Vizyoner Dergisi

Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi, Yıl: 2021, Cilt: 12, Sayı: 32, 1149-1159.
Süleyman Demirel University Visionary Journal, Year: 2021, Volume: 12, No: 32, 1149-1159.

ISSN: 1308-9552

ARAŞTIRMA MAKALESİ / RESEARCH ARTICLE

EŞ MALİYETLİ KÜME KAPSAMA PROBLEMİ İÇİN ADAPTİF GÖZLEM AĞIRLIKLANDIRMAYA DAYALI BİR YEREL ARAMA ALGORİTMASI ÖNERİSİ

A LOCAL SEARCH ALGORITHM PROPOSAL BASED ON ADAPTIVE ROW WEIGHTING FOR UNICOST SET COVERING PROBLEM

Arş. Gör. Dr. Osman PALA[1]

ÖZ

Gerçek hayatta işletmelerin karşılaştığı birçok problemin modellenebildiği eş maliyetli küme kapsama problemi, temel bir matematiksel problemdir. Problemde, veri setinde yer alan gözlemlerin tamamını barındıracak şekilde en az sayıda küme seçilmesi amaçlanmaktadır. Tam sayılı programlama şeklinde ifade edilen problemin çözümünde, klasik ve kesin sonuç veren yöntemlerin yetersiz kalması nedeniyle çeşitli iteratif yaklaşımlar kullanılmaktadır. Bu yaklaşımlardan biri ise yerel arama algoritmalarıdır. Çalışma kapsamında problemin kendi yapısına uygun ve gözlemleri adaptif ağırlıklandırmaya dayalı bir yerel arama algoritması önerilmiştir. Adaptif yapı kullanılarak oluşturulan değişkenler için, optimizasyon sürecinde elde edilen çıktılar girdi parametreleri olarak ele alınmıştır. Bu sayede yerel arama yaklaşımının daha akıllı hale getirilmesi amaçlanmıştır. Önerilen adaptif metot, örnek eş maliyetli küme kapsama problemlerinin çözümünde kullanılmış ve performansı literatürde yer alan diğer adaptif yöntemlerle kıyaslanmıştır. Sonuçlar incelenerek, geliştirilen metodun etkinliği ortaya konmuştur.

Anahtar Kelimeler: Eş Maliyetli Küme Kapsama Problemi, Yerel Arama Algoritması, Adaptif Parametre.

JEL Sınıflandırma Kodları: C63, C02, M21.

ABSTRACT

The Unicost Set Covering Problem is a basic mathematical problem with which many problems faced by businesses in real life can be modeled. In the problem, it is aimed to select the least number of clusters to contain all of the observations in the data set. In the solution of the problem expressed in the form of integer programming, various iterative approaches are used due to the inadequacy of classical and exact methods. One of these approaches is local search algorithms. Within the scope of the study, a local search algorithm suitable for the problem's own structure and based on adaptive weighting of the observations is proposed. For the variables created using the adaptive structure, the outputs obtained during the optimization process are considered as input parameters. In this way, it is aimed to make a smarter local search approach. The proposed adaptive method is used in solving the examples of unicost set covering problem and its performance is compared with other adaptive methods in the literature. By examining the results, the efficiency of the developed method is revealed.

Keywords: Unicost Set Covering Problem, Local Search Algorithm, Adaptive Parameter.

JEL Classification Codes: C63, C02, M21.

[1] Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, osmanpala@kmu.edu.tr

Makale Geliş Tarihi / Received : 05.02.2021
Makale Kabul Tarihi / Accepted : 27.07.2021

DOI: 10.21076/vizyoner.875219

Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi, Yıl: 2021, Cilt: 12, Sayı: 32, 1149-1159.
Süleyman Demirel University Visionary Journal, Year: 2021, Volume: 12, No: 32, 1149-1159.
ISSN: 1308-9552

EXTENDED SUMMARY

Purpose and Scope:

The first aim of the study is to develop a new observation weighting approach that can be effective in solving Unicost Set Covering Problem, which is the basis of many problems faced by businesses as a mathematical model, and to compare its performance with similar weighting approaches. The second aim in the scope of the study is to propose a new Local Search Algorithm based on adaptive observation weighting approach that can continue to search without getting stuck in local optima which is an important problem in Local Search methods.

Design/methodology/approach:

The adaptation functions used in the study and aiming to improve the solution are based on observation weighting. The first of these is constant incremental weighting, in which they weigh the observations by increasing the weight of the uncovered observations, which is not included in the iteration of the Local Search Algorithm and used by Gao et al. (2015) in solving Unicost Set Covering Problem, and this weighting approach is named A1. The second observation weighting approach used is based on the ratio of the current number of iterations to the total number of iterations. In this way, uncovered observations can be weighted with larger values as the algorithm progresses. It is predicted that putting more weight to the observations, which are lately uncovered, will have positive effect in the solution. The method of weighting based on the number of iterations is named A2. Another approach used in the study is based on the observation age, which is used by Cai et al. (2011) for observation weighting in the Minimum Vertex Problem. In this study, with a different point of view, the age of observation is shaped in a way that adds more weight to the observation that has not uncovered recently, when it cannot be uncovered again. This approach, which is based on the period of exclusion and can weigh the uncovered observations with different values, what makes this approach different from other approaches, is named A3. The approach used as input for adaptive parameter changes in Particle Swarm Optimization by Niknam (2010) was used in the study as the fourth observation weighting method. According to the unchanged period of the best, if there is no improvement in the best value in the algorithm for a long time, the weight of the observations is increased higher, while the weight of the observations is increased at a lower rate when the best is changed recently. By subtracting the current number of iterations from the iteration number, which the current best value found, the local unchanged range value is found. The longest iteration period in which the best value remains unchanged throughout the algorithm is called the global unchanged range value. The value used in weighting is calculated by dividing the local unchanged range value by the global unchanged range value. With this approach, when the global best does not change for a long time, the uncovered observation weights will be increased more and the search direction will be directed to the clusters containing these observations. When the best changes recently, the uncovered observation weights will be less weighted due to this new beginning, avoiding the high weight of the first stages and the search will continue in the region where the global best is located. This weighting method is expressed in A4 in the study. In this study, the approach that consists of, the approach expressed by A2, where the recently uncovered observations are more effective by adding increasing weight as the iterations progress, the approach A3, where repeatedly uncovered observations periods are more effective, and A4, which expands the search direction more when the global best value does not change for a long time, is called A2 + 3 + 4. It is predicted that the combination of all three methods will be effective with the approach A2 + 3 + 4, which consists of the simple sums of the three methods. The initial value of the weights of all observations for all methods is 1 and additions are made to this value throughout iterations.

Findings:

Algorithms were run 10 times for each problem. In terms of the 'best' values obtained, the proposed YAA2 + 3 + 4 approach has best values for all the problems. It is followed by YAA1. In terms of "deviation rate", which expresses the deviation percentage of the best value from the known optimum, YAA2 + 3 + 4 was able to find the values very close to the optimum by taking the maximum deviation rate of 1.2%. In terms of "average value", which is the average of the values obtained by the algorithms as a result of 10 runs, YAA2 + 3 + 4, which has the highest average in most of the problems, seems to be successful. There is no significant difference between algorithms in terms of "time" in which algorithms find the best values. Observation weighting methods, which are the focal point of the study, were statistically tested in terms of performance indicators, mean value and best values. Hodges and Lehmann's (1962) Friedmann aligned order test was used to analyze the statistically significant differences between YAAs in terms of mean value, and then the Holm test proposed by Holm (1979) as a post-hoc. The test statistic value of 8.17 was obtained and the significance value of the test was found to be 0.085425. The YAA2 + 3 + 4 approach, which has the best ranking, was used as the control variable and the Holm test was performed and it was observed that YAA3 and YAA2 algorithms, which were below the Holm corrected p-values corresponding to the p-values of the algorithms, have lesser performances than YAA2 + 3 + 4 in terms of mean value.

Conclusion and Discussion:

As a result of the statistical tests made according to both parameters, it is seen that the performance of YA2 + 3 + 4 approach, which is in the first rank, is better than YA2, YA3 and YA4. YA2 + 3 + 4, which includes all three methods and proposed in the study, appears to be able to compete with the classical approach YA1 and create an effective alternative. In future studies, it is predicted that by focusing on problem-based improvements in local search algorithms, the performance of local search algorithms will increase in related problems.

1. GİRİŞ

Bir optimizasyon problemi olan Küme Kapsama Problemi'nde (KKP) belirli bir veri setinde yer alan gözlem noktalarının tamamının seçilen kümeler içerisinde en az bir kere bulunması gerekmektedir. Belirli maliyeti olan kümelerin seçiminin ise toplam maliyeti minimize edecek şekilde yapılması istenmektedir.

Montaj hattı dengeleme problemi, tıbbi kuruluşların yerleşim problemi, iş yeri yerleşim problemi ve daha çok sayıda gerçek hayatta bulunan problemlerinin modellendiği KKP'de alternatifleri oluşturan küme ve gözlem noktalarının çok sayıda olduğu durumlarda klasik matematiksel yaklaşımlar verimsiz olmakta ve istenen düzeyde çözümler üretememektedir (Al-Sultan, Hussain ve Nizami, 1996: 702). Bu haliyle problem np-zor olmaktadır (Garey ve Johnson, 1979: 13). KKP bu nedenle sıklıkla sezgisel ve arama algoritmaları kullanılarak ele alınmaktadır (Chvatal, 1979: 223). KKP'de kümelerin maliyetleri eş değer olduğunda problem Eş Maliyetli Küme Kapsama Problemi (EMKKP) olarak adlandırılmakta ve çözümü KKP'ye oranla daha zor olmaktadır (Yelbay, Birbil ve Bülbül, 2015: 582). KKP için geliştirilen metotların birçoğu problemin alt türü olan EMKKP'de de uygun çözüm üretebilirken, bazı yaklaşımlar ise sadece EMKKP'ye özgü geliştirilmektedir.

KKP'yı konu alan çalışmalara bakıldığında; Feo ve Resende (1989) olasılığa dayanan bir Yerel Arama Algoritması (YAA) olarak tasarladıkları sezgisel yaklaşımla çözülmesi zor olan KKP örneklerinin çözümünde etkin performans sağlamışlardır. Beasley ve Chu (1996) tarafından Genetik Algoritma (GA) yaklaşımı ile probleme yönelik önerdikleri çaprazlama operatörü kullanılarak KKP örnekleri çözülmüş ve önerilen algoritmanın etkin olduğu ifade edilmiştir. Al-Sultan vd. (1996) tarafından yapılan çalışmada GA ile problem çözülmüştür. Çalışmada çaprazlama sonrası ortaya çıkan yeni çözümlerin kısıtlara uymadığı durumlarda ilgili çözümlere ceza puanı eklenmesi suretiyle gerçekleştirdikleri algoritma yaklaşımında popülasyondan yeni çözüm üretmek için seçtikleri mevcut çözümleri en iyi çözümlerin daha büyük olasılıkla seçimine dayanan rulet tekerleği seçim yöntemi ile belirlemişlerdir. Lorena ve de Souza Lopes (1997) tarafından GA ile problemi çözdükleri çalışmalarında uygun olmayan çözümler için tamir operatörü önerilmiştir. Tamir yaklaşımında çözümdeki kümelerde bulunmayan gözleme sahip en düşük maliyetli küme çözüme eklenmektedir. Caprara Fischetti ve Toth (1999) çalışmalarında Langrange temelli sezgisel yaklaşım ile KKP için yeni bir çözüm prosedürü geliştirmişlerdir. Önerdikleri algoritmalarında gradyan ve yerel arama yaklaşımlarını bir arada kullanarak KKP matematiksel modeline dayanan İtalyan tren yolu şirketinin ekip çizelgeleme problemlerini çözmüşler ve büyük boyutlu problemlerde oldukça başarılı sonuçlar elde etmişlerdir. Caprara, Toth ve Fischetti (2000) tarafından yapılan çalışmada KKP için literatürde geliştirilen çözüm yaklaşımları incelenmiştir. Kesin çözüm veren yöntemlerden dal ve sınır algoritmasının küçük boyutlu problemlerde daha iyi sonuçlar ürettiği ifade edilirken çözücü işlem kapasite ve hızlarının artması ile bu tip yaklaşımların daha kullanışlı hale geleceği ön görüsü aktarılmıştır. Öte yandan sezgisel yaklaşımlara bakıldığında çoğunlukla Langrange temelli sezgisellerin başarılı olduğu belirtilmekle birlikte ayrıca GA ve Benzetilmiş Tavlama Araması (BTA) sezgisellerinin de başarılı sonuçlar üretebildiğinin altı çizilmiştir. Ohlsson, Peterson ve Söderberg (2001) tarafından yapılan çalışmada KKP için yeni bir ortalama alan geri beslemeli yapay sinir ağı yaklaşımı tasarlanmıştır. BTA ve ortalama alan denklemlerine dayanan iterasyon güncellemelerinde ayrıca çoklu doğrusal ceza fonksiyonu kullanılarak uygun olmayan çözümler cezalandırılmıştır. Kısa sürede uygun çözümlerin üretildiği ifade edilen çalışmada optimum sonuçlara yaklaşıldığı belirtilmiştir. Aickelin (2002) GA ile probleme farklı bir yaklaşım getirmiştir. Çalışmasında klasik olarak yapılan uygunluk fonksiyonunu iyileştirme yaklaşımı yerine optimal çözümün bulunabileceği bölgeleri tespit ederek bu bölgelerde yerel arama gerçekleştiren bir metot önermiştir. Solar, Parada ve Urrutia (2002) çalışmalarında farklı popülasyonların ayrı ayrı çalıştırılmasına dayanan paralel GA yaklaşımı ile çözüm önerdikleri KKP için klasik GA'ya oranla daha iyi sonuçlar elde ettiklerini ifade etmişlerdir. Rahoual, Hadji ve Bachelet (2002) tarafından yapılan çalışmada yerel arama metodu ile güçlendirilen Karınca Sistemi Algoritması (KSA) ile KKP'de klasik KSA'ya göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Musliu (2006) farklı komşuluk ilişkileri ile yapılandırdığı YAA ile EMKKP'de etkili çözümler elde etmiş ve önerilen yaklaşımı çok sayıda örnek problemde test etmiştir. Yagiura, Kishida ve Ibaraki (2006) çalışmalarında uyguladıkları YAA yaklaşımında üç kümeye kadar çözümde değişime olanak sağlamışlardır. Algoritmalarında aday çözümden aynı anda üç küme çıkabilmekte ve girebilmektedir. Hesaplamaları kolaylaştırmak için Langrange gevşetmesi tabanlı bir yaklaşım ile aday küme sayılarını sınırlamışlardır. Örnek problemlerde oldukça başarılı sonuçlar üreten yaklaşımlarında amaç fonksiyonu olarak ceza fonksiyonu kullanmışlardır. Wang ve Okazaki (2007) tarafından yapılan çalışmada KKP için önerdikleri GA'da yer alan çaprazlama ile mutasyon aşamalarının gerçekleşmesi olasılık yerine kurala göre belirlenerek sağlanmaktadır ve bu sayede klasik GA'ya oranla daha iyi sonuç elde edildiği ifade edilmiştir. Bautista ve Pereira (2007) çalışmalarında aç gözlü rassal adaptif arama prosedürü yaklaşımı ile EMKKP'ye yeni bir çözüm yaklaşımı

ISSN: 1308-9552

önermişlerdir. Önerdikleri yaklaşımı yerel arama yaklaşımı ile güçlendirerek problem için oldukça başarılı çözümler üretmişlerdir. Lan, DePuy ve Whitehouse (2007) çalışmalarında basit ve efektif çalışan bir YAA önermişlerdir. Algoritmaları ile kısa çalışma sürelerinde örnek KKP'lerde optimuma yakın sonuçlar üretmişlerdir. Naji-Azimi, Toth, ve Galli (2010) tarafından yapılan çalışmada elektromanyetizma teorisine dayanan yeni bir sezgisel algoritma önerilmiş ve algoritmanın etkinliği KKP test problemlerinde gözler önüne serilmiştir. Crawford, Soto, Suárez, Paredes ve Johnson (2014) KKP için önerdikleri ikili gösterime dayalı Ateş Böceği Algoritması (ABA) ile çok sayıda örnek problemi çözmüşler ve diğer algoritmalarla rekabetçi sonuçlar elde etmiştir. Gao, Yao, Weise ve Li (2015) çalışmalarında EMKKP için önerdikleri gözlem ağırlıklandırmaya dayalı YAA'da ağırlıklandırma şeması, tabu arama ve zaman damgası yaklaşımlarını birlikte kullanarak KKP test problemlerinde optimum sonuçlara ulaşmışlardır. Lanza-Gutierrez vd. (2017) genellikle sürekli çözüm uzayında arama yapan sürü algoritmalarını KKP için tam sayılı düzleme dönüştürme metotlarını incelemişler ve yeni bir ikili kedi sürüsü arama algoritması önermişlerdir. Sonuç olarak sürü algoritmalarının tam sayılı düzleme dönüştürme yaklaşımının çözüm kalitesini etkilediğini ifade etmişlerdir. Wang, Ouyang, Zhang ve Yin (2017) tarafından KKP için yeni bir yerel arama algoritması önerilmiştir. Algoritma çoklu kenar test stratejisi ve ağırlık çeşitliliği stratejilerine dayanarak yerel optimumlardan sakınmakta ve problemde etkili çözümler üretebilmektedir. Crawford vd. (2018) çalışmalarında GA ile Yapay Arı Kolonisi Algoritması'nı (YAKA) birlikte kullanarak KKP için yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Önerdikleri yaklaşımda her bir iterasyonda GA süreçleri başlamadan, öncelikle GA popülasyonunda yer alan her bir birey YAKA ile iyileştirilmektedir. Literatürde yer alan çalışmalarla örnek problemler üzerinden karşılaştırdıkları yaklaşımlarının etkin sonuçlar ürettiğini ifade etmişlerdir. Jaramillo vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada ikili kara delik algoritması ile ikili futbol ligi rekabet algoritmaları KKP'de karşılaştırılmıştır. İstatistiksel analiz sonuçlarına göre ikili kara delik algoritması daha iyi sonuçlar ürettiği ifade edilmiştir. Crawford vd. (2020) tarafından doğadaki maymunların dağ tırmanışı yaklaşımlarını taklit eden maymun arama algoritması KKP için özelleştirilerek ikili maymun arama algoritması önerilmiştir. Önerdikleri yaklaşımın arama kapasitesinin klasik yaklaşıma göre daha iyi olduğunu ifade ettikleri çalışmalarında test problemleri üzerinden algoritmanın etkinliğini göstermişlerdir.

Çalışmanın birinci amacı, işletmelerin karşılaştıkları birçok probleme matematiksel model olarak temel teşkil eden EMKKP'nin çözümünde etkin olabilecek yeni bir gözlem ağırlıklandırma yaklaşımı geliştirmek ve performansını benzer ağırlıklandırma yaklaşımlarıyla karşılaştırmaktır. Çalışma kapsamındaki ikinci amaç ise, YAA'da önemli bir problem olan yerel optimumlara takılmadan aramaya devam edebilecek, adaptif gözlem ağırlandırma yaklaşımına dayanan yeni bir YAA önerisi getirmektir. Farklı değişken tiplerine dayanan gözlem ağırlıklandırma işlemi ile YAA'da uyum fonksiyonunu oluşturan yapının daha etkin bir şekilde hesaplanarak algoritmanın başarısı artırılmak istenmiştir. Önerilen algoritmanın etkinliğini ortaya koyabilmek için Beasley'e (1990) ait olan OR-Library kütüphanesinden EMKKP test problemleri ele alınmış ve farklı gözlem ağırlıklandırma yöntemlerinin performansları, önerilen YAA'da karşılaştırılmıştır.

2. METODOLOJİ

Bu kısımda çalışmada ele alınan KKP ve EMKKP'nin matematiksel modeli aktarılmıştır. Sonrasında ise EMKKP'nin çözümünde kullanılmak üzere önerilen YAA yaklaşımı ortaya konmuştur. Son olarak kullanılan EMKKP örnekleri tanıtılmıştır.

2.1. Küme Kapsama Problemi Matematiksel Modeli

Problemin matematiksel modeli Eşitlik 1- 3'deki gibi ifade edilebilmektedir (Beasley ve Chu, 1996: 392);

$$Min\ \mathrm{Z} = \sum_{k=1}^{ks} c_k x_k \qquad (1)$$

$$\sum_{k=1}^{ks} a_{gk} x_k \geq 1 \qquad g = 1,\ldots,gs \qquad (2)$$

$$xk \in \{0,1\}, \qquad \mathrm{k} = 1,\ldots,ks \qquad (3)$$

Modelde yer alan parametre ve değişkenler, gözlem sayısı *gs* küme sayısı *ks*, g. gözlemin k. kümede yer alıp almadığını sırasıyla 1 ve 0 değerleri ile ifade eden a_{gk}, k. kümenin maliyeti c_k ve k. kümenin çözümde olup olmadığını sırasıyla 1 ve 0 değerleri ile ifade eden x_k şeklindedir.

Eşitlik 1 ile problemin amaç fonksiyonu ifade edilirken, Eşitlik 2 ile tüm gözlemlerin çözüm içinde olması, Eşitlik 3 ile kümeler için tam sayı kısıtı ifade edilmektedir. Küme maliyetini ifade eden c_k eşit olduğu durumda problem EMKKP olarak ifade edilmektedir.

2.2. Yerel Arama Algoritması

EMKKP'de gözlem ağırlıklandırma ile yerel optimumlardan kaçınılacağı varsayımı mevcuttur. Bu şekilde gözlemlerin uyum fonksiyonuna katkı değerleri iterasyonlar boyunca değişebilmektedir. Öte yandan geç dönemde kapsanmayan gözlemlerin, uzun süredir kapsanmayan gözlemlerin, mevcut en iyi sonucun uzun süredir değişmediği durumlarda kapsanmayan gözlemlerin ağırlığının daha çok artırılmasının problemin optimum çözümüne yakınsama konusunda fayda sağlayacağı varsayılmaktadır.

Çalışmada kullanılan ve çözümün iyileşmesini hedefleyen uyum fonksiyonları, gözlem ağırlıklandırmaya dayanmaktadır.

Bunlardan ilki, Gao vd. (2015) tarafından EMKKP'de kullanılan ve YAA'nın her bir iterasyonunda kapsanmayan gözlemin ağırlığını 1 artırarak gözlemleri ağırlıklandırdıkları sabit artışlı ağırlıklandırma olup bu ağırlıklandırma yaklaşımına A1 adı verilmiştir.

Kullanılan ikinci gözlem ağırlıklandırma yaklaşımı, iterasyon sayısının toplam iterasyon sayısına oranına dayanmaktadır. Bu sayede kapsanmayan gözlemler, algoritma ilerledikçe daha büyük değerlerle ağırlıklandırılabilmektedir. Uyum fonksiyonunda son gerçekleşen iterasyonlarda kapsanmayan gözlemlerin ağırlığının, ilk iterasyonlarda kapsanmayan gözlemlerin ağırlığına göre daha fazla olmasının, çözüme pozitif etki edeceği ön görülmektedir. İterasyon sayısına dayanan ağırlıklandırma A2 olarak adlandırılmıştır. Örneğin toplam iterasyon sayısı 100 olsun. Birinci iterasyonda kapsanmayan gözlemin ağırlığı 1/100 değerinde artırılırken beşinci iterasyonda 5/100 değerinde artış gerçekleşmektedir.

Çalışmada kullanılan bir diğer yaklaşım ise Cai, Su ve Sattar (2011) tarafından Kenar Kapsama Problemi'nde gözlem ağırlıklandırma için önerdiği gözlem yaşına dayanmaktadır. Bu çalışmada ise gözlem yaşı farklı bir bakış açısı ile yakın zamanda kapsanamamış gözlemin tekrar kapsanamadığında ona daha fazla ağırlık ekleyecek şekilde biçimlendirilmiştir. Örneğin iterasyon sayısı 100 olsun. Bu iterasyonda kapsanmayan iki gözlem var ise ve gözlemlerin sırasıyla en son kapsanmadığı iterasyon sayıları 30 ve 95 ise gözlemlerin ağırlıkları sırasıyla 1/(100-30) ve 1/(100-95) değerleri kadar artırılacaktır. Görüldüğü gibi yaşı daha genç olan gözlem bir başka ifadeyle yakın zamanda kapsanmayan gözlemin ağırlık artışı daha büyük olacaktır. Kapsanmama periyoduna dayanan ve ilgili iterasyondaki kapsanmayan gözlemleri farklı değerlerle ağırlıklandırarak diğer yaklaşımlardan farklılaşan bu yaklaşım ise A3 olarak adlandırılmıştır.

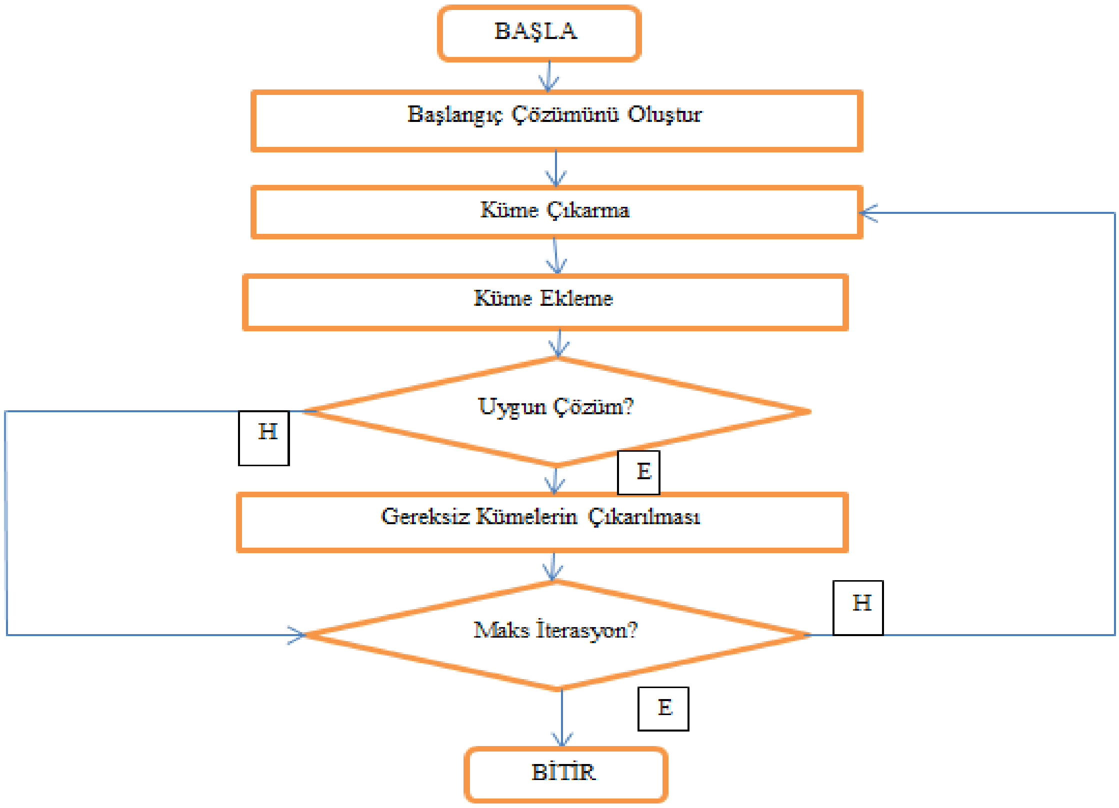
Niknam (2010) tarafından Parçacık Sürü Optimizasyonu'nda adaptif parametre değişimlerinde girdi olarak kullanılan yaklaşımdan esinlenen yöntem ise dördüncü gözlem ağırlıklandırma metodu olarak çalışmada kullanılmıştır. Burada en iyinin değişmeme periyoduna göre, uzun süredir algoritmada en iyi değerde iyileşme yoksa gözlemlerin ağırlığı daha yüksek artırılırken kısa süre önce en iyi değiştiğinde gözlemlerin ağırlığı daha düşük oranda artırılmaktadır. İterasyon sayısından mevcut en iyinin bulunduğu iterasyon sayısının çıkarılması ile yerel değişmeme sayısı bulunmaktadır. Algoritma boyunca en iyi değerin değişmeden kaldığı en uzun iterasyon periyoduna ise global değişmeme sayısı adı verilmektedir. Ağırlıklandırmada kullanılan değer ise yerel değişmeme sayısının global değişmeme sayısına bölünmesiyle bulunmaktadır. En iyi değer, EMKKP'de uygun çözüm uzayında tüm gözlemlerin kapsandığında elde edilmiş minimum küme sayısıdır. Örneğin, iterasyon sayısı 100 olsun. En iyi değerin değiştiği iterasyonlar ise 60 ve 95 olsun. Bu durumda en uzun süre en iyinin değişmeme periyodu 60 olacaktır. 100. iterasyonda kapsanmayan gözlem ağırlıkları (100-95)/60 değerinde artırılacaktır. Bu yaklaşım ile uzun süredir en iyi değişmediğinde gözlem ağırlıkları daha fazla artırılarak arama yönü bu gözlemleri kapsayan kümelere yönelecektir. Kısa süre önce en iyi değiştiğinde ise gözlem ağırlıkları bu yeni başlangıç nedeniyle daha az ağırlıklandırılarak ilk aşamalara yüksek ağırlık verilmesinin önüne geçilecek ve mevcut en iyinin bulunduğu bölgede arama devam edecektir. Bu ağırlıklandırma metodu ise çalışmada A4 ile ifade edilmiştir.

Bu çalışmada, A2 ile ifade edilen ve iterasyonlar ilerledikçe artan oranda ağırlığın eklenerek yakın zamanda kapsanmayan gözlemlerin daha etkili olduğu yaklaşımı, kısa sürelerde tekrar kapsanmayan gözlemlerin daha etkili

Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi, Yıl: 2021, Cilt: 12, Sayı: 32, 1149-1159.
Süleyman Demirel University Visionary Journal, Year: 2021, Volume: 12, No: 32, 1149-1159.
ISSN: 1308-9552

olduğu yaklaşım A3'ü ve en iyi değerin uzun süre değişmediğinde arama yönünü daha fazla genişleten A4'ü birlikte kapsayan ve basit toplamlarından oluşan yaklaşıma A2+3+4 adı verilmiştir. A2+3+4 ile tüm üç yöntemin birlikteliğinin etkili olacağı ön görülmektedir. Tüm gözlemlerin ağırlık başlangıç değerleri bütün yöntemler için eşit olup 1'dir. Gözlemlerin ağırlık değerlerine iterasyonlar boyunca eklemeler yapılmaktadır. Çalışmada A1, A2, A3, A4 ve A2+3+4 gözlem ağırlıklarını kullanan YAA'lar sırasıyla YAA1, YAA2, YAA3, YAA4, YAA2+3+4 olarak adlandırılmıştır.

Çalışmada ele alınan EMKKP çözümünde kullanılan genel YAA yaklaşımı Şekil 1'deki akış şemasında olduğu gibi uygulanmaktadır. Çalışmada farklı adlarla ifade edilen YAA'ların tek farkı gözlem ağırlık belirleme biçimleridir.



Şekil 1. EMKKP için Uygulanan YAA Yaklaşımı

Çalışma kapsamında kullanılan uyum fonksiyonu ise iki adet olup Eşitlik 4'te küme çıkarma aşamasında, Eşitlik 5'te ise küme ekleme aşamasında kullanılan fonksiyonlar verilmiştir;

$$Min \sum_{g \in G_k} g_a \; eğer \; (k \in A \; ve \left| A \cap K_g \right| = 1) \; k = 1, \ldots, ks \tag{4}$$

$$Max \sum_{g \in G_k} g_a \; eğer \; (k \notin A \; ve \left| A \cap K_g \right| = 0) \; k = 1, \ldots, ks \tag{5}$$

Eşitlik 4 ve 5'teki uyum fonksiyonlarındaki değişkenler, g_a g. gözlemin ağırlığını, G_k k. küme tarafından kapsanan gözlemleri, K_g g. gözlemi kapsayan kümeleri, *A* mevcut aday çözümü, $|A \cap K_g|$ aday çözümde g. gözlemi kapsayan kümelerin sayısını ifade etmektedir. Bu durumda Eşitlik 4'te aday çözümde olan kümeler için, aday çözümde sadece bir kümede yer alan gözlemleri bulunduran kümelerdeki ilgili gözlem ağırlıkları toplanır ve minimum değere sahip küme belirlenir. Bu sayede aday çözümden çıkışı minimum zarar verecek küme bulunmaktadır. Eşitlik 5'te ise aday çözümde aday çözümde yer almayan kümeler için, aday çözümde bulunmayan gözlemleri barındıran kümelerdeki ilgili gözlem ağırlıkları toplanarak maksimum değere sahip küme elde edilir. Buna göre aday çözüme eklenmesi en faydalı küme ortaya çıkmaktadır.

YAA'ların en büyük problemlerinden bir tanesi ise yerel optimumlara kolay takılabilmeleridir. Bunu aşabilmek için en sıklıkla başvurulan yaklaşımlardan tabu stratejileri algoritmaya eklenmiştir. En az bir eş gözleme sahip kümelerin oluşturduğu ve komşu kümeler adı verilen grupta yer alan kümelerden herhangi bir küme çıkartıldığı veya eklendiği zaman komşuluk tabu listesine alınmakta ve ancak herhangi bir komşusu çıkartıldığı veya eklendiği zaman komşuluk tabu listesinden çıkartılmaktadır.

Öte yandan komşuluğa bakılmadan ikinci bir tabu listesi bulunmaktadır. Bu tabu listesinin uzunluğu ise adaptif olmakta ve değişimi A4 ağırlık yönteminin benzeri şekilde olmaktadır. Yerel değişmeme sayısının global değişmeme sayısına bölümü ile elde edilen tabu liste uzunluğu ise bölümün (0-0,2), (0,2-0,4), (0,4-0,6), (0,6-0,8) ve (0,8-∞) aralıklarında değer alma durumlarına göre sırasıyla 1, 2, 3, 4 ve 5 değerlerini almaktadır.

2.2.1. Başlangıç Çözümünü Oluştur

YAA başlangıcında tüm gözlemleri kapsayan uygun çözüm, açgözlü arama yaklaşımı ile elde edilmektedir. Burada her adımda en yüksek faydayı sağlayan ve bir başka deyişle en çok gözlemi kapsayarak çözüme ekleyen kümeler tercih edilmektedir. Başlangıç çözümü elde edildikten sonra çözümde yer alan herhangi bir küme çözümde kümesinde bulunan bir gözlemi yalnızca kendisi kapsamıyorsa çıkartılmaktadır. Bu sayede gereksiz kümeler çıkartılarak çözüm sadeleştirilmektedir.

2.2.2. Küme Çıkarma

Her bir YAA iterasyonu başlangıcında, uyum fonksiyonu açısından en az değere sahip küme çıkartılmaktadır. Tabu listelerinde yer alan kümelerin dahil olmadığı çıkarma işleminde eşit uyum fonksiyonu değerine sahip kümelerde rastgele tercih yapılmaktadır. Gözlem ağırlıkları açısından bakıldığında ise kapsanması zor olan gözlemlere sahip kümeler daha zor çözümden çıkartılmaktadır.

2.2.3. Küme Ekleme

Küme çıkarma işlemi sonrasında, aday çözüme uyum fonksiyonu açısından en fazla katkıyı sunan küme çözüme eklenmektedir. Tabu listeleri dışında kalan kümelerin eklenebildiği bu süreçte eşit uyum fonksiyonuna sahip kümelerden rassal seçilim gerçekleştirilmektedir. Gözlem ağırlıkları bakımından kapsanması daha zor olan kümelere öncelik tanınmaktadır.

Küme ekleme işlemi akabinde kapsanmayan gözlem ağırlıkları güncellenmektedir. Son olarak aday çözümün uygunluğu kontrol edilmektedir. Eğer çözüm tüm kısıtlamaları sağlıyorsa gereksiz kümelerin çıkarılması aşamasına geçilmekte, aksi takdirde maksimum iterasyon sayısı kontrolü gerçekleştirilerek süreç devam ettirilmektedir.

2.2.4. Gereksiz Kümelerin Çıkarılması

Küme ekleme işlemi sonrasında çözümün uygunluğu bulunmaktaysa gereksiz kümelerin çıkarılması aşamasına geçilmektedir. Burada herhangi bir gözlemi çözümde tek başına kapsamayan tüm kümeler çıkartılmaktadır. Bu işlem sonunda eğer elde edilen çözüm algoritma boyunca elde edilen en iyi çözüm ise global en iyi olarak saklanmaktadır. Sonrasında maksimum iterasyon sayısına ulaşılmadıysa iterasyonlar küme çıkarma aşamasından devam ettirilmektedir.

2.3. EMKKP Örnekleri

Çalışmada ele alınan EMKKP örnekleri Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Çalışmadaki Test Problemlerinin Yapıları

Problem Adı	Gözlem Adeti	Küme Adeti	Bilinen Optimum Çözüm
CYC06	240	192	60
CYC07	672	448	144
CYC08	1792	1024	342
CYC09	4608	2304	772
CYC10	11520	5120	1798

3. BULGULAR

Çalışma kapsamında farklı gözlem ağırlıkları kapsamında kullanılan YAA'lar Tablo 1'de verilmiş olan EMKKP örnekleri kullanılarak kıyaslanmıştır. Maksimum iterasyon sayıları başlangıç uygun çözümündeki küme sayısının 100 katı olarak belirlenmiştir. Algoritmalar MATLAB programında kodlanmış olup, Intel(R) Core(TM) i5-3210M CPU @ 2,50GHz, 2501 Mhz, 2 Çekirdek, 4 Mantıksal İşlemciye ve toplamda 8 GB Ram'i bulunan bilgisayar ortamında denemeler gerçekleştirilmiştir.

Algoritmalar problemler için 10'ar defa çalıştırılmış ve ortaya çıkan sonuçların tamamı Tablo 2'de verilmiştir. Elde edilmiş 'en iyi' değerler bakımından problemlerin tamamında, önerilen YAA2+3+4 yaklaşımı önde gelmektedir. Onu YAA1 takip etmektedir. En iyi değerin bilinen optimum değerden sapma yüzdesini ifade eden 'sapma oranı' açısından YAA2+3+4, en fazla % 1,2 değerini alarak optimuma oldukça yakın değerleri bulabilmiştir. Algoritmaların 10'ar çalıştırma sonucunda elde ettikleri değerlerin ortalaması olan 'ortalama değer' bakımından ise problemlerin çoğunluğunda en yüksek ortalamaya sahip YAA2+3+4 başarılı gözükmektedir. Algoritmaların en iyi değerleri buldukları 'süre' bakımından ise algoritmalar arasında anlamlı farklılık göze çarpmamaktadır. Öte yandan 'süre' açısından bir algoritma tarafından bulunan en iyi sonucun diğer algoritma tarafından bulunana göre daha kötü olabilmesi fakat bu sonuca daha kısa sürede ulaşabilmesi nedeniyle problemlerde elde edilen ortalama süreler bakımından karşılaştırma yapılamamıştır. Sadece CYC06 probleminde tüm algoritmalar her bir çalıştırmada en iyi sonuca ulaşabilmiştir. Saygılı ve Özer (2020) iki bağımsız grup arasındaki farklılığı teste tabi tutmak için t testini önermiştir. Fakat çalışmada ikiden fazla algoritma bulunmakta ve öte yandan Mücevher ve Erdem (2018) 30'un altında gözlem bulunduğunda parametrik olmayan testleri önerdiğinden Usul ve Uyar (2012) tarafından da kullanılan Friedman Testi'nin uygun olduğu görülmüştür. Bu nedenle algoritmalar için CYC06 probleminde en iyi değeri buldukları 'süre' bakımından parametrik olmayan Friedman Testi uygulanmıştır. Test sonucunda elde edilen p-değeri 0,9384 olup bu sonuca göre CYC06 probleminde süre bakımından istatistiki olarak algoritmalar arasında anlamlı fark bulunamamıştır.

Genel olarak, uyum fonksiyonuna bakılmaksızın önerilen YAA'nın etkili olduğu Tablo 2'deki sapma oranlarının düşüklüğünden ve çalışma sürelerinin uygunluğundan anlaşılmaktadır. YAA'larla elde edilen en iyi sapma oranlarının en yüksek olduğu değer CYC09'da % 1,2 olarak bulunmuştur, diğer problemlerde ise % 1'in altında en iyi sapma oranları elde edilmiştir.

Tablo 2. Ağırlıklandırma Yöntemlerine Göre Çözüm Sonuçları

Problemler	Parametreler	YAA1	YAA2	YAA3	YAA4	YAA2+3+4
CYC06	En İyi	60	60	60	60	60
	Sapma Oranı	% 0	% 0	% 0	% 0	% 0
	Ortalama	60	60	60	60	60
	Süre	8,7674	6,3925	6,8467	6,7184	7,0963
CYC07	En İyi	144	144	144	144	144
	Sapma Oranı	% 0	% 0	% 0	% 0	% 0
	Ortalama	145	146,9	144,8	144,9	144,5
	Süre	38,237	21,756	17,063	24,485	28,909
CYC08	En İyi	342	342	342	344	342
	Sapma Oranı	% 0	% 0	% 0	% 0,6	% 0
	Ortalama	347,6	348,48	346,8	344,2	344,2
	Süre	123,91	100,7	106,51	100,83	51,335
CYC09	En İyi	788	789	788	790	781
	Sapma Oranı	% 2,07	% 2,2	% 2,07	% 2,33	% 1,2
	Ortalama	799,6	819,5	806,3	810,8	806,8
	Süre	856,58	379,69	438,03	656,57	432,88
CYC10	En İyi	1810	1983	1977	1818	1810
	Sapma Oranı	% 0,67	% 10,3	% 10	% 1,11	% 0,67
	Ortalama	1964,7	1984,4	1982,2	1961,3	1964,3
	Süre	2255,4	1567,3	2512,9	3779,5	1995,4

Ortalama değer açısından YAA'lar arasında istatistiki olarak anlamlı farklılıkların analizini yapmak için Hodges ve Lehmann'ın (1962) Friedmann Hizalı Sıra (FHS) testi ve sonrasında post-hoc olarak Holm'un (1979) önerdiği Holm testi kullanılmıştır. En iyiden en kötüye doğru sıralanan YAA'ların test sonuçları Tablo 3'deki gibidir. Burada FHS test istatistik değeri 8,17 elde edilmiş olup FHS testinin anlamlılık değeri ise 0,085425 olarak bulunmuştur. En iyi sıralamaya sahip YAA2+3+4 yaklaşımı kontrol değişkeni olarak kullanılıp Holm testi gerçekleştirilmiş ve algoritmaların p-değerlerine karşılık gelen Holm düzeltilmiş p-değerlerinin altında çıkan YAA3 ve YAA2 algoritmalarının ortalama değer bakımından YAA2+3+4'ya göre geride olduğu görülmüştür.

Tablo 3. FHS ve Holm Testleri ile Ortalama Değerler İçin Algoritmaların Sıralamaları

Algoritmalar	FHS Ortalama Sıralama	p-değerleri	Holm Düzeltilmiş p-değerleri
YAA2+3+4	8,3		
YAA1	10,4	0,17383	0,05
YAA4	10,9	0,12246	0,025
YAA3	14,2	0,0041629	**0,016667**
YAA2	21,2	3,9859e-09	**0,0125**

Algoritmalarla elde edilen en yüksek değerler açısından yapılan FHS ve Holm testi sonuçları ise Tablo 4'deki gibi olmuştur. FHS test istatistik değeri ve FHS testinin anlamlılık değeri sırasıyla 4,52 ve 0,33988 olarak elde edilmiştir. Sıralamada 1. olan YAA2+3+4 kontrol değişkeni olarak kullanılıp Holm testi gerçekleştirilmiş ve holm düzeltilmiş p-değerlerinden daha düşük p-değerlerine sahip YAA4, YAA3 ve YAA2'nin daha düşük performansa sahip olduğu gözlenmiştir.

Tablo 4. FHS ve Holm Testleri ile En İyi Değerler İçin Algoritmaların Sıralamaları

Algoritmalar	FHS Ortalama Sıralama	p-değerleri	Holm Düzeltilmiş p-değerleri
YAA2+3+4	7,8		
YAA1	10,9	0,082818	0,05
YAA4	14,8	0,00087256	**0,025**
YAA3	15,4	0,00033838	**0,016667**
YAA2	16,1	0,00010287	**0,0125**

Her iki parametreye göre yapılan istatistiki testler sonucu önde gelen YA2+3+4 yaklaşımının performansının özellikle YA2, YA3 ve YA4'ten daha iyi olduğu görülmektedir. Üç yöntemi de kapsayan ve çalışmada önerilen YA2+3+4, klasik yaklaşım YA1'le de rekabet edebilir ve etkili bir alternatif oluşturabilir olarak ortaya çıkmaktadır.

4. SONUÇ

KKP çok sayıda sektörde ve konuda karşılaşılan birçok gerçek hayat problemine matematiksel model olan bir klasik np-zor optimizasyon problemidir. EMKKP ise bu problemin en zor hali olup sıklıkla farklı çözüm yaklaşımlarıyla çözülmeye çalışılmaktadır. Problemin çözümü için genellikle sezgisel ve arama algoritmaları kullanılmaktadır. Arama algoritmaları etkili çözümler sunabilen fakat yerel optimumlara da çokça takılabilen yaklaşımlardır. Bu problemi aşabilmek için geliştirilecek yöntemin problemin doğasına özel yapıda olması etkinliğini daha da artırabilmektedir. Çalışmada EMKKP problemi çözümünde yerel optimumlara takılmadan arama yapabilecek bir YAA yaklaşımı önerilerek literatüre katkı yapılmıştır. Öte yandan uyum fonksiyonlarında farklı problem tiplerinde kullanılan ve algoritmaların optimuma yakınsama hızını ve gücünü artırabilen yaklaşımları EMKKP için geliştirilen YAA'ya uyarlayarak değişik tipte gözlem ağırlıklandırma yaklaşımları ortaya konmuştur. Bu açıdan alan yazına bu doğrultuda yapılabilecek çalışmalar konusunda fikir sunulmuştur.

Çalışma kapsamında karşılaşılan yerel optimumları aşabilmek için farklı tipte gözlem ağırlıklandırmaya dayalı uyum fonksiyonları ve tabu listeleri kullanılmıştır. Çalışmada yer alan toplamda beş farklı gözlem ağırlıklandırma yöntemi EMKKP örnekleri üzerinden değerlendirilmiş ve istatistiki açıdan kıyaslanmıştır. Sonuçlar değerlendirildiğinde önerilmiş olan farklı adaptif gözlem ağırlıklandırma tekniklerini birlikte barındıran YAA2+3+4 ile oldukça yüksek başarım elde edilmiştir.

Çalışmada kısıt olarak, geliştirilen algoritmanın EMKKP özelinde sonuç ürettiği fakat genel problem KKP'de uygulanmasının bu haliyle mümkün olmaması gösterilebilir. Ayrıca farklı tabu liste yaklaşımlarının sonuçlar üzerindeki etkileri için karşılaştırma yapılmamıştır.

Gelecekte yapılacak çalışmaların, yerel arama algoritmalarda problem tabanlı geliştirmelere odaklanılmasıyla, ilgili problemlerde yerel arama algoritmalarının performanslarının artacağı ön görülmektedir. KKP özelinde yapılacak çalışmalarda değişik gözlem ağırlıklandırma, tabu listeleme ve adaptif yaklaşımların YAA'da kullanılmasının etkili sonuçlar verebileceği düşünülmektedir.

YAZARIN BEYANI

Katkı Oranı Beyanı: Yazar, çalışmanın tümüne tek başına katkı sağlamıştır.

Destek ve Teşekkür Beyanı: Çalışmada herhangi bir kurum ya da kuruluştan destek alınmamıştır.

Çatışma Beyanı: Çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması söz konusu değildir.

KAYNAKÇA

Aickelin, U. (2002). An indirect genetic algorithm for set covering problems. *Journal of the Operational Research Society*, 53(10), 1118-1126.

Al-Sultan, K.S., Hussain, M.F. ve Nizami, J.S. (1996). A genetic algorithm for the set covering problem. *Journal of the Operational Research Society*, 47(5), 702-709.

Bautista, J. ve Pereira, J. (2007). A GRASP algorithm to solve the unicost set covering problem. *Computers & Operations Research*, 34(10), 3162-3173.

Beasley, J.E. (1990). OR-Library: distributing test problems by electronic mail. *Journal of the operational research society*, 41(11), 1069-1072.

Beasley, J.E. ve Chu, P.C. (1996). A genetic algorithm for the set covering problem. *European journal of operational research*, 94(2), 392-404.

Cai, S., Su, K. ve Sattar, A. (2011). Local search with edge weighting and configuration checking heuristics for minimum vertex cover. *Artificial Intelligence*, 175(9-10), 1672-1696.

Caprara, A., Fischetti, M. ve Toth, P. (1999). A heuristic method for the set covering problem. *Operations research*, 47(5), 730-743.

Caprara, A., Toth, P. ve Fischetti, M. (2000). Algorithms for the set covering problem. *Annals of Operations Research*, 98(1-4), 353-371.

Chvatal, V. (1979). A greedy heuristic for the set-covering problem. *Mathematics of operations research*, 4(3), 233-235.

Crawford, B., Soto, R., Suárez, M.O., Paredes, F. ve Johnson, F. (2014). Binary firefly algorithm for the set covering problem. In 2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI) (pp. 1-5). IEEE.

Crawford, B., Soto, R., Monfroy, E., Astorga, G., García, J. ve Cortes, E. (2018). A meta-optimization approach to solve the set covering problem. *Ingeniería*, 23(3), 274-288.

Crawford, B., Soto, R., Olivares, R., Embry, G., Flores, D., Palma, W. ve Rubio, J. M. (2020). A binary monkey search algorithm variation for solving the set covering problem. *Natural Computing*, 19, 825–841

Feo, T.A. ve Resende, M. G. (1989). A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. *Operations research letters*, 8(2), 67-71.

Gao, C., Yao, X., Weise, T. ve Li, J. (2015). An efficient local search heuristic with row weighting for the unicost set covering problem. *European Journal of Operational Research*, 246(3), 750-761.

Garey, M.R. ve Johnson, D.S. (1979). Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness. Freeman, New York.

Hodges, J.L. ve Lehmann, E.L. (1962). Rank methods for combination of independent experiments in analysis of variance. The Annals of Mathematical Statistics, 33(2), 482-497.

Holm, S. (1979). A simple sequentially rejective multiple test procedure. Scandinavian journal of statistics, 65-70.

Jaramillo, A., Rubio, Á.G., Crawford, B., Soto, R., Paredes, F. ve Castro, C. (2018). Comparing the Black Hole and the Soccer League Competition Algorithms Solving the Set Covering Problem. *Polibits*, 57, 5-17.

Lan, G., DePuy, G.W. ve Whitehouse, G.E. (2007). An effective and simple heuristic for the set covering problem. *European journal of operational research*, 176(3), 1387-1403.

Lanza-Gutierrez, J.M., Crawford, B., Soto, R., Berrios, N., Gomez-Pulido, J.A. ve Paredes, F. (2017). Analyzing the effects of binarization techniques when solving the set covering problem through swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 70, 67-82.

Lorena, L.A.N. ve de Souza Lopes, L. (1997). Genetic algorithms applied to computationally difficult set covering problems. *Journal of the Operational Research Society*, 48(4), 440-445.

Musliu, N. (2006, June). Local search algorithm for unicost set covering problem. *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems* içinde (302-311). Springer, Berlin, Heidelberg.

Mücevher, M.H. ve Erdem, R. (2018). X kuşağı akademisyenler ile y kuşağı öğrencilerin birbirlerine karşı algıları. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 9(22), 60-74.

Naji-Azimi, Z., Toth, P. ve Galli, L. (2010). An electromagnetism metaheuristic for the unicost set covering problem. *European Journal of Operational Research*, 205(2), 290-300.

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.

Ohlsson, M., Peterson, C. ve Söderberg, B. (2001). An efficient mean field approach to the set covering problem. *European Journal of Operational Research*, 133(3), 583-595.

OR-Library. (2020). Erişim adresi, http://people.brunel.ac.uk/~mastjjb/jeb/info.html, (24.08.2020).

Rahoual, M., Hadji, R. ve Bachelet, V. (2002). Parallel ant system for the set covering problem. *International Workshop on Ant Algorithms* içinde (262-267). Springer, Berlin, Heidelberg.

Saygılı, M. ve Özer, Ö. (2020) Sağlık çalışanlarında ekip çalışması tutumlarının incelenmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 11(27), 444-454.

Solar, M., Parada, V. ve Urrutia, R. (2002). A parallel genetic algorithm to solve the set-covering problem. *Computers & Operations Research*, 29(9), 1221-1235.

Usul, H. ve Uyar, G.F. (2012). Algılanan hizmet kavramının muhasebeci seçimine etkisi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 4(7), 65-72.

Wang, R.L. ve Okazaki, K. (2007). An improved genetic algorithm with conditional genetic operators and its application to set-covering problem. *Soft computing*, 11(7), 687-694.

Wang, Y., Ouyang, D., Zhang, L. ve Yin, M. (2017). A novel local search for unicost set covering problem using hyperedge configuration checking and weight diversity. *Science China Information Sciences*, 60(6), 062103.

Yagiura, M., Kishida, M. ve Ibaraki, T. (2006). A 3-flip neighborhood local search for the set covering problem. *European Journal of Operational Research*, 172(2), 472-499.

Yelbay, B., Birbil, Ş.İ. ve Bülbül, K. (2015). The set covering problem revisited: an empirical study of the value of dual information. *Journal of Industrial Management and Optimization*. 11(2),575–594.