

Received : December 16, 2017 Accepted : March 05, 2018

<http://dx.doi.org/10.26650/JTL.2018.03.01.03>

Research Article

A Proposed Approach For Solving Asymmetric Travelling Salesman Problem by Fuzzy Ant Colony Optimization Algorithm

Mehmet Aksaraylı | Faculty of Economics and Administrative Sciences, Department of Econometrics, Dokuz Eylul University, Turkey, mehmet.aksarayli@deu.edu.tr

Osman Pala | Faculty of Economics and Administrative Sciences, Department of Econometrics, Dokuz Eylul University, Turkey, osman.pala@deu.edu.tr

ABSTRACT

Keywords:

Travelling
Salesman Problem
Ant Colony
Optimization
Algorithm
Swarm Intelligence

Logistics sector is one of the most prominent field in economic development of a country. Travelling Salesman Problem which is studied commonly in logistic sector is also based a number of other problems. Shortly, it is aimed to travel along to n locations with limitation of only visiting each location once. Due to NP-hard nature of problem, it is becoming impossible to find exact solution when the number of locations are above a certain level. Due to this reason, heuristic methods are mainly used for solving Travelling Salesman Problem. Ant Colony Optimization Algorithm which is a heuristic method that uses swarm intelligence gives good solutions in solving combinatorial optimization problems. In this study, Ant System and Ant Colony System are tested according to proposed principal of well distributed initial locations and different values of parameters for solving asymmetric Travelling Salesman Problem. Test problem which is in literature is solved by program that is coded in MATLAB programming language. Statistical analysis which is conducted on results indicate that proposed approach provides significant contribution on solutions.

Asimetrik Gezgin Satıcı Problemine Bulanık Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması İle Çözüm Yaklaşımı

Anahtar Sözcükler :

Gezgin Satıcı
Problemi
Karınca Kolonisi
Optimizasyon
Algoritması
Sürü Zekası

ÖZ

Lojistik sektörü bir ülkenin ekonomik gelişiminde en önemli yer tutan alanlardan birisidir. Gezgin Satıcı Problemi, lojistik sektöründe çokça çalışılan ve başka birçok probleme temel olan bir problemdir. Problem kısaca n adet noktaya birer kere uğramak koşulu ile en kısa yoldan n adet noktayı ziyareti amaçlar. Problemin NP-zor olması, uğranılması gereken nokta sayısı belirli bir seviyenin üzerinde kesin sonuç elde etmeyi zorlaştırmaktadır. Bu nedenle Gezgin Satıcı Probleminin çözümünde sezgisel yöntemler öne çıkmaktadır. Sürü zekasını kullanan sezgisel yöntemler arasında bulunan Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması, kombinasyonel optimizasyon problemlerinin çözümünde oldukça iyi sonuçlar sunmaktadır. Çalışmada Karınca Sistemi ve Karınca Kolonisi Sistemi, önerilen iyi dağıtılmış başlangıç noktaları prensibine göre Asimetrik Gezgin Satıcı Probleminde farklı parametre değerleriyle test edilmiştir. MATLAB programlama dilinde yazılan program kullanılarak literatürde yer alan test problemleri çözülmüştür. Sonuçlar üzerinde yapılan istatistiksel analizler, önerilen değişikliğin çözüm değerlerine anlamlı katkı yaptığı yönündedir.

Cite this article as

Aksaraylı, M. & Pala, M. (2018). Asimetrik Gezgin Satıcı Problemine Bulanık Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması İle Çözüm Yaklaşımı. *Journal of Transportation and Logistics*, 3(1), 25-34. doi: 10.26650/JTL.2018.03.01.03

Extended Abstract

A Proposed Approach For Solving Asymmetric Travelling Salesman Problem by Fuzzy Ant Colony Optimization Algorithm

Research Problem: The aim of the work is to improve the Fuzzy Adaptive Ant Colony Optimization algorithm by hybridizing fuzzy logic and Ant Colony Optimization. The proposed method is tested on Traveling Salesman Problem. By doing this the proposed method will become adaptable to different important logistics problems.

Research Questions: Can a Fuzzy Adaptive Ant Colony Optimization algorithm performs better than the Ant Colony Optimization algorithm on symmetric and asymmetric Traveling Salesman Problem?

Literature Review: The literature review was conducted about fuzzy adaptive techniques on Ant Colony Optimization (ACO) algorithms and other heuristic algorithms such as Particle Swarm Optimization, Simulated Annealing, Tabu Search, Genetic Algorithm and Local Search Algorithms. In addition, the techniques used to solve the Traveling Salesman Problem (TSP) have been examined.

Methodology: In this study we conducted numerical analysis on two different datasets. For the GSP test problems, the library called tsplib by Reinelt (1991) has very well-known GSP datasets and known optimum tour lengths. In GSP experiments, the test problems in TSPLIB are solved and the performance of the algorithms is compared easily. So we choose two different problems from tsplib. As a symmetric TSP example the problem called bays29 which has 29 nodes and for asymmetric TSP the problem called ry48 which has 48 nodes are selected. In the methodology we briefly described ACO, and fuzzy adaptive ACO with fuzzy membership functions, fuzzy rules and their related parameters.

Results and Conclusions: Based on the results of the algorithms which are run 30 times both, fuzzy ACO and ACO can find optimum values in the literature for two problems. However, fuzzy ACO performed better than the ACO in terms of achieving the optimum tour, the average lap lengths and the worst lap lengths found. The results presented that the difference of the performance between fuzzy ACO and ACO is more prominent for the symmetric TSP. It is more accurate to state that the proposed method is better or equal to ACO in asymmetric GSP problem.

TSP is a problem that has been studied extensively on, which is an NP-hard problem. The most important reason for this is that the TSP is the basis for many different types of problems. It is an ordinary process to try out the developed heuristic algorithms in GSP and to stand out as an alternative method to solve related problems by adapting them to different problems after giving good results.

One of the biggest problems of heuristic algorithms is the lack of optimum parameters according to the problem and the need to change the parameter values according to the type and size of the problem. In heuristic algorithm which is a very difficult and difficult process, constant parameter setting process leaves its place to self-adaptation and fuzzy adaptation methods in nowadays. While the self-adaptation is based on the exact mathematical operations resulting from the modification of the parameters, the parameters can be changed more flexibly and accurately with the fuzzy rule base.

Fuzzy adaptive ACO do not yield better results only, but also set the parameter according to their own fuzzy rules and taking the burden of the researcher to search for the accurate parameters. Thanks to fuzzy logic, the ratio of faults that can be made in the parameter selection process is reduced to the minimum. In future studies, heuristic algorithms can be improved by testing different heuristic parameter changes on other test problems..



1. Giriş

Gezgin Satıcı Problemi (GSP) herhangi bir noktadan başlayarak ve her bir noktadan yalnız bir kez geçerek başlangıç noktasına ulaşmanın noktalar arasındaki süre veya uzaklığa göre rotanın tamamı için minimum süre veya yol bulmayı hedeflemektedir. GSP çözümünde, nokta sayısı büyüdükçe kesin çözüm veren yöntemlerle çözümün elde edilmesi oldukça uzun sürmekte veya imkansızlaşmaktadır. Bu nedenle yaklaşık çözüm veren sezgisel algoritmalar problemin çözümünde sıklıkla kullanılmaktadır. GSP çok sayıda varyantı olan temel bir optimizasyon problemi olup çoğu optimizasyon algoritmasının performansı bu problem üzerinde değerlendirilmektedir. Çoğu çalışmada tsplib'de bulunan test problemleri çözülmekte ve algoritmaların performansları kolaylıkla kıyaslanabilmektedir. GSP test problemleri için Reinelt (1991) tarafından oluşturulan tsplib adlı kütüphanede çok bilindik GSP veri setleri ve bilinen optimum tur süreleri bulunmaktadır.

GSP çözümünde kullanılmış olan çok sayıda sezgisel yöntem mevcuttur. Raman ve Gill (2017) bunlardan bazılarını çalışmalarında incelemiştir. Kirkpatrick vd. (1983) tarafından ortaya atılan Benzetilmiş Tavlama (BT) performansı GSP üzerinde değerlendirilmiştir. Geng vd. (2011) BT'yi yerel arama ile adapte ederek GSP'ye etkin çözüm sunmuşlardır. Potvin (1996) GSP için kullanılan Genetik Algoritma (GA) yöntemlerini detaylı incelemiştir. Moon vd. (2002) öncül kısıtlara bağlı olarak ve GA kullanarak probleme etkin çözüm metodu sunmuşlardır. Gendreau vd., (1998) seçici GSP için yeni bir Tabu Arama (TA) algoritması önermişlerdir. Malek vd. (1989) BT ve TA'yı GSP çözümünde karşılaştırmış ve önerdikleri TA'nın daha iyi sonuçlar verdiğini iddia etmişlerdir. Fiechter (1994) büyük boyutlu GSP çözümünde yeni bir TA algoritması önermiş ve uzun ile orta dönemli tabu listesi için yapılan değişikliğin sonuçlara iyi yansıdığını bulmuştur. Goldberg vd. (2006) Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ile GSP'ye çözüm önerisinde bulunmuşlardır. Pang vd. (2004) Bulanık PSO ile problemin çözümünde yeni bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Dorigo vd. (1996) tarafından Karınca Sistemi (KS) olarak GSP için ortaya atılan Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO) ile problemin çözümünde oldukça önemli iyileştirmeler sağlanmıştır Gambardella ve Dorigo (1996).

KKO'nun çok sayıda varyantı bulunmaktadır. Dorigo ve Gambardella (1997) Karınca Kolonisi Sistemi (KKS) önererek algoritmayı geliştirmişlerdir. Dorigo ve Blum (2005) KKO ile yapılan çalışmaları detaylı incelemiştir. Bunlardan bazılarını bakıldığında; Förster vd. (2007) tarafından ortaya atılan ve öz-uyarlamaya (self-adaptive) dayalı KKO algoritması ile araçlara çoklu bileşen atama problemini çok amaçlı optimizasyon problemine dönüştürerek çözmüşlerdir. Li ve Li (2007) entropi bilgisine dayalı uyarlanabilen KKO ile algoritmanın optimuma yaklaşım özelliğini değiştirmişler ve önerdikleri yöntemi GSP üzerinde test etmişlerdir. Hlaing ve Khine (2011) KKO'da bulunan sezgisel parametreleri dinamik olarak güncelleyen bir yöntem geliştirerek GSP test problemleri üzerinde tatmin edici sonuçlar elde etmişlerdir. Jun-man ve Yi (2012) önerdikleri parametre güncelleme yöntemi ile KKO için genelleştirilmiş GSP'de başarılı sonuçlar elde etmişlerdir. Neyoy vd., (2013) GSP için önerdikleri bulanık uyarlanan KKO (BKKO) ile sezgisel parametreleri optimizasyon boyunca oluşan tur sürelerine göre bulanık kurallar ile güncellemişlerdir. Castillo vd. (2013) bulanık mantık kullanarak KKO parametrelerini optimizasyon sürecinde güncellemiş ve bir robotun bulanık mantık ile kontrolünde önerdikleri metodu kullanmışlardır.



Çalışmamızın amacı çok çalışılmış bir alan olmayan BKKO ile GSP problemine etkin çözüm getirerek algoritmayı geliştirmek ve farklı önemli lojistik problemlerine uyarlamaktır. Çalışmanın geri kalanı özetlendiğinde 2. kısımda KKO algoritmasının genel işleyişi ve formülasyonu verilmiştir. 3. kısımda BKKO hakkında yapılan çalışmalara yer verilmiş ve önerilen metot sunulmuştur. 4. kısımda önerilen metot tsplib'den alınan bir adet GSP ve GSP'nin farklı bir varyantı olan bir adet Asimetrik GSP (AGSP) test probleminde denenmiş ve sonuçlar klasik KKO ile karşılaştırılmıştır. Sonuç kısmında ise çalışmanın probleme ve diğer olası çalışmalara faydası tartışılmış ve gelecek çalışmalar hakkında yapılabilecekler konusunda fikirler öne sürülmüştür.

2. Karınca Kolonisi Optimizasyonu

Dorigo (1992) tarafından temelleri atılan KKO algoritması karınca kolonilerinin besin bulma ve bulunan besini yuvaya en kısa yoldan götürmesini taklit eden bir sürü algoritmasıdır. Karıncalar doğada feromon izleri denen koku partiküllerini geçtikleri yollara bırakmakta ve başlangıçta tüm olası yollara eşit sayıda karıncalar yollanmaktadır. Feromonlar vakit geçtikçe buharlaşmakta ve uzun yollardan birim zamanda daha az karınca geçtiği için feromonlar o yollarda daha az bulunmaktadır. Feromon yoğunluğunu dikkate alan karıncalar daha çok feromon bulunan kısa yolları yeni turlarında tercih etmektedirler.

Dorigo (1992) karıncaların doğal feromon izini takip etmesine ayrıca noktalar arası uzaklığı ekleyerek bir karıncanın hangi yolu tercih edeceğini bu iki değer bileşimine göre belirlemiştir. Dorigo ve Gambardella (1997) ayrıca iterasyon sonucunda en iyi tura ait yolda global feromon güncellemesi yaparak karıncalar arasındaki sosyal etkileşimi arttırmışlardır. Karıncaların bir sonraki adımda hangi yola gideceğini belirleyen denklem KS için aşağıdaki gibidir (Dorigo vd., 1996: 6).

$$P_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in N_i^k} [\tau_{ik}]^\alpha [\eta_{ik}]^\beta} \quad \text{eger } j \in N_i^k \quad (1)$$

Eşitlik 1'de j noktaları daha önceden tur içerisinde k karıncası tarafından ziyaret edilmemiş noktalardan oluşmaktadır. Eşitlik 1'de yer alan ifadeler ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$j \in N_i^k$ k. karıncanın gidebileceği tüm j noktaları.

$k \in N_i^k$ i. noktada bulunan tüm karıncalar.

P_{ij}^k k. karıncanın i. noktadan j noktasına geçme olasılığı

τ_{ij} i ve j noktaları arasındaki feromon değeri

η_{ij} i ve j noktaları arasındaki görünürlük değeri

α feromon katsayısı



β görünürlük katsayısı

N noktalar kümesi

KS'de turlar sonunda feromon izleri aşağıdaki eşitlik 2 yardımıyla güncellenmektedir (Dorigo vd. 1996: 5).

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij} \quad (2)$$

burada $(1-\rho)$ feromon buharlaşma oranı olup i-j noktaları arasına eklenen feromon izi ise eşitlik 3'deki gibi hesaplanmaktadır;

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad (3)$$

burada $\Delta \tau_{ij}^k$ k. karıncanın i ve j noktalarına bıraktığı feromon miktarıdır ve aşağıdaki gibi eşitlik 4'de hesaplanmaktadır.

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{eger i-j yolunu kullanırsa} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (4)$$

burada Q sabit bir değer olup L_k k. karıncanın tur uzunluğudur.

Dorigo ve Gambardella (1997) KKS ile KKO'ya yeni bir geçiş kuralı ve global feromon güncellemesi getirmişlerdir. Buna göre eşitlik 5'de geçiş kuralı verilmektedir.

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in N_i^k} \left\{ [\tau_{iu}]^\alpha [\eta_{iu}]^\beta \right\} & \text{eger } q < q_0 \\ J & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (5)$$

Burada q, 0 ile 1 arasında rassal bir sayı ve q_0 ise 0 ile 1 aralığında önceden belirlenmiş bir sabittir. Eşitlik 5'de ilk durum geçerliiyken maksimum feromon ve görünürlüğe sahip yol seçilirken ikinci durum J'de ise eşitlik 1'e göre seçim yapılmaktadır.

Benzer biçimde en kısa tur için KKS'de ekstra olarak global feromon güncellenmesi aşağıdaki gibi yapılmaktadır.

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij} \quad (6)$$

burada $(1-\rho)$ feromon buharlaşma oranı olup i-j noktaları arasına eklenen feromon izi ise eşitlik 7'deki gibi hesaplanmaktadır;

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{LB_k} & \text{eger i-j yolunu kullanırsa} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (7)$$

Burada LBk global en iyi turu ifade etmektedir.

Çalışmada KS algoritmasında feromon güncellenmesine iterasyonun en iyi turuna daha çok feromon izi bırakabilmek için eşitlik 4 yerine aşağıdaki eşitlik 8 kullanılarak yeni iyi çözümlerin feromon miktarı daha çok arttırılmıştır.



$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k - ib(L_{kib})} & \text{eger } i-j \text{ yolunu kullanırsa} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (8)$$

Burada ib 0 dan büyük 1'den küçük belirlenebilecek en iyi iterasyon turuna ağırlıklandırma katsayısıdır. En iyi iterasyon turundaki yollara feromonu daha çok arttırabilmek için ib 1'e yakın tercih edilmelidir. Parametre ib 0 değerini aldığıında feromon güncellemesi KS ile aynı olmaktadır. Çalışmada ib değeri denemeler sonucunda 0.97 tercih edilmiştir. Bu sayede yeni keşfedilen yollara olan ilgi arttırılabilmektedir.

3. Bulanık Adaptasyonlu Karınca Kolonisi Optimizasyonu

KKO algoritmasını geliştirmek için çok sayıda çalışma yapılmıştır. Bunlardan bazıları; Förster vd. (2007) öz-uyarlamaya dayalı yaklaşımla belirli denklem sistemleri ile tüm KKO algoritma parametrelerini güncellemişlerdir. Hlaing ve Khine (2011) KKO'da bulunan sezgisel parametreleri dinamik olarak güncelleyen bir yöntem geliştirerek sonuçlar elde etmişlerdir. Jun-man ve Yi (2012) önerdikleri parametre güncelleme yönteminde feromon buharlaşma oranının iterasyon boyunca azalması gerektiğinden bahsetmişlerdir. Neyoy vd., (2013) feromon güncelleme parametresi α 'yı iterasyonlar boyunca dinamik bir şekilde bulanık kural tabanına göre algoritmanın global ve yerel arama gücünü control etmek için güncellemişlerdir. Feromon güncelleme parametre değeri azaldığında global arama gücü artmakta tam tersi durumda yerel arama gücü artmaktadır. Çalışmada önerilen BKKO ile KS geçiş kuralında modifikasyon yaparak bulanık taban kurallı geçiş önerilmektedir. Eşitlik 1 yerine aşağıdaki gibi q_{maks} parametresi kullanılarak eşitlik 9'daki gibi BKKO $_{q_{maks}}$ 'da geçiş kuralı uygulanmaktadır.

$$\left[\begin{array}{l} P_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in N_i^k} [\tau_{ik}]^\alpha [\eta_{ik}]^\beta} \quad \text{eger } j \in N_i^k \text{ ve } q \geq q_{maks} \\ \arg \max j \in N_i^k \left\{ [\eta_{ij}]^\beta \right\} \quad \text{eger } q < q_{maks} \end{array} \right. \quad (9)$$

Eşitlik 9'da q rassal sayısı uniform 0-1 aralığında değer alırken n adet noktaya sahip GSP için q_{maks} 0 ile $1/(n-1)$ aralığında değer almaktadır. Eğer q rassal değeri, q_{maks} 'dan daha düşük değer alırsa karınca kendine en yakın noktayı seçecektir. Bu sayede feromon iz miktarı önemsenmeden farklı yollar tercih edilebilecektir. Farklı yolların tercih edilmesi karıncaların turlarını farklılaştırmak ve global aramaya olumlu etki yapmak için düşünülmüştür. Bulanık taban kuralı ile elde edilen q_{maks} değeri iki önemli girdi parametresi ile belirlenmektedir. Bunlardan birincisi Shi ve Eberhart (2001) tarafından Bulanık Parçacık Sürü Optimizasyonu (BPSO) için önerilen Yeni En İyi Değer (YED) aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır;

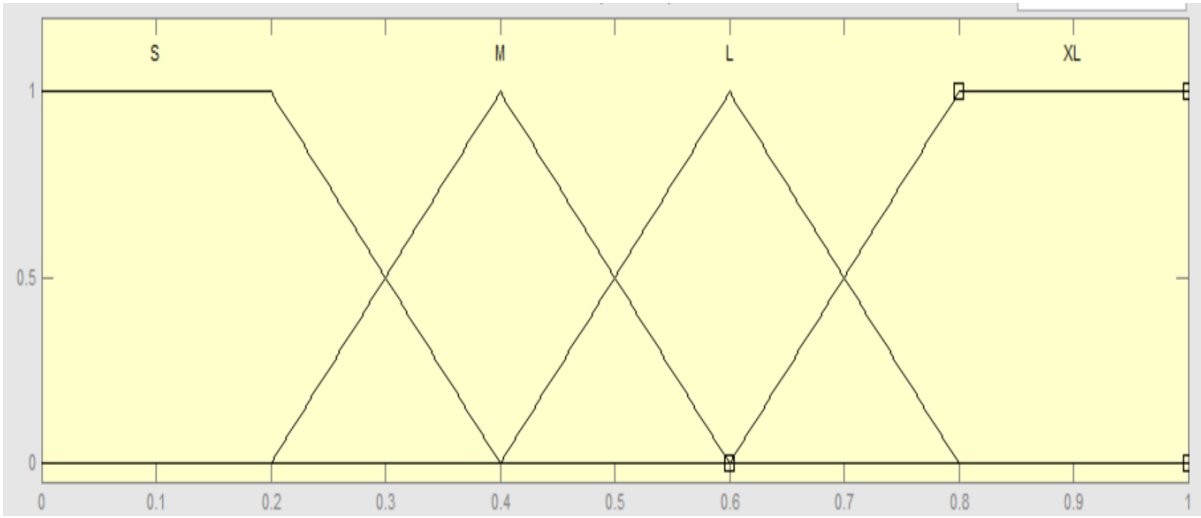
$$YED = \frac{ED - ED_{min}}{ED_{maks} - ED_{min}} \quad (10)$$

Eşitlik 10'da ED mevcut en iyi değer, ED_{min} minimizasyon yönlü GSP için elde edilebilecek bilinen veya tahmin edilen en iyi değer, ED_{maks} ise istenmeyen ve kötü bir



değer olarak ifade edilmektedir. YED'in iterasyonlar boyunca azalması beklenmektedir. Azalan YED ile global arama da azalacaktır.

Ayrıca Niknam (2010) tarafından BPSO için önerilen ve iterasyon boyunca global minimumun değişmeme durumunda global aramaya odaklanılmasını sağlayan mevcut globalin değişmediği iterasyon sayısının optimizasyon boyunca globalin değişmediği maksimum iterasyon sayısına oranını ifade eden Global Değişmeme Oranı (GDO) 0 ile 1 aralığında normalize edilerek BKKO'nun ikinci girdi değişkeni olarak kullanılacaktır. Şekil 1'de YED ve GDO girdi değişkenleri için tanımlanan bulanık üyelik derecelerini ifade eden fonksiyonlar bulunmaktadır. Şekilde yer alan, az (S), orta (M), çok (L) ve en çok (XL) kümeleri ile ifade edilen YED ve GDO bulanık kuralları ile q_{maks} 'i oluşturmaktadır.



Şekil 1. YED ve GDO için Bulanık Üyelik Fonksiyonları

Bulanık kurallara örnek olarak aşağıdaki kural yapıları verilebilmektedir;

Eğer (YED az ise) ve (GDO çok ise) o halde (q_{maks} çoktur)

Eğer (YED çok ise) ve (GDO az ise) o halde (q_{maks} çoktur)

Bulanık kuralların tamamı ise tablo 1'deki gibidir.

Tablo 1. q_{maks} için Bulanık Kurallar

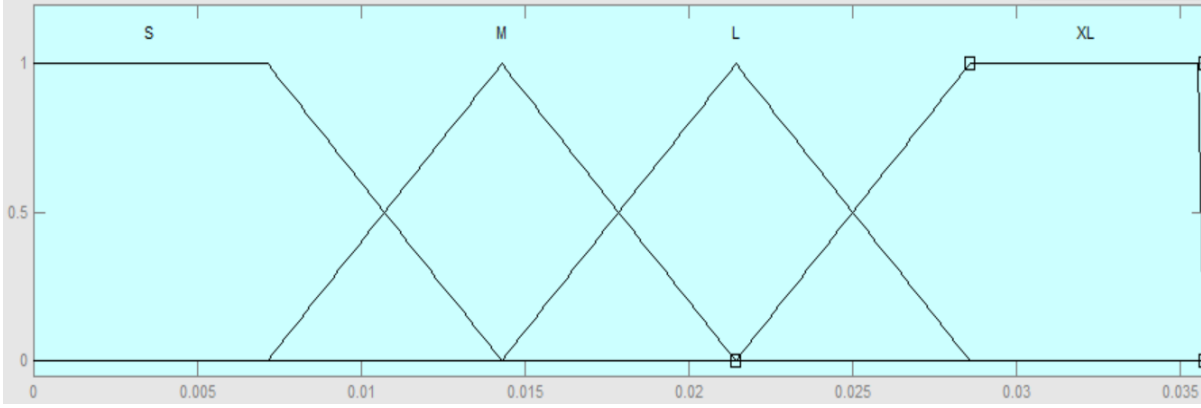
		GDO			
		S	M	L	XL
YED	S	S	M	L	L
	M	M	M	L	XL
	L	L	L	L	XL
	XL	L	L	XL	XL

YED ve GDO 0 ile 1 aralığında girdi değerine sahip iken, q_{maks} nokta sayısına bağlı 0 ile $1/(n-1)$ aralığında çıktı değerine sahiptir ve problem boyutuna göre çıktı aralığı değişkendir.

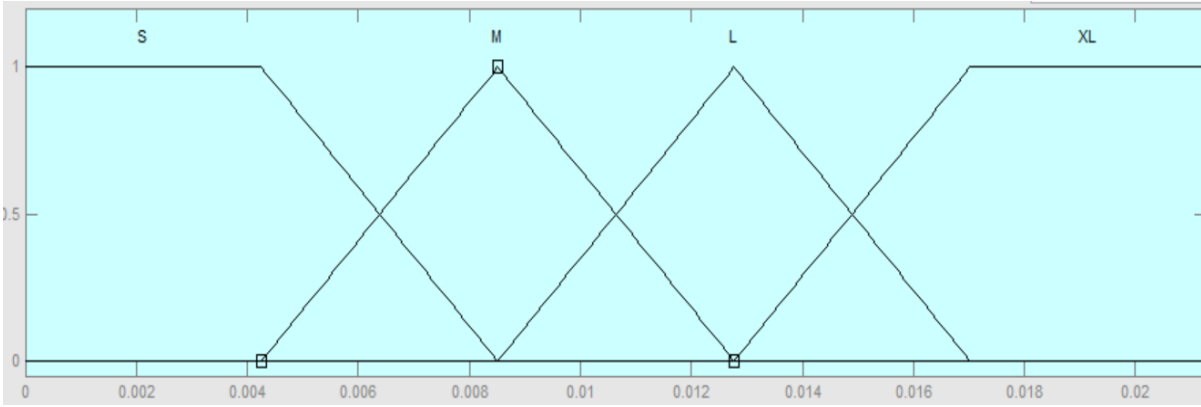


4. Uygulama

Çalışmada önerilen BKQ_{maks} modelini test etmek için tsplib kütüphanesinden bir adet GSP örneği olan ve 29 noktalı bays29 problemi ile bir adet AGSP örneği olan ve 48 noktalı ry48 test problemleri seçilmiştir. Buna göre Şekil 2 ve 3'de sırasıyla bays29 ve ry48 için bulanık kural tabanı sonucunda çıktı değişkeni olarak yer alan BKQ parametresi q_{maks} 'a ait bulanık üyelik fonksiyonları bulunmaktadır.



Şekil 2. q_{maks} için Bulanık Üyelik Fonksiyonları bays29



Şekil 3. q_{maks} için Bulanık Üyelik Fonksiyonları ry48

Problemlerin çözümünde KS ile BKQ karşılaştırılmıştır. Kullanılan sabit parametreler ise, karınca sayısı $m=100$, $\alpha=5$, $\beta=5$, $ib=0.97$ iken bays29 GSP problemi için algoritmalar 1000 iterasyonlu ve 30'ar kez çalıştırılmış ve ry48 AGSP problemi için ise algoritmalar 4000 iterasyonlu ve 30'ar kez çalıştırılmıştır. Sonuçlar tablo 2'deki gibi gerçekleşmiştir.

Tablo 2. KS ve BKQ Optimizasyon Sonuçları

Problem	bays29	bays29	ry48	ry48
Yöntem	KS	BKQ_{maks}	KS	BKQ_{maks}
Bulunan Minimum Tur Uzunluğu	2020	2020	14422	14422
Bulunan Ortalama Tur Uzunluğu	2031.1	2026.667	14479.9	14473.33
Bulunan Maksimum Tur Uzunluğu	2064	2046	14561	14553
Tur Uzunluklarının Standart Sapması	9.252586	5.677137	43.06879	39.13225
Optimum Tura Ulaşma Oranı	3/30	7/30	9/30	9/30
En İyinin Bulunduğu Ortalama İterasyon Sayısı	445.5667	160.4667	1280.8	2029.5

30'ar kez çalıştırılan algoritma sonuçlarına bakıldığında her iki yöntem de iki problem için literatürde yer alan optimum değerleri bulabilmektedir. Fakat optimum tura ulaşma oranı, ortalama tur uzunlukları ve bulunan en kötü tur uzunlukları bakımından önerilen BKKO $_{maks}$ KS'den daha iyi performans göstermiştir. GSP problemi bays29 sonuçlarına bakıldığında fark daha belirgin bir şekilde önümüze çıkmaktadır. AGSP probleminde küçük farklarla önerilen metot daha iyi sonuç verse de en azından KS kadar performans gösterdiğini ifade etmek daha doğru olacaktır.

5. Sonuç

NP-zor problemler olan GSP ve AGSP üzerinde çokça çalışılan konulardır. Bunun en önemli nedeni bir çok farklı tipte problemin temelini oluşturmalarıdır. Geliştirilen sezgisel algoritmaların GSP'de denenmesi ve iyi sonuç vermesi sonrasında farklı problemlere uyarlanarak ilgili problemlerin çözümünde alternatif metot olarak öne çıkması olağan bir süreçtir.

Sezgisel algoritmaların en büyük problemlerinden birisi optimum parametrelerinin bulunmaması ve problem tipi ve boyutuna göre parametre değerlerinde değişiklik yapılmasına ihtiyaç duyulmasıdır. Çok zahmetli ve zor bir süreç olan sezgisel algoritmalarda sabit parametre belirleme durumu yerini son dönemde öz uyarılma ve bulanık uyarılma yöntemlerine bırakmaktadır. Öz uyarılma kesin matematiksel işlemler sonucu parametrelerin değişimine dayanmaktayken, bulanık uyarılma ile daha esnek ve bulanık kural tabanlı parametreler değişebilmektedir.

BKKO ile bulanık öz uyarılmalı algoritmalar iyi sonuç vermekle kalmamakta ayrıca probleme göre parametre belirleme yükünü araştırmacının sırtından alarak kendisi gerçekleştirmektedir. Bulanık mantık sayesinde parametre seçim sürecinde yapılabilecek hataların oranı en aza indirgenmektedir. Gelecek çalışmalarda farklı sezgisel parametre değişimleri diğer test problemlerin üzerinde denenerek sezgisel algoritma iyileştirilebilir.

KAYNAKÇA

- Castillo, O., Neyoy, H., Soria, J., García, M., ve Valdez, F. (2013). Dynamic fuzzy logic parameter tuning for ACO and its application in the fuzzy logic control of an autonomous mobile robot. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 10(1), 51.
- Dorigo, M. (1992). Optimization, learning and natural algorithms. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy.
- 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), 53-66.
- Dorigo, M., ve Blum, C. (2005). Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical computer science*, 344(2-3), 243-278.
- Dorigo, M., Maniezzo, V., ve Coloni, A. (1996). Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 26(1), 29-41.
- Fiechter, C. N. (1994). A parallel tabu search algorithm for large traveling salesman problems. *Discrete Applied Mathematics*, 51(3), 243-267.
- Förster, M., Bickel, B., Hardung, B., ve Kókai, G. (2007, July). Self-adaptive ant colony optimisation applied to function allocation in vehicle networks. In *Proceedings of the 9th annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation* (pp. 1991-1998). ACM.



- Gambardella, L. M., ve Dorigo, M. (1996, May). Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies. In *Evolutionary Computation, 1996.*, Proceedings of IEEE International Conference on (pp. 622-627). IEEE.
- 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), 539-545.
- Geng, X., Chen, Z., Yang, W., Shi, D., ve Zhao, K. (2011). Solving the traveling salesman problem based on an adaptive simulated annealing algorithm with greedy search. *Applied Soft Computing*, 11(4), 3680-3689.
- Goldbarg, E. F. G., de Souza, G. R., ve Goldbarg, M. C. (2006, April). Particle swarm for the traveling salesman problem. In *EvoCOP (Vol. 3906, pp. 99-110)*.
- Hlaing, Z. C. S. S., ve Khine, M. A. (2011). Solving traveling salesman problem by using improved ant colony optimization algorithm. *International Journal of Information and Education Technology*, 1(5), 404.
- Jun-man, K., ve Yi, Z. (2012). Application of an improved ant colony optimization on generalized traveling salesman problem. *Energy Procedia*, 17, 319-325.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., ve Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598), 671-680.
- Li, Y., ve Li, W. (2007). Adaptive ant colony optimization algorithm based on information entropy: Foundation and application. *Fundamenta Informaticae*, 77(3), 229-242.
- 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), 59-84.
- Moon, C., Kim, J., Choi, G., ve Seo, Y. (2002). An efficient genetic algorithm for the traveling salesman problem with precedence constraints. *European Journal of Operational Research*, 140(3), 606-617.
- Neyoy, H., Castillo, O., ve Soria, J. (2013). Dynamic fuzzy logic parameter tuning for ACO and its application in TSP problems. In *Recent Advances on Hybrid Intelligent Systems (pp. 259-271)*. Springer Berlin Heidelberg.
- Niknam, T. (2010). A new fuzzy adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for non-linear, non-smooth and non-convex economic dispatch problem. *Applied Energy*, 87(1), 327-339.
- Pang, W., Wang, K. P., Zhou, C. G., ve Dong, L. J. (2004, September). Fuzzy discrete particle swarm optimization for solving traveling salesman problem. In *Computer and Information Technology, 2004. CIT'04. The Fourth International Conference on (pp. 796-800)*. IEEE.
- Potvin, J. Y. (1996). Genetic algorithms for the traveling salesman problem. *Annals of Operations Research*, 63(3), 337-370.
- Raman, V., ve Gill, N. S. (2017). Review of different heuristic algorithms for solving Travelling Salesman Problem. *International Journal*, 8(5). 423-425.
- Reinelt, G. (1991). TSPLIB—A traveling salesman problem library. *ORSA journal on computing*, 3(4), 376-384.
- Shi, Y., ve Eberhart, R. C. (2001). Fuzzy adaptive particle swarm optimization. In *Evolutionary Computation, 2001. Proceedings of the 2001 Congress on (Vol. 1, pp. 101-106)*. IEEE.

