözüme başlar. Çözüm kümesi içerisinde yer alan her bir çözüm (*birey*) kromozom olarak ifade edilir. Kromozomların gösterimi için problem türüne göre sürekli, ikili, tam sayılı, gerçek sayılı kodlama ile ağaç ve permütasyon kodlama gibi yöntemler kullanılabilir. GA'da yeni nesillerin (*çözümlerin*) oluşumu ve mevcut çözümün geliştirilmesi için çaprazlama ve mutasyon operatörleri kullanılır. Çaprazlanacak bireylerin seçimi için rulet tekeri, sıralama, turnuva, kararlı durum ve rastgele seçim yöntemleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Popülasyon içerisinde seçilen bireyler tek nokta, çok nokta, ikili, aritmetik, ağaç, sıra değiştirme ve karma gibi çaprazlama yöntemleriyle çaprazlamaya tabi tutulabilir. Diğer taraftan ters çevirme, ekleme ve ikili yer değiştirme gibi yöntemler ile bazı genlerde modifikasyon işlemi yapılır ve böylelikle oğul bireyin rastgele değişimi sağlanır.

Oluşturulan çözümlerin kalitesi uygunluk fonksiyonu ile değerlendirilerek topluluk hacminin sabit tutulabilmesi için kromozomların bir kısmı elenir. Bazı durumlarda mevcut popülasyonda en iyi çözümleri sağlayan bireyler elitizm strateji ile doğrudan bir sonraki nesle aktarılabilir. Sonlandırma ölçütü (süre veya uygunluk değerindeki yakınsama) sağlanıncaya kadar devam eden bu süreç sonunda en iyi çözümü sağlayan kromozom en iyi çözüm olarak belirlenir (Shukla ve Tiwari, 2017: 57-68; Şahin, 2014: 99-114).

GA'nın araç rotalama (Mohammed vd., 2017; Xiao ve Konak, 2017; Shi vd., 2017), gezgin satıcı (Chowdhury vd., 2013a; Deng vd., 2015; Şahin ve Karagül, 2019), kümeleme (Ding ve Fu, 2016; Yuan vd., 2017), envanter rotalama (Hiassat vd., 2017), çizelgeleme (Li ve Gao, 2016;

Kadri ve Doctor, 2018) ve tersine lojistik ağı dizaynı (Alshamsi ve Diabat, 2017) gibi alanlarda uygulamaları literatürde mevcuttur. Standart bir GA'nın temel adımları ise aşağıda sunulmuştur (Ahmadi vd., 2014: 54).

Adım 1:  $n$  adet bireye sahip bir başlangıç popülasyonu oluştur.

Adım 2: Mevcut popülasyondaki bütün bireyler için uygunluk değerinin hesapla.

Adım 3: Aşağıdaki alt adımları takip ederek yeni nesli oluştur.

- ✓ Çaprazlama için iki ebeveyn seç.
- ✓ Seçilen ebeveynleri çaprazlamaya tabi tut.
- ✓ Seçilen kromozom (çözüm) üzerinde mutasyon uygula.
- ✓ Yeni bireyleri popülasyona ekle.

Adım 4: Yeni oluşturulan popülasyonu bir sonraki iterasyon için kullan.

Adım 5: Sonlandırma kriteri sağlandıysa mevcut popülasyonun en iyi çözümü al.

Adım 6: Aksi halde Adım 2'ye dön.

## 2.5. En Yakın Komşu ve 2-opt Sezgiselleri

Önceki bölümlerde anlatılan metasezgisel yöntemlerin yanı sıra, gezgin satıcı, araç rotalama ve sipariş toplama baskılı devre kartı montajına kadar içerisinde rotalama bulunan birçok optimizasyon probleminde rota kurucu yöntemler olarak tasarruf, en yakın komşu, iki aşamalı yöntem ve petal sezgisel gibi klasik sezgiseller yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemler ile elde edilen başlangıç çözümleri ise genellikle 2-opt, 3-opt ve or-opt gibi rota geliştirici sezgiseller yardımıyla iyileştirilir. Çalışma kapsamında rota kurucu olarak hızlı ve etkili çözümler sunan EYK, rota geliştirici olarak ise 2-opt sezgiseli kullanılmıştır. EYK sezgiseli GSP'ye uygulanırken, başlangıç noktasına en yakın şehirden başlamak üzere listede yer alan şehirler aradaki mesafe (en yakın) dikkate alınarak rotaya eklenir. Şehirlerin rotaya eklenme sırasına göre şehir konumları birleştirilerek başlangıç rotası elde edilmiş olur. Ardından rota üzerindeki şehir çiftleri 2-opt uygulanarak yer değiştirilir ve mevcut rotada iyileştirme olup olmadığı kontrol edilir. Eğer yapılan bu değişiklik ile dolaşılacak mesafede iyileştirme sağlanmışsa değişiklik kabul edilir. Aksi halde şehirler eski sırasına iade edilir (Şahin ve Karagül, 2019: 109).

Buraya kadar anlatılan yöntemlerin zayıf yönleri Tablo 1'de özetlenmiştir. Tabloda yer alan 3 değeri ciddi zayıflık, 1 değeri ise çok küçük bir zayıflık olduğu anlamına gelmektedir. (Odili vd., 2017:5).



**Tablo 1:** Yöntemlerin Zayıf Yönleri

ZAYIFLIK	KKO*	BT*	GA*	TA	EYK + 2-OPT
Düşük hız	2	2	2	2	1
Erken yakınsama	2	1	2	1	2
Birçok değerlendirme	2	2	2	2	1
Etkisizlik	1	1	1	1	1
Birçok parametre	3	1	3	1	1
Karmaşık hesaplama	3	2	3	2	1
Karmaşık uygulama	3	3	3	3	1

\* Bu değerler ilgili kaynaktan alınmıştır.

### 3. Deneysel Çalışma

Çalışmanın bu kısmında, önceki bölümlerde detayları sunulan sezgisel ve metasezgisel yöntemler ile gezgin satıcı problemi için literatürde bulunan kıyaslama problemleri kullanarak deneysel çalışmalar yapılmıştır. Kıyaslama için kullanılan örnekler öklidyen uzaklık formülü ile hesaplanmanın yapılabildiği iki boyutlu simetrik gezgin satıcı problemi veri setleridir. Yöntemler için MATLAB programlama dili ile hazırlanan yazılımlar Intel DuoCore™ i5-4300M CPU 2.60 GHz ve 4 GB RAM özelliklerine sahip bir bilgisayarda çalıştırılmıştır. KKO, TA, BT ve GA metasezgiselleri kullanılan parametreler ve değerleri Tablo 2’de gösterilmiştir.

**Tablo 2:** Yöntemler İçin Kullanılan Parametreler ve Değerleri

KKO		BT	
Parametre	Değeri	Parametre	Değeri
Karıncaların sayısı	10	Başlangıç Çözüm	Rastgele
Max iter. sayısı	1000	Komşuluk arama	Yer değiştirme
Sezgisel Katsayı ( $\beta$ )	2	Soğutma oranı	0.99
Buh.oranı ( $\rho$ )	0.05	Başlangıç Sıcaklığı	0.5
Feramon kat. ( $a$ )	1	Dur. Kriteri (Max ite.)	5000
Sabit değer ( $Q$ )	1		
GA*		TA	
Parametre	Değeri	Parametre	Değeri
Popülasyon	100	Başlangıç Çözüm	Rastgele
Mutasyon	Çevirme (Flip)	Maksimum İterasyon	50
	Yer değ. (Swap)	Komşuluk arama	Yer değiştirme
	Kaydırma (Slide)	Tabu Uzunluğu	$0.5 \times n$

\* **Kaynak:** Kirk (2014)

Ele alınan yöntemlerin çözüm performanslarının kıyaslanması için Denklem (1) ve Denklem (2)’de gösterilen eşitlikler kullanılmıştır. Elde edilen  $RD_{bs}$  (en iyi çözümden sapma) ve  $RD_{av}$  (ortalama çözümde

değerinden sapma) değerlerinin küçük olması yöntemin iyi performans gösterdiği anlamına gelir (Lim vd., 2016: 18).

$$RD_{bs} = \left( \frac{\text{en iyi çözüm} - \text{optimal çözüm}}{\text{optimal çözüm}} \right) * 100 \quad (1)$$

$$RD_{av} = \left( \frac{\text{ortalama çözüm} - \text{optimal çözüm}}{\text{optimal çözüm}} \right) * 100 \quad (2)$$

Parametre değerlerinin belirlenmesinin ardından her bir deney seti için 10 tekrarlı deneyler yapılmıştır. Yapılan deneyler sonucunda elde edilen en iyi ve en kötü çözüm değerleri ile çözüm süreleri Tablo 3'te gösterilmektedir.

**Tablo 3:** Elde Edilen Çözüm Değerleri ve Süreler

			Çözüm Değerleri		Süre (Saniye)	
Yöntem	Problem	Optimal	En İyi	Ort.	En İyi	Ort.
KKO	eil51	426	444.37	457.07	13.32	13.95
	berlin52	7542	7548.99	7631.65	13.98	14.19
	st70	675	719.49	733.49	19.05	19.23
	pr76	108159	115478.19	119487.07	20.18	20.51
	eil76	538	563.30	574.24	20.67	20.89
	kroA100	21282	22615.30	23285.32	26.14	27.22
	kroB100	22141	23278.48	23875.79	27.22	27.82
	eil101	629	701.44	715.08	26.67	27.56
	bier127	118282	124739.16	126599.26	36.12	36.94
	ch130	6110	6499.39	6670.03	37.74	38.36
	ch150	6528	6746.14	6986.53	43.69	44.44
	kroA150	26524	29300.53	30317.01	44.07	44.79
	kroA200	29368	32502.17	33725.98	59.53	60.20
	lin318	42029	48524.56	49948.37	104.15	105.24
	Hex 162	1620	1620.00	1634.00	45.83	46.84
	Hex 486	4860	4947.49	5245.79	168.12	180.63
<b>Genel Ortalama</b>		<b>24794.56</b>	<b>26639.31</b>	<b>27367.92</b>	<b>44.16</b>	<b>45.55</b>
			Çözüm Değerleri		Süre (Saniye)	
Yöntem	Problem	Optimal	En İyi	Ort.	En İyi	Ort.
TA	eil51	426	428.98	434.01	38.13	38.34
	berlin52	7542	7544.37	7810.86	39.64	40.24
	st70	675	682.66	698.67	75.47	76.13
	pr76	108159	108159.44	110171.37	92.63	93.12
	eil76	538	555.2	562.59	93.15	94.46
	kroA100	21282	21294.4	21855.73	182.12	183.01
	kroB100	22141	22721.3	23089.27	180.95	182.07
	eil101	629	654.81	662.66	186.26	187.49
	bier127	118282	119737.09	123511.24	332.09	342.15

	ch130	6110	6186.35	6378.24	356.84	368.38
	ch150	6528	6697.09	6866.77	508.26	526.5
	kroA150	26524	27281.2	27712.02	507.67	525.54
	kroA200	29368	30125.06	30669.29	1059.39	1206.96
	lin318	42029	43957.21	44918.46	4438.39	4603.25
	Hex 162	1620	1620	1720.98	610.68	617.77
	Hex 486	4860	6787.94	7051.27	11633.3	12071.76
<b>Genel Ortalama</b>		<b>24794.56</b>	<b>25277.07</b>	<b>25882.09</b>	<b>1270.94</b>	<b>1322.32</b>
<b>BT</b>	eil51	426	432.58	438.53	50.63	52.50
	berlin52	7542	7544.37	7722.36	50.24	51.48
	st70	675	682.75	695.78	52.71	54.62
	pr76	108159	108159.44	110758.84	52.86	54.29
	eil76	538	550.5	561.28	53.3	54.85
	kroA100	21282	22615.3	22261.11	56.23	58.73
	kroB100	22141	23278.48	22868.65	56.38	58.17
	eil101	629	659.13	668.56	56.19	57.91
	bier127	118282	121889.15	124384.22	61.62	62.69
	ch130	6110	6296.62	6400.31	61.59	62.96
	ch150	6528	6709.17	7002.32	63.13	64.86
	kroA150	26524	27034.05	28057.89	62.88	65.15
	kroA200	29368	30373.64	31195.44	69.69	71.35
	lin318	42029	44679.05	45525.39	80.84	82.90
	Hex 162	1620	1680.32	1800.14	63.92	66.00
Hex 486	4860	5533.91	5753.09	96.99	100.14	
<b>Genel Ortalama</b>		<b>24794.56</b>	<b>25377.19</b>	<b>26005.87</b>	<b>61.82</b>	<b>63.66</b>
			<b>Çözüm Değerleri</b>		<b>Süre (Saniye)</b>	
<b>Yöntem</b>	<b>Problem</b>	<b>Optimal</b>	<b>En İyi</b>	<b>Ort.</b>	<b>En İyi</b>	<b>Ort.</b>
<b>GA</b>	eil51	426	428.98	436.10	129.59	130.24
	berlin52	7542	7544.37	7836.76	129.93	131.48
	st70	675	677.11	694.36	138.2	139.09
	pr76	108159	108159.44	109675.35	138.84	139.70
	eil76	538	551.48	561.09	140.88	141.74
	kroA100	21282	21307.42	21754.92	154.1	155.27
	kroB100	22141	22338.39	22615.35	154.79	155.49
	eil101	629	657.98	663.33	153.48	155.21
	bier127	118282	119578.94	122385.30	169.54	170.27
	ch130	6110	6198.01	6315.09	171.55	172.44
	ch150	6528	6627.21	6800.42	187.46	189.29
	kroA150	26524	27080.28	27897.55	189.5	191.34
	kroA200	29368	30009.72	30899.66	216.62	219.31
	lin318	42029	46186.07	47514.01	281.33	283.13
	Hex 162	1620	1637.74	1799.40	186.34	189.63
Hex 486	4860	7000.6	7147.39	453.81	477.84	
<b>Genel Ortalama</b>		<b>24794.56</b>	<b>25373.98</b>	<b>25937.25</b>	<b>187.25</b>	<b>190.09</b>
<b>EYK + 2-OPT</b>	eil51	426	435.51	443.02	0.0182	0.021
	berlin52	7542	7713	7887.27	0.0177	0.020
	st70	675	691	711.59	0.0191	0.021

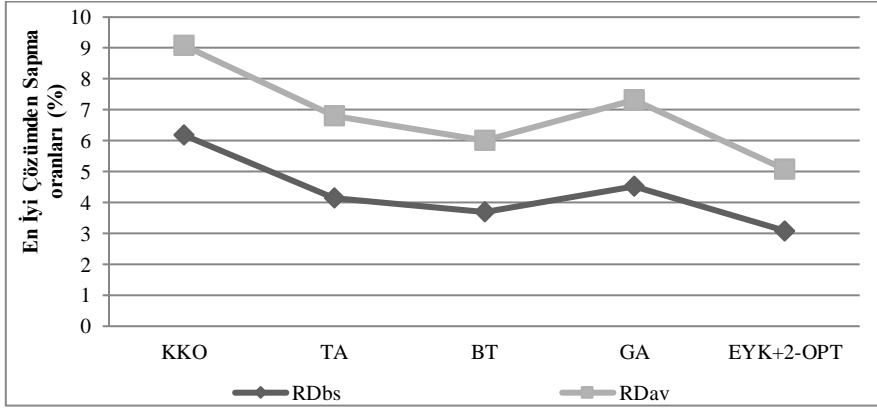
	pr76	108159	108880	113480	0.0203	0.022
	eil76	538	561.31	569.80	0.0196	0.022
	kroA100	21282	21395	21551.20	0.0219	0.025
	kroB100	22141	22347	22678	0.0203	0.023
	eil101	629	656.63	666.06	0.0209	0.022
	bier127	118282	119340	121265	0.024	0.026
	ch130	6110	6267.2	6406.73	0.0236	0.028
	ch150	6528	6622.8	6667.71	0.025	0.029
	kroA150	26524	27354	27936.20	0.0264	0.029
	kroA200	29368	29907	30286.10	0.0314	0.035
	lin318	42029	43743	44236.50	0.0477	0.058
	Hex 162	1620	1672.9	1724.74	0.0241	0.023
	Hex 486	4860	5562.7	5695.12	0.075	0.109
<b>Genel Ortalama</b>		<b>24794.56</b>	<b>25196.82</b>	<b>25762.81</b>	<b>0.0272</b>	<b>0.0324</b>

Tablo 4 ve Şekil 1’de en iyi ve ortalama çözüm değerlerinin optimum çözümden sapma değerleri gösterilmiştir. Buna göre ortalama sapma değerleri bakımından EYK+2-OPT yöntemi en iyi ve ortalama çözüm değerlerinin sapma oranı bakımından diğer yöntemlerden daha başarılıdır. En iyi ve ortalama çözüm değerinin optimal çözümden sapması en büyük olan yöntem ise KKO algoritmasıdır.

**Tablo 4:** Yöntemlerin En İyi Çözümde Sapma Oranları (%)

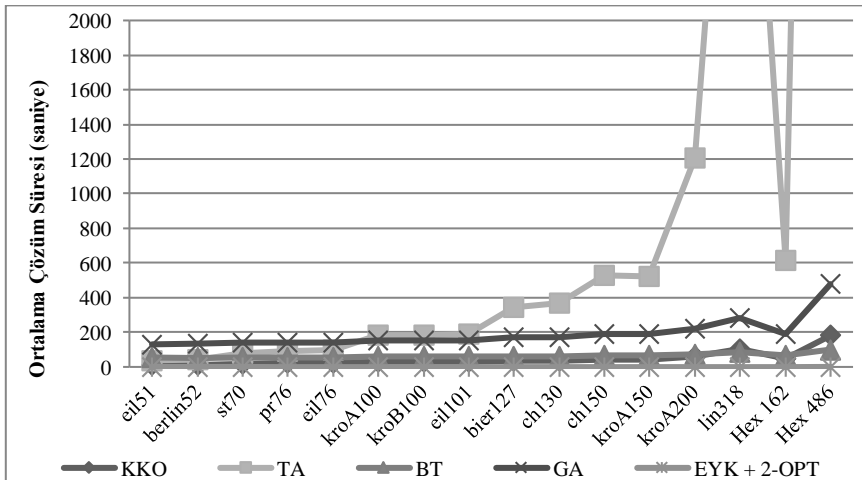
PROBLEM	KKO		TA		BT		GA		EYK + 2-OPT	
	RD <sub>bs</sub>	RD <sub>av</sub>	RD <sub>bs</sub>	RD <sub>av</sub>	RD <sub>bs</sub>	RD <sub>av</sub>	RD <sub>bs</sub>	RD <sub>av</sub>	RD <sub>bs</sub>	RD <sub>av</sub>
eil51	4.31	7.29	0.70	1.88	1.54	2.94	0.70	2.37	2.23	4.00
berlin52	0.09	1.19	0.03	3.56	0.03	2.39	0.03	3.91	2.27	4.58
st70	6.59	8.67	1.13	3.51	1.15	3.08	0.31	2.87	2.37	5.42
pr76	6.77	10.47	0.00	1.86	0.00	2.40	0.00	1.40	0.67	4.92
eil76	4.70	6.74	3.20	4.57	2.32	4.33	2.51	4.29	4.33	5.91
kroA100	6.26	9.41	0.06	2.70	6.26	4.60	0.12	2.22	0.53	1.26
kroB100	5.14	7.84	2.62	4.28	5.14	3.29	0.89	2.14	0.93	2.43
eil101	11.52	13.69	4.10	5.35	4.79	6.29	4.61	5.46	4.39	5.89
bier127	5.46	7.03	1.23	4.42	3.05	5.16	1.10	3.47	0.89	2.52
ch130	6.37	9.17	1.25	4.39	3.05	4.75	1.44	3.36	2.57	4.86
ch150	3.34	7.02	2.59	5.19	2.78	7.27	1.52	4.17	1.45	2.14
kroA150	10.47	14.30	2.85	4.48	1.92	5.78	2.10	5.18	3.13	5.32
kroA200	10.67	14.84	2.58	4.43	3.42	6.22	2.19	5.22	1.84	3.13
lin318	15.45	18.84	4.59	6.87	6.31	8.32	9.89	13.05	4.08	5.25
Hex 162	0.00	0.86	0.00	6.23	3.72	11.12	1.10	11.07	3.27	6.47
Hex 486	1.80	7.94	39.67	45.09	13.87	18.38	44.05	47.07	14.46	17.18
<b>Ortalama</b>	<b>6.18</b>	<b>9.08</b>	<b>4.16</b>	<b>6.80</b>	<b>3.71</b>	<b>6.02</b>	<b>4.53</b>	<b>7.33</b>	<b>3.09</b>	<b>5.08</b>

**Şekil 1:** En İyi ve Ortalama Çözüm Değerinden Sapma Oranları



Diğer bir kıyaslama ise ortalama çözüm süreleri bakımından yapılmıştır. Çözüm süreleri dikkate alındığında EYK+2-Opt yönteminin diğer yöntemlere net bir üstünlük sağladığı görülmektedir. EYK+2-Opt yöntemi istisnasız bütün problemleri bir saniyenin altında çözerken, KKO yöntemi 45.55, TA yöntemi 1322.32, SA yöntemi 63.66, GA yöntemi 190.09 saniyelik ortalama çözüm süresi performansı göstermektedir. Ortalama çözüm süreleri bakımından yapılan kıyaslama Şekil 2’de gösterilmiştir.

**Şekil 2:** Yöntemlerin Ortalama Çözüm Süreleri (saniye)



#### 4. Sonuç

Sezgisel ve metasezgisel yöntemler optimizasyon alanında birçok probleme uygulanabilen ve oldukça başarılı sonuçlar alınabilen yöntemlerdir. Bu yöntemlerin sağladığı en önemli avantaj ise büyük boyutlu gerçek yaşam problemlerine uygulanabilmelidir. Tabi bu noktada bütün yöntemlerin her probleme başarılı bir şekilde uygulanabileceği söylenemez. Bu çalışmada, KKO, TA, BT ve GA metasezgiselleri ile EYK ve 2-Opt sezgisellerinin kombinasyonundan oluşan EYK+2-Opt yöntemlerinin gezgin satıcı problemi çözüm performansları kıyaslanmış ve bu sayede ele alınan problem için en uygun çözüm yöntemi belirlenmeye çalışılmıştır. Her ne kadar bütün veri setleri için en iyi çözüm değerini sağlayamasa da ortalama çözüm değeri bakımından EYK+2-Opt yöntemi optimal çözüme yaklaşma bakımından oldukça başarılı sonuçlar üretmiştir. EYK+2-Opt yöntemi bütün problemler dikkate alındığında, Tablo 4'ten de görüleceği üzere ortalama %5.08'lik bir sapma değeri ile optimal çözüme oldukça yakın çözümler sunmuştur. Metasezgisel yöntemlerin çözüm performansları incelendiğinde, en iyi ortalama çözüm değerlerini Benzetimli Tavlama yöntemi ile elde edildiği, bunu sırasıyla Tabu Arama, Genetik Algoritma ve Karınca Kolonisi Optimizasyon algoritmalarının izlediği görülmüştür.

Sezgisel ve metasezgisel yöntemlerin performansını analiz ederken kullanılan diğer bir ölçüt ise çözüm süresidir. Çözüm süreleri incelendiğinde, EYK+2-Opt yönteminin istisnasız bütün problemler için bir saniyenin çok altında sürelerde çözüme ulaşabildiği görülmektedir. Metasezgisel yöntemler içinde çözüm süresi bakımından en iyisi Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması, en kötüsü ise Tabu Arama Algoritmasıdır. Gelecekte yapılacak çalışmalarda parametre optimizasyonunun yanı sıra, farklı sezgisel ve metasezgisel yöntemlerin kombinasyonu ile geliştirilerek hibrit yaklaşımlar yardımıyla çalışmanın zenginleştirilebileceği değerlendirilmektedir.

#### Kaynaklar

- Ahmadi, A., El Bouanani, F. ve Ben-Azza, H. (2014), Four Parallel Decoding Schemas of Product BlockCodes, *Transactions on Networks and Communications*, 2(3), s.49-69.
- Alshamsi, A. ve Diabat, A. (2017), A Genetic Algorithm for Reverse Logistics Network Design: A Case Study From the GCC, *Journal of Cleaner Production*, 151, s.652-669.
- Antosiewicz, M., Koloch, G. ve Kamiński, B. (2013), Choice of best possible Metaheuristic Algorithm for the Travelling Salesman

Problem with Limited Computational Time: Quality, Uncertainty and Speed, *Journal of Theoretical and Applied Computer Science*, 7(1), s.46-55.

Archetti, C., Speranza, M. G. ve Hertz, A. (2006), A Tabu Search Algorithm for the Split Delivery Vehicle Routing Problem, *Transportation Science*, 40(1), s.64-73.

Aycan, E. ve Ayav, T. (2009), *Solving the Course Scheduling Problem Using Simulated Annealing*, 2009 IEEE International Advance Computing Conference, Patiala, India.

Barbarosoglu, G. ve Özgür, D. (1999), A Tabu Search Algorithm for the Vehicle Routing Problem, *Computers & Operations Research*, 26(3), s.255-270.

Bilge, Ü., Kırac, F., Kurtulan, M. ve Pekgün, P. (2004), A Tabu Search Algorithm for Parallel Machine Total Tardiness Problem, *Computers & Operations Research*, 31(3), s.397-414.

Bouzidi, S., Riffi, M. E. ve Bouzidi, A. (2017), Comparative analysis of Three Metaheuristics for Solving the Travelling Salesman Problem, *Transactions on Machine Learning and Artificial Intelligence*, 5(4), s.395-402.

Burke E.K., Cowling P.I. ve Keuthen R. (1999), *New Models and Heuristics for Component Placement in Printed Circuit Board Assembly*, 1999 International Conference on Information Intelligence and Systems, Bethesda, Maryland.

Chowdhury, A., Ghosh, A., Sinha, S., Das, S. ve Ghosh, A. (2013), A Novel Genetic Algorithm to Solve Travelling Salesman Problem and Blocking Flow Shop Scheduling Problem, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 5(5), s.303-314.

Correia, M. H., Oliveira, J. F. ve Ferreira, J. S. (2000), Cylinder Packing by Simulated Annealing, *Pesquisa Operacional*, 20(2): 269-286.

Cunha, M. D. C. ve Sousa, J. (1999), Water Distribution Network Design Optimization: Simulated Annealing Approach, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 125(4), s.15-221.

Dantzig, G., Fulkerson, R. ve Johnson, S. (1954), Solution of a Large-Scale Traveling-Salesman Problem, *Journal of the Operations Research Society of America*, 2(4), s.393-410.

- Deng, Y., Liu, Y. ve Zhou, D. (2015), An Improved Genetic Algorithm - with Initial Population Strategy for Symmetric TSP, *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, s.1-6.
- Dikmen, H., Dikmen, H., Elbir, A., Eksi, Z. ve Çelik, F. (2014), Gezgin Satıcı Probleminin Karınca Kolonisi ve Genetik Algoritmalarla Eniyilemesi ve Karşılaştırılması, *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 18(1), s.8-13.
- Ding, Y. ve Fu, X. (2016), Kernel-Based Fuzzy C-Means Clustering Algorithm Based on Genetic Algorithm, *Neurocomputing*, 188, s.33-238.
- Dorigo, M., Maniezzo, V. ve Colomi, A. (1991), *Ant System: An Autocatalytic Optimizing Process*, Politecnico di Milano: <https://pdfs.semanticscholar.org/9649/211474dcfc3a9fd75e5208ffd21d9dcb9794.pdf>, ErişimTarihi: (18.12.2018)
- Dorigo, M. ve Gambardella, L.M. (1997), Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem, *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 1(1), s.53-66.
- Dorigo, M. ve Stützle, T. (2019), Ant Colony Optimization: Overview and Recent Advances (Eds: M. Gendreau, J.-Y. Potvin), *Handbook of Metaheuristics*, s.311-351, Springer, Cham.
- Fiechter, C. N. (1994), A Parallel Tabu Search Algorithm for Large Traveling Salesman Problems, *Discrete Applied Mathematics*, 51(3), s.243-267.
- Freisleben, B. ve Merz, P. (1996), *A Genetic Local Search Algorithm for Solving Symmetric and Asymmetric Traveling Salesman Problems*, IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Nagoya.
- Fuellerer, G., Doerner, K.F., Hartl, R.F. ve Iori, M. (2009), Ant Colony Optimization for the Two-Dimensional Loading Vehicle Routing Problem, *Computers & Operations Research*, 36(3), s.655-673.
- Gambardella, L. M. ve Dorigo, M. (2000), An Ant Colony System Hybridized with a New Local Search for the Sequential Ordering Problem, *INFORMS Journal on Computing*, 12(3), s.237-255.
- Gendreau M., Laporte G. ve Semet F. (1998), A Tabu Search Heuristic for the Undirected Selective Travelling Salesman Problem, *European Journal of Operational Research*, 106 (2-3), s.539-545.



- Gendreau, M., Iori, M., Laporte, G. ve Martello, S. (2006), A Tabu Search Algorithm for a Routing And Container Loading Problem”, *Transportation Science*, 40(3), s.342-350.
- Gilli, M., Maringer, D. ve Schumann, E. (2011), *Numerical Methods and Optimization in Finance*. San Diego: Academic Press.
- Glover, F. ve Laguna, M. (1989), Tabu Search-Part I, *ORSA Journal on Computing*, 1 (3), s.190-206.
- Glover, F. ve Laguna, M. (1997), *Tabu Search (First Edition)*. Massachusetts: Kluwer Academic Publishers.
- Grabowski, J. ve Wodecki, M. (2004), A Very Fast Tabu Search Algorithm for the Permutation Flow Shop Problem with Makespan Criterion, *Computers & Operations Research*, 31(11), s.1891-1909.
- Gupta, D. (2013), Solving tsp using various meta-heuristic algorithms, *International Journal of Recent Contributions from Engineering, Science & IT (iJES)*, 1(2), s.22-26.
- Gupta, S. ve Panwar, P. (2013), Solving Travelling Salesman Problem Using Genetic Algorithm, *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 3(6), s.376-380.
- Halim, A. H. ve Ismail, I. (2019), Combinatorial optimization: comparison of heuristic algorithms in travelling salesman problem, *Archives of Computational Methods in Engineering*, 26(2), s.367-380.
- Hiassat, A., Diabat, A. ve Rahwan, I. (2017), A Genetic Algorithm Approach for Location-Inventory-Routing Problem with Perishable Products, *Journal of manufacturing systems*, 42, s.93-103.
- Hoffman K.L. ve Padberg M. (1993), Solving Airline Crew Scheduling Problems by Branch-and-Cut, *Management Science*, 39(6), s.657-682.
- İnak, N., Tokat, S. ve Karagül, K. (2018), Alt Sınır Temeline Dayalı Ağırlıklı Tavlama Yöntemi ile Kutulama Probleminin Çözümü, *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 5(3), s.549-567.
- Johnson, D. S., Aragon, C. R., McGeoch, L. A. ve Schevon, C. (1989), Optimization by Simulated Annealing: An Experimental

- Evaluation; Part I, Graph Partitioning, *Operations research*, 37(6), s.865-892.
- Joines, J.A., Kay, M.G., Karabacak, M.F., Karagül, K. ve Tokat, S., (2017), Performance Analysis of Genetic Algorithm Optimization Toolbox via Traveling Salesperson Problem, (Ed.: W. Sayers), *Contemporary Issues in Social Sciences and Humanities*, Landon: AGP Academic Research.
- Kadri, R.L. ve Boctor, F.F. (2018), An Efficient Genetic Algorithm to Solve the Resource-Constrained Project Scheduling Problem with Transfer Times: The Single Mode Case, *European Journal of Operational Research*, 265(2), s.454-462.
- Karaboğa, D. (2011), *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*, 2. Baskı, İstanbul: Nobel Yayın Dağıtım.
- Karagül K., Aydemir E. ve Tokat S. (2016), Using 2-Opt Based Evolution Strategy for Travelling Salesman Problem, *An International Journal of Optimization and Control: Theories&Applications (IJOCTA)*, 6(2), s.103-113.
- Kirk, J. (2014), Traveling Salesman Problem -GeneticAlgorithm, <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/13680-traveling-salesman-problem-genetic-algorithm>, (Erişim Tarihi: 25.02.2019)
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. ve Vecchi, M.P. (1983), Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220(4598), s.671-680.
- Kulak, O., Sahin, Y. ve Taner, M. E. (2012), Joint Order Batching And Picker Routing in Single and Multiple-Cross-Aisle Warehouses Using Cluster-Based Tabu Search Algorithms, *Flexible Services And Manufacturing Journal*, 24(1), s.52-80.
- Leung, S. C., Zheng, J., Zhang, D. ve Zhou, X. (2010), Simulated Annealing for the Vehicle Routing Problem with Two-Dimensional Loading Constraints, *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 22(1-2), s.61-82.
- Li, X. ve Gao, L. (2016), An Effective Hybrid Genetic Algorithm and Tabu Search for Flexible Job Shop Scheduling Problem, *International Journal of Production Economics*, 174, s.93-110.
- Lim, Y.F., Hong, P.Y., Ramli, R., Khalid, R. ve Baten, M.A. (2016), Performance Evaluation of Heuristic Methods in Solving

- Symmetric Travelling Salesman Problems, *Journal of Artificial Intelligence*, 9(1-3), s.12-22.
- Malek M., Guruswamy M., Pandya M. ve Owens, H. (1989), Serial and Parallel Simulated Annealing and Tabu Search Algorithms for the Traveling Salesman Problem, *Annals of Operations Research*, 21(1), s.59-84.
- Maniezzo, V. ve Colomi, A. (1999), The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 11(5), s.69-778.
- Mavrovouniotis, M. ve Yang, S. (2013), Ant Colony Optimization with Immigrants Schemes for the Dynamic Travelling Salesman Problem with Traffic Factors, *Applied Soft Computing*, 13(10), s.4023-4037.
- Mazzeo S. ve Irene L. (2004), An Ant Colony Algorithm for the Capacitated Vehicle Routing, *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 18, s.181-186.
- Merkle, D., Middendorf, M. ve Schmeck, H. (2002), Ant Colony Optimization for Resource-Constrained Project Scheduling, *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(4), s.333-346.
- Metropolis, N., Bivins, R., Storm, M., Turkevich, A., Miller, J. M. ve Friedlander, G. (1958), Monte Carlo Calculations on Intranuclear Cascades, *I. Low-energy studies. Physical Review*, 110(1), s.185-203.
- Míča, O. (2015), *Comparison Metaheuristic Methods by Solving Travelling Salesman Problem*, The International Scientific Conference INPROFORUM, University of South Bohemia in ČeskéBudějovice.
- Misevicius, A. (2005), A Tabu Search Algorithm for the Quadratic Assignment Problem, *Computational Optimization and Applications*, 30(1), s.95-111.
- Mohammed, M.A., Ghani, M.K.A., Hamed, R.I., Mostafa, S.A., Ahmad, M.S. ve Ibrahim, D.A. (2017), Solving Vehicle Routing Problem by Using Improved Genetic Algorithm for Optimal Solution, *Journal of Computational Science*, 21, s.255-262.
- Nowicki, E. ve Smutnicki, C. (1996), A Fast Taboo Search Algorithm for the Job Shop Problem, *Management Science*, 42(6), s.797-813.

- Odili, J.B., Kahar, M.N.M., Noraziah, A., Zarina, M. ve Haq, R. U. (2017), Performance Analysis of Nature-inspired Algorithms on the Traveling Salesman's Problems for Strategic Management, *Intelligent Automation&Soft Computing*, 1-11.doi:10.1080/10798587.2017.1334370
- Otero, F. E., Freitas, A. A. ve Johnson, C. G. (2008), cAnt-Miner: An Ant Colony Classification Algorithm to Cope with Continuous Attributes, *International Conference on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence*, Brussels.
- Özcan, U. ve Toklu, B. (2009), Balancing of Mixed-Model Two-Sided Assembly Lines, *Computers&Industrial Engineering*, 57(1), s.217-227.
- Park, J. ve Kim, B.I. (2010),The School Bus Routing Problem: A Review, *European Journal of Operational Research*, 202(2), s.311-319.
- Parpinelli, R. S., Lopes, H. S. ve Freitas, A. A. (2002), Data Mining with an Ant Colony Optimization Algorithm, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(4), s.321-332.
- Peng, J., Sun, Y. ve Wang, H. F. (2006), Optimal PMU Placement for Full Network Observability Using Tabu Search Algorithm, *International Journal of Electrical Power&Energy Systems*, 28(4), s.223-231.
- Potvin, J.Y. (1996), Genetic Algorithms for the Traveling Salesman Problem, *Annals of Operations Research*, 63(3), s.337-370.
- Ramírez-Rosado, I.J. ve Domínguez-Navarro, J.A. (2006), New Multiobjective Tabu Search Algorithm for Fuzzy Optimal Planning of Power Distribution Systems, *IEEE Transactions on Powersystems*, 21(1), s.224-233.
- Randall M. ve Montgomery J. (2003),The Accumulated Experience Ant Colony for the Traveling Salesman Problem, *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 3(2), s.189-198.
- Ratliff H.D. ve Rosenthal A.S. (1983), Order Picking in a Rectangular Warehouse: A Solvable Case of the Traveling Salesman Problem, *Operations Research*, 31(3), s.507-521.
- Reimann, M., Doerner, K. ve Hartl, R.F., (2004), D-Ants: Savings Based Ants Divide and Conquer the Vehicle Routing Problem, *Computers& Operations Research*, 31(4), s.563-59.

- Romero, R., Gallego, R. A. ve Monticelli, A. (1995), *Transmission System Expansion Planning by Simulated Annealing*, Power Industry Computer Applications Conference, Salt Lake City, UT.
- Selim, S. Z. ve Alsultan, K. (1991), A Simulated Annealing Algorithm for the Clustering Problem, *Pattern Recognition*, 24(10), s.1003-1008.
- Shi, Y., Boudouh, T. ve Grunder, O. (2017), A Hybrid Genetic Algorithm for a Home Healthcare Routing Problem with Time Window and Fuzzy Demand, *Expert Systems with Applications*, 72, s.60-176.
- Shukla, A. P. ve Tiwari, R. (2017), *Discrete Problems in Nature Inspired Algorithms*. Florida: CRC Press.
- Socha, K., Knowles, J. ve Sampels, M. (2002), *A Max-Min Ant System for the University Course Timetabling Problem*, Third International Workshop, ANTS 2002, Brussels, Belgium.
- Socha, K., Sampels, M. ve Manfrin, M. (2003), *Ant Algorithms for the University Course Timetabling Problem with Regard to the State-of-the-Art, Workshops on Applications of Evolutionary Computation*, Essex.
- Socha, K. ve Dorigo, M. (2008), Ant Colony Optimization for Continuous Domains, *European Journal of Operational Research*, 185(3), s.1155-1173.
- Stützle T. ve Hoos H. (1997), MAX-MIN Ant System and Local Search for the Traveling Salesman Problem, *Reference Future Generations Computer Systems*, 16(8), s.889-914.
- Şahin Y. (2014), *Depo Operasyonları ve Sipariş Dağıtım Faaliyetlerinin Sezgisel Yöntemler Kullanarak Eş Zamanlı Optimizasyonu*, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, Türkiye.
- Şahin, Y. ve Karagül, K. (2019), Gezgin Satıcı Probleminin Melez Akışkan Genetik Algoritma (MAGA) Kullanarak Çözümü, *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 25(1): s.106-114.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Safaei, N., Kah, M. M. O. ve Rabbani, M. (2007), A New Capacitated Vehicle Routing Problem with Split Service for Minimizing Fleet Cost by Simulated Annealing, *Journal of the Franklin Institute*, 344(5), s.406-425.

- Thamilselvan, R. ve Balasubramanie, P. (2009), A Genetic Algorithm with a Tabu Search (GTA) for Traveling Salesman Problem, *International Journal of Recent Trends in Engineering*, 1(1), s.607.
- Türkay, B., Küçüktezcan, F. ve Bulut, A. (2011), Elektrik Enerjisinin Bölgeler Arası Alışverişinin Optimizasyonu, *EMO Bilimsel Dergi*, 1(1), s.31-38.
- Van Laarhoven, P.J. ve Aarts, E. H. (1987), *Simulated annealing. In Simulated annealing: Theory and Applications*, Dordrecht: Springer,
- Wang K.P., Huang L., Zhou C.G. ve Pang W. (2003), *Particle Swarm Optimization for Traveling Salesman Problem*, International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xi'an.
- Wang, Y., Tian, D. ve Li, Y. (2013), *An Improved Simulated Annealing Algorithm for Traveling Salesman Problem*, International Conference on Information Technology and Software Engineering, Beijing.
- Xiao, Y. ve Konak, A. (2017), A Genetic Algorithm with Exact Dynamic Programming for the Green Vehicle Routing & Scheduling Problem, *Journal of Cleaner Production*, 167, s.1450-1463.
- Yu Z., Jinhai L., Guochang G., Rubo Z. ve Haiyan Y. (2002), *An Implementation of Evolutionary Computation for Path Planning of Cooperative Mobile Robots*, 4<sup>th</sup> World Congress on Intelligent Control and Automation, Shanghai.
- Yuan, X., Elhoseny, M., El-Minir, H. K. ve Riad, A. M. (2017), A Genetic Algorithm-Based, Dynamic Clustering Method Towards Improved WSN Longevity, *Journal of Network and Systems Management*, 25(1), s.21-46.
- Zhao F., Li S, Sun J. ve Mei D. (2009), Genetic Algorithm for the One-Commodity Pickup-and-Delivery Traveling Salesman Problem, *Computers & Industrial Engineering*, 56(4), s.1642-1648.