

Çok Boyutlu Sırt Çantası Problemi İçin Yeni Bir Melez Genetik Algoritma Önerisi¹

A New Hybrid Genetic Algorithm Proposal for Multidimensional Knapsack Problem

Osman Pala²

Öz

Bir tam sayılı programlama problemi olan Çok Boyutlu Sırt Çantası Problemi, işletmelerin karşılaştığı çeşitli tipte problemlerin analizi ve çözümü için bir matematiksel zemin görevi görmektedir. Problemin matematiksel modelini oluşturan değişkenler ve kısıtların adetleri çoğaldığında ise problem sıklıkla optimuma yakınsayan değerleri bulabilen sezgisel yaklaşımlar ile çözülmektedir. Popülasyon temelli bir sezgisel algoritma olan Genetik Algoritma problemin çözümünde önde gelen yaklaşımlardan bir tanesidir. Bu çalışma kapsamında problemin çözümü için, başlangıç popülasyonunu iyileştiren bir yerel arama ile güçlendirilmiş yeni bir melez Genetik Algoritma önerilmiştir. Önerilen algoritma standart Genetik Algoritma ile örnek problemlerin çözümü üzerinden karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde önerilen melez Genetik Algoritma'nın Çok Boyutlu Sırt Çantası Problemi'nde daha yüksek başarımlar elde ettiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Çok Boyutlu Sırt Çantası Problemi, Genetik Algoritma, Melez Algoritmalar, Başlangıç Popülasyonu, Tamir Operatörü.

Abstract

The Multidimensional Knapsack Problem which is an integer programming problem serves as a mathematical basis for the analysis and solution of various types of problems facing businesses. When the number of variables and constraints that compose the mathematical model of the problem increases, the problem is often solved with heuristic approaches that can find values that converge to the optimum. Genetic Algorithm, which is a population-based heuristic algorithm, is one of the leading approaches in solving the problem. Within the scope of this study, a new hybrid Genetic Algorithm, which is powered by a local search that improves the initial population, is proposed for the solution of the problem. The proposed algorithm was compared with the standard Genetic Algorithm through the solution of sample problems. When the results were examined, it was seen that the proposed hybrid Genetic Algorithm achieved higher performance in Multidimensional Knapsack Problem.

Keywords: Multidimensional Knapsack Problem, Genetic Algorithm, Hybrid Algorithms, Initial Population, Repair Operator.

Araştırma Makalesi [Research Paper]

JEL: C61, C63, C69.

Submitted: 13 / 12 / 2019

Accepted: 08 / 05 / 2020

¹ Bu çalışma, 25-29 Ekim 2019 tarihleri arasında Antalya, Türkiye'de düzenlenen "VI. Uluslararası Stratejik Araştırmalar Kongresi (İSRC2019)" konulu bilimsel etkinlikte sunulan bildirinin gözden geçirilmiş, genişletilmiş ve yeniden düzenlenmiş halidir.

² Arş. Gör. Dr., Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi İ.İ.B.F. Ekonometri Bölümü. e-posta: osmanpala@kmu.edu.tr ORCID: 0000-0002-2634-2653.

Giriş

Çok Boyutlu Sırt Çantası Problemi (ÇBSCP) işletmelerin karşılaştığı sermaye bütçe problemi, kaynakların tahsisi problemi, konteyner yükleme ve proje seçim problemi gibi birçok probleme model teşkil eden yöneylem araştırması alanında önemli bir temel problemidir. Problem, sırt çantası örneği üzerinden düşünüldüğünde bir kişinin sahip olduğu çantasının toplam ağırlık ve hacim ve benzeri kapasitelerini aşmayacak ve toplam faydasını maksimize edecek şekilde nesnelere çantasını doldurması olarak ifade edilebilmektedir (Fréville, 2004: 1-2).

Problem kesin çözüm veren klasik matematiksel tam sayılı programlama çözüm yöntemleri ile çözülebilse de, problemde boyut sayısı büyüdüğünde, çözüm uzayı üstel olarak büyümektedir. Bu nedenle problemin çözümü için genellikle sezgisel yaklaşımlar tercih edilmektedir (Chih, 2018: 279).

Problemin çözümünde sezgisel yaklaşımları kullanan önde gelen çalışmalara bakıldığında; Hoff vd. (1996) tarafından yapılan çalışmada ÇBSCP için Genetik Algoritma (GA) ile çözüm yaklaşımları sunulmuştur. Her bir aşamada kısıtları sağlamayan çözümlerin popülasyon dışına çıkarıldığı bu yaklaşımla çok sayıda test örneği için etkili çözümler bulunmuştur. Hanafi ve Freville (1998) tarafından önerilen ve çözüm uzayında belirli bölgelerde aramaya odaklanma ile aramanın farklı bölgelere yayılmasının dengelenmesine yönelik önerilen tabu arama yaklaşımı ile literatürde yer alan ÇPSCP test problemleri çözülmüştür. Elde edilen sonuçlara göre önerilen yaklaşımın en az klasik yaklaşımlar kadar etkili çözüm üretmekte olduğu ifade edilmiştir. Chu ve Beasley (1998) klasik GA'ya probleme özgü yeni bir sezgisel operatör ve kısıt aşımını düzelten bir operatör ekleyerek örnek problemlerde başarılı sonuçlar üretildiğini ifade etmişlerdir. Raidl (1999) tarafından yapılan çalışmada kromozom kodlamasında probleme özgü ağırlık temelli yaklaşım ile GA'nın problemin çözümünde etkin çözümler üretebildiği ifade edilmiştir. Akçay vd. (2007) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, ağgözlü arama algoritması ile problemin çözümünde her bir adımda kalan kapasiteleri gözetenek, en yüksek faydayı sağlayan nesneyi çözüme ekleme usulüne göre yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Çalışmada, az ve orta sayıda karar değişkenine sahip test problemlerinde önerilen metod ile yüksek başarımlar sağlanmıştır. Djannaty ve Doostdar (2008) tarafından yapılan çalışmada, GA'da farklı tipte başlangıç popülasyonu seçim yaklaşımlarının problemin çözümünde etkisi araştırılmıştır. Önerilen melez GA'nın klasik GA'ya oranla daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Kong vd. (2008) ÇBSCP için yeni bir Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması geliştirmişlerdir. İkili Karınca Sistemi adını verdikleri yaklaşımla feromon izleri, seçim olasılığına karşılık gelirken uygun olmayan çözümleri probleme özgü bir tamir operatörü ile uygun hale getirme yolu seçilmiştir. Bu çalışmada, klasik Karınca Kolonisi algoritmalarına göre önerilen yaklaşımla test örneklerinde daha iyi sonuç elde edilebildiğini ifade edilmiştir. Ke vd. (2010) tarafından yapılan çalışmada, maks-min Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması'nda feromon alt limitleri sezgisel bilgiye dayanarak belirlenirken çözüm sonuçlarını iyileştirmek için ayrıca yerel arama algoritması önerilmiştir. Örnek problemler üzerinden yapılan değerlendirmelerde diğer sezgisel yaklaşımlarla rekabet edilen sonuçlar alınabildiği ifade edilmiştir. Berberler vd. (2013) tarafından yapılan çalışmada, kısıtlara göre başlangıç popülasyonu oluşturularak problem GA ile çözülmüştür. Önerilen metodun klasik yaklaşıma göre daha yüksek başarımla sahip olduğu ifade edilmiştir. Wang vd. (2013) ÇBSCP için ikili meyve sineği optimizasyon algoritması adında yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri algoritmada; koklama, yerel gözlem ve global gözlem tabanlı üç farklı arama parametresi kullanılarak problem çözülmüş ve yaklaşımın etkinliği gözler önüne serilmiştir. Lai vd. (2014) tarafından yapılan çalışmada göreceli katkı değerleri açısından değişkenlerin önem derecelerini saptadıkları ve bu şekilde oluşturdukları başlangıç popülasyonu ile bir melez GA önerilmiştir. Bu çalışmada yaklaşımlarının örnek problemlerde yüksek başarımla çözüm ürettiğinin altı çizilmiştir. Chih vd. (2014) çalışmalarında sezgisel parametrelerin zamana bağlı değişimine dayalı iki farklı parçacık sürü optimizasyonu algoritması ile problemi çözmüşlerdir. Önerdikleri iki yöntem olan ikili parçacık sürü optimizasyonu ile kaotik parçacık sürü optimizasyonu algoritmaları klasik sezgisellere göre daha iyi sonuç vermiştir. Uslu (2015) tarafından problemin çözümünde yeni bir GA önerilmiştir. Önerilen yaklaşımda genetik operatör işlemleri sonrası kısıtları sağlamayan bireyler yerine dışarıdan rastgele şekilde göç ile yeni bireyleri popülasyona katarak klasik yaklaşıma oranla daha etkin çözümler üretilebildiği belirtilmiştir. Lienland ve Zeng (2015) tarafından problem özelinde kullanılan GA yaklaşımları araştırılmıştır. Bu çalışmada, GA'da kullanılan operatörlerin türleri ve sayısal değerlerinin etkileri ile melez GA'ların etkinliği değerlendirilmiştir. Zhang vd. (2016) tarafından ikili yapay alg algoritması önerisi ile ÇBSCP'ye yeni bir alternatif çözüm yaklaşımı geliştirilmiştir. Tamir operatörü ve elit yerel arama gibi yeni önerilerin bulunduğu yaklaşım ile test örneklerinde bilinen sezgisellere göre daha iyi sonuçlar alındığı ifade edilmiştir. Haddar vd. (2016) tarafından yapılan çalışmada, problem için melez kuantum parçacık sürü optimizasyonu algoritması önerilmiştir. Algoritmaları yerel arama desteklenirken ayrıca probleme özgü tamir operatörü ile yaklaşım güçlendirilmiştir. Örnek problem çözümleriyle önerinin etkinliği gösterilmiştir. Meng ve Pan (2017) önerdikleri iyileştirilmiş meyve sineği algoritması yardımıyla problemi çözmüşlerdir. Modifiye edilmiş harmoni arama ile paralel çalıştırılan algoritmadaki sürüler arasında bağlantı kurularak çalıştırılan yaklaşımın test problemlerinde oldukça başarılı olduğu ifade edilmiştir. Abdel-Basset vd. (2018) modifiye edilmiş çiçek tozlaşma algoritması ile ÇBSCP'ni çalışmışlardır. Sigmoidal ayrıklaştırma fonksiyonu ve ceza fonksiyonları kullanımı yanı sıra popülasyonda yer alan eş çözümler için önerdikleri eleme prosedürü ile çeşitliliği sağlamışlardır. Sonuçlar incelendiğinde algoritmanın etkin çözümler ürettiği görülmüştür. Lopez vd. (2018) tarafından genetik operatörler kullanılan ikili parçacık sürü optimizasyonu yaklaşımıyla

probleme yeni bir çözüm önerisi getirilmiştir. Rassal mutasyon ve çaprazlama operatörleri ile ceza fonksiyonu kullanımı önerilen algoritma ile elde edilen probleme dair sonuçlar yaklaşımın etkinliğini göstermiştir. Luo ve Zhao (2019) tarafından yeni bir gri kurt optimizasyon önerisi sunulmuştur. Ortaya atılan algoritmada, başlangıç popülasyonun elit şekilde üretilmesi ve problem özgü tamir operatörü önerilmiştir. ÇBSÇP’de gerçekleştirilen çözümlerle etkinliği ortaya konan yaklaşımın özellikle büyük boyutlu problemlerdeki başarısının altı çizilmiştir.

Genel olarak literatüre bakıldığında, ÇBSÇP’de GA’nın yüksek başarıma sahip olduğu görülmektedir. Öte yandan GA’nın esnek yapısı sayesinde probleme etkin bir şekilde uyarlanabildiği görülmektedir (Lienland ve Zeng, 2015: 22). GA çok sayıda değişik tipte sezgisel yaklaşımı doğrudan etkilemiş ve popülasyondaki bireylerden iterasyonlar süresince daha iyi bireyler türetilmesini temel alan evrimsel bir algoritma olup aynı zamanda çok sayıda optimizasyon probleminde yüksek başarıma sahip bir metottur (Özsoydan ve Baykasoglu, 2019: 560).

Çalışma kapsamında, literatürde ÇBSÇP için etkinliği gözler önüne serilmiş bir metot olan GA’ya, ayrıca yerel arama algoritması eklenerek metodun güçlendirilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla problem için GA’nın başlangıç popülasyonunda iki farklı yerel arama önerisi getirilmiştir. Önerilen melez GA’da ek olarak probleme özgü tamir operatörü geliştirilmiştir. Geliştirilen yaklaşımların performans etkinliğinin görülebilmesi adına ÇBSÇP literatüründe yer etmiş örnek problemlerin çözümünde standart GA ile karşılaştırma yapılmıştır.

1. Problemin Matematiksel Modeli

ÇBSÇP iş hayatının çeşitli alanlarında karşılaşılan karar problemlerinin temel hali olup ayrıca üretilen algoritmaların da test edildiği genel bir matematiksel modele sahiptir. Problem Eşitlik 1, 2 ve 3’deki fonksiyonlarla ifade edilmektedir (Chih, 2015: 378);

$$Max Z = \sum_{j=1}^n c_j x_j \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq b_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$$x_j \in \{0,1\}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

Problemin matematiksel modelinde en iyilenecek fonksiyon Eşitlik 1 ile verilirken burada n sayıda nesne c_j fayda değeri ve x_j karar değişkeni açısından toplam faydanın maksimizasyonu hedeflenmektedir. Eşitlik 2 ile ise m sayıda kısıdın, sabitler b_i ve katsayılar a_{ij} olmak üzere sağlanması gerekmektedir. Son olarak Eşitlik 3, karar değişkenleri değerlerinin 0 veya 1 olmasını sağlamaktadır.

2. Önerilen Melez Genetik Algoritma Yaklaşımı

GA yaklaşımı ilk kez Holland’ın (1975) önerdiği bir sezgisel algoritmadır. Canlılardaki güçlü bireylerin genlerinin yüksek olasılıkla yeni oluşan bireylerde bulunarak topluluğun git gide gelişmesini taklit eden algoritmada üzerinde çalışılan problem için olası çözüm, gen ve genlerin toplamından oluşan kromozom şeklinde ifade edilmektedir. ÇBSÇP’nin olası çözümü olan kromozomlar çalışma kapsamında Tablo 1’deki gibi kullanılmıştır. Tablo 1’e göre kromozom A1’de birinci genin 0 olması birinci nesne çözümdedir şeklinde yorumlanırken, kromozom A2’de üçüncü genin 1 olması ise üçüncü nesne çözümdedir şeklinde ifade edilmektedir.

Tablo 1. ÇBSÇP için GA Kromozom Yapısı

Kromozom A1	<u>0</u>	1	0	1	1	1	0	1	0
Kromozom A2	0	0	<u>1</u>	0	1	0	0	0	1

Çalışma kapsamında öne sürülen melez GA yaklaşımlarında standart bir GA'da genellikle rassal biçimde oluşturulan başlangıç popülasyonu farklı iki yolla belirlenmiştir. Standart algoritma GA olarak ifade edilirken, MGA1 adı verilen ilk melez GA yaklaşımında çözümlere en yüksek faydayı sağlayacak bir adet nesne eklenmeye çalışılmıştır. İkinci melez GA ise MGA2 olarak ifade edilmekte olup, algoritmada mümkün olabilen tüm eklemeler fayda büyüklüğü sırasına göre çözüme eklenmektedir.

Çalışma kapsamında ek olarak çaprazlama işlemi sonrasında probleme özgü tanımlanan tamir işlemi aşağıdaki aşamalardan oluşmaktadır.

Aşama 1: Çözümün Eşitlik 2'deki tüm kısıtları sağlayıp sağlamadığını kontrol et. Sağlamıyorsa Aşama 2, sağlıyorsa Aşama 6'ya geçiş yap.

Aşama 2: Kısıtlar b_i 'lerden hangilerinin aşıldığını belirle ve bu d sayıda kısıdı b_d olarak tanımla.

Aşama 3: Çözümde yer alan e adet x_j değişkenlerinin sadece d adet b_d kısıtlarındaki a_{ij} katsayılarını değişkenlere göre topla ve e boyutlu P ceza vektörünü buna göre oluştur.

Aşama 4: Çözümde yer alan x_j değişkenlerine karşılık gelen P vektörünü yine aynı değişkenlere ait olan ve Eşitlik 1'de bulunan c_j amaç katsayılarına böl ve bu değerleri e boyutlu CP ceza/fayda vektörüne yerleştir.

Aşama 5: CP vektöründeki en yüksek orana sahip karar değişkenini çözümden çıkararak Adım 1'e git.

Aşama 6: Çözümü popülasyona al.

Tamir operasyonunun nasıl gerçekleştiği sayısal bir örnekle verilecek olursa; Örneğin 10 nesneli ve 10 kısıtlı bir ÇBSÇP'nin bir olası çözümünde sadece x_1 , x_2 ve x_3 nesneleri 1 değeri olarak bulunuyor ve diğer 7 nesne bulunmuyor olduğu kabul edilsin. Öte yandan çözümde iki adet kısıt sağlanmıyor olsun ve bunlar b_1 ve b_2 olsun. Buna göre sırasıyla üç karar değişkeninin iki kısıttaki teknolojik katsayıları a_{ij} 'ler bir A matrisini (1, 2, 3; 11, 12, 13) değerleriyle iki satır üç sütun şeklinde oluştursun. Bu durumda P ceza vektörü (12, 14, 16) değerlerinden oluşur ve karar değişkenlerinin amaç katsayıları eşit ve 1 değerinde ise CP ceza/fayda vektörü de (12, 14, 16) değerlerine sahip olur. Bu durumda CP vektöründe en yüksek değer olan 16'ya sahip x_3 karar değişkeni çözümden çıkarılır ve sonrasında çözümün uygunluk kontrolü yapılır. Çözüm uygun hale gelene kadar benzer işlemler gerçekleştirilir.

GA yaklaşımında belirli oranda en iyi kromozomların kesin olarak korunması işlemi elitizm olarak adlandırılmaktadır. Çalışmada elitizm oranı olarak 0.2 değeri kullanılmıştır. Bu durumda uyum fonksiyonu değerlerine göre ilk %20'de bulunan kromozomlar popülasyonda korunmakta ve elit kromozom listesi her iterasyon sonucunda güncellenmektedir.

GA yaklaşımında yeni kromozomların hangi mevcut kromozomlardan üretileceği ise bir seçim süreci gerektirmektedir. GA'da sıklıkla tercih edilen seçim prensiplerinden biri ise rulet tekerleği yaklaşımıdır. Bu durumda kromozomların seçim olasılığı uyum değerlerinin iyiliği ile doğru orantılı olmaktadır. Çalışma da bu prensibe göre bir adet elit gruptan bir adet te popülasyonun kalanından seçim yapılmıştır. Eğer seçilen kromozomların tüm genleri birbiriyle aynı ise bir adet rassal şekilde kromozom oluşturularak yeni birey üretiminde seçilen kromozomla birlikte kullanılmıştır.

GA'nın en önemli aşamalarından biri ise çaprazlamadır. Bu işlemle ne şekilde yeni kromozom üretileceği belirlenmiş olmaktadır. Hoff vd. (1996) ÇBSÇP'de genlere özel çaprazlama yapılması gerektiğini ifade etmişlerdir. Çalışma kapsamında da bu yaklaşım kullanılarak elitlerden 0.8 olasılık ile değerlerin aktarımı söz konusu olmakla birlikte ayrıca işlem sonunda kısıtlar aşıldığında tamir işlemi yapılmaktadır. Probleme özgü çaprazlama ise Tablo 2'deki gibi olmaktadır. Burada elit EK, normal NK ve yeni YK şekilden tanımlanmaktayken, İlk değerde birinci rassal sayı 0.8'den küçük olduğu için EK'dan alınan gen değeri YK aktarılırken üçüncü gende üçüncü rassal sayı 0.8'den büyük olduğu için NK'dan alınan gen değeri YK'ya aktarılmıştır.

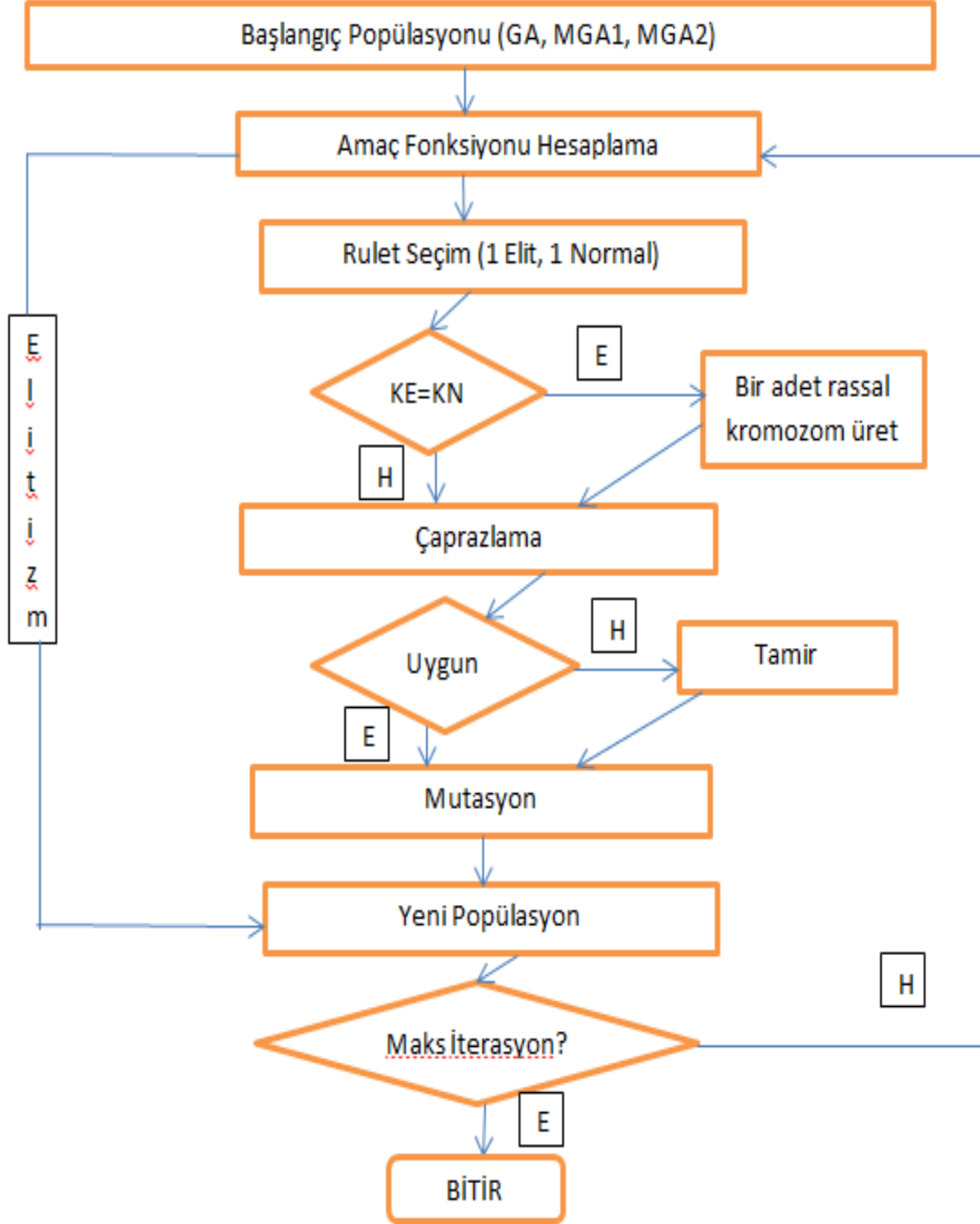
Tablo 2. ÇBSÇP İçin GA Çaprazlama İşlemi

Kromozom EK	<u>1</u>	<u>0</u>	1	<u>0</u>	<u>0</u>	0	<u>1</u>	<u>0</u>	<u>1</u>
Kromozom NK	1	1	<u>0</u>	1	0	<u>1</u>	1	1	0
Rassal Sayı	0.47	0.32	0.92	0.19	0.69	0.88	0.06	0.25	0.67
Kromozom YK	1	0	0	0	0	1	1	0	1

GA'da çaprazlamanın gerçekleşerek mevcut kromozomun değişme olasılığı ise çaprazlama olasılığı olarak ifade edilmekte ve çalışma kapsamında bu oran 0.8 olarak belirlenmiştir. Bu şekilde belirli ölçüde yeni popülasyondaki bir önceki popülasyondan daha fazla iz kalarak olası iyi çözüm yapıları korunmuş olmaktadır.

Çaprazlama sonrası uygun hale getirilen kromozomlar son olarak mutasyon işleminden geçmektedir. Çalışma kapsamında tek nokta üzerinde değişiklik yapılarak gerçekleştirilen işlemin yapılma olasılığı ise 0.1 olarak belirlenmiştir.

Çalışma kapsamında kromozom topluluğunu oluşturan popülasyondaki toplam kromozom sayısı probleme göre belirlenmiş olup nesne sayısı ile kısıt sayısının toplamı olarak hesaplanırken algoritma durdurma kriteri olarak kullanılan maksimum iterasyon sayısı ise problemdeki nesne sayısının 100 katı olarak denemeler yolu ile belirlenmiştir. Önerilen melez GA'nın problem için oluşturulan akış şeması Şekil 1'deki gibidir.



Şekil 1. Melez Genetik Algoritma Akış Şeması

3. Bulgular

Önerilen melez GA'ların etkinliğini görebilmek adına Beasley'in (1990) oluşturduğu kütüphanedeki (OR-Library, <http://people.brunel.ac.uk/~mastijb/jeb/info.html> Erişim tarihi: 24.08.2019) örnekler kullanılmış ve Tablo 3'de verilmiştir.

Tablo 3. Çalışmada Kullanılan ÇBSÇP Örnekleri

Problem Adı	Nesne Adeti	Kısıt Sayısı	Bilinen Optimum Değer
Mknap1-3	15	10	4015
Mknap1-5	28	10	12400
Mknap1-7	50	5	16537
Sento1	60	30	7772
Sento2	60	30	8722
Weish23	80	5	8344
Weing7	105	2	1095445

Klasik GA ve melez GA'lar olan MGA1 ve MGA2 yöntemlerinin kod yapıları MATLAB programında oluşturulmuştur. Problemler için farklı farklı 30'ar kez çalıştırılan algoritmalara dair çözüm sonuçları toplanmıştır. Tablo 4'de birinci problem olan Mknap1-3'ün algoritmalara çözüm değerleri bulunmaktadır. Tablo 4'deki sonuçlara göre problem Mknap1-3 için algoritmaların tamamı 30 denemenin ortalama değerinden anlaşılacağı üzere tüm denemelerde optimuma ulaşmıştır. Bu durumda algoritmaların küçük boyutlu problemlerde etkin olduğu görülmüştür. Mknap1-3 için optimuma ulaşma oranı bakımından algoritmaların yüksek derecede başarıya sahip olduğu gözlenmiştir.

Tablo 4. Mknap1-3 Problemi Tüm Algoritma Çözüm Değerleri

Algoritma	GA	MGA1	MGA2
Elde Edilen En İyi Değer	4015	4015	4015
Bilinen Optimumdan En İyi Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Ortalama Değer	4015	4015	4015
Bilinen Optimumdan Ortalama Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Optimuma Ulaşma Oranı	%100	%100	%100

Tablo 5'teyse Mknap1-5 probleminin algoritmalara göre çözüm değerleri bulunmaktadır. Çözüm sonuçlarına bakıldığında algoritmaların tamamı bilinen optimum değeri bulurken optimuma ulaşma oranından anlaşılacağı üzere MGA2 diğerlerinden biraz daha yüksek başarıya sahip olmuştur. 30 denemenin ortalamasına bakıldığında ise algoritmalar benzer değerlere sahip olup optimuma oldukça yakın sonuçlar üretmişlerdir. Mknap1-5 için optimuma ulaşma oranı bakımından algoritmaların orta derecede başarıya sahip olduğu gözlenmiştir.

Tablo 5. Mknap1-5 Problemi Tüm Algoritma Çözüm Değerleri

Algoritma	GA	MGA1	MGA2
Elde Edilen En İyi Değer	12400	12400	12400
Bilinen Optimumdan En İyi Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Ortalama Değer	12394	12393	12394
Bilinen Optimumdan Ortalama Değerin Fark Yüzdesi	%0.0005	%0.0005	%0.0005
Optimuma Ulaşma Oranı	%36.6	%36.6	%43.3

Tablo 6'da Mknap1-7 probleminin algoritmalarla göre çözüm değerleri bulunmaktadır. Çözüm sonuçlarına bakıldığında algoritmaların tamamı bilinen optimum değeri bulabilirken optimuma ulaşma oranından anlaşılacağı üzere MGA1 diğerlerinden daha yüksek başarıma sahip olmuştur. Denemelerin ortalamasına bakıldığında ise algoritmalar benzer değerlere sahip olup optimuma bir hayli yakın sonuçlar üretmişlerdir. Boyutları ve yapısı bakımından çözümü daha zor olan Mknap1-7'de algoritma performansları önemli ölçüde azalmıştır.

Tablo 6. Mknap1-7 Problemi Tüm Algoritma Çözüm Değerleri

Algoritma	GA	MGA1	MGA2
Elde Edilen En İyi Değer	16537	16537	16537
Bilinen Optimumdan En İyi Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Ortalama Değer	16426	16430	16463
Bilinen Optimumdan Ortalama Değerin Fark Yüzdesi	%0.0068	%0.0057	%0.0045
Optimuma Ulaşma Oranı	%0.0333	%0.1333	%0.0333

Tablo 7'da Sento1 problemi için algoritma ile elde edilen sonuçlar yer almaktadır. Sonuçlar, ortalama değer ve optimuma ulaşma oranı açısından MGA1 ve GA'nın MGA2'ye oranla biraz daha başarılı olduğunu göstermekle birlikte, tüm algoritmalar yüksek başarıma sahiptir. Ortalama değer açısından ise her üç algoritma çok yüksek başarıma sahiptir.

Tablo 7. Sento1 Problemi Tüm Algoritma Çözüm Değerleri

Algoritma	GA	MGA1	MGA2
Elde Edilen En İyi Değer	7772	7772	7772
Bilinen Optimumdan En İyi Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Ortalama Değer	7770.1	7770.133	7767.3
Bilinen Optimumdan Ortalama Değerin Fark Yüzdesi	%0.00024	%0.00024	%0.0006
Optimuma Ulaşma Oranı	%0.86667	%0.86667	%0.66667

Tablo 8'de ise Sento2 adlı problem için algoritma çözüm değerleri yer almaktadır. Sento2 problemi Sento1'den farklı olarak daha düşük değerli kısıt sabitlerine sahiptir. Bu durumda da kısıtlar daha zorlayıcı olmaktadır. Sonuçlara bakıldığında algoritmaların tamamının optimuma ulaşma oranları önemli ölçüde düşmüştür. Algoritmaların problem için benzer başarıma sahip olduğu gözlenirken ortalama değer açısından her üç algoritma da yüksek başarıma ulaşmıştır.

Tablo 8. Sento2 Problemi Tüm Algoritma Çözüm Değerleri

Algoritma	GA	MGA1	MGA2
Elde Edilen En İyi Değer	8722	8722	8722
Bilinen Optimumdan En İyi Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Ortalama Değer	8716.9	8718.3	8716.7
Bilinen Optimumdan Ortalama Değerin Fark Yüzdesi	%0.000581	%0.000424	%0.000608
Optimuma Ulaşma Oranı	%0.13333	%0.16667	%0.16667

Tablo 9'de Weish23 problemine dair çözüm sonuçlarına yer verilmiştir. Optimuma ulaşma açısından önerilen MGA1 ve klasik GA, MGA2'ye oranla biraz daha yüksek başarıma sahipken ortalama değer bakımından her üç algoritma da optimuma çok yakın sonuçlara ulaşabilmiştir.

Tablo 9. Weish23 Problemi Tüm Algoritma Çözüm Değerleri

Algoritma	GA	MGA1	MGA2
Elde Edilen En İyi Değer	8344	8344	8344
Bilinen Optimumdan En İyi Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Ortalama Değer	8310.1	8318.7	8315.8
Bilinen Optimumdan Ortalama Değerin Fark Yüzdesi	%0.0040628	%0.0030321	%0.003375
Optimuma Ulaşma Oranı	%0.233	%0.2	%0.1

Tablo 10'da ise son olarak ele alınan problem Weing7'nin çözüm sonuçları bulunmaktadır. Optimuma ulaşma oranlarına bakıldığında bu çalışma kapsamında önerilen MGA1'in diğerlerine kıyasla daha yüksek başarıma sahip olduğu gözlenirken ortalama değerler açısından tüm algoritmalar bilinen optimum değere çok yakın sonuçlara sahip olmuşlardır.

Tablo 10. Weing7 Problemi Tüm Algoritma Çözüm Değerleri

Algoritma	GA	MGA1	MGA2
Elde Edilen En İyi Değer	1095445	1095445	1095445
Bilinen Optimumdan En İyi Değerin Fark Yüzdesi	%0	%0	%0
Ortalama Değer	1095013	1094928	1095305
Bilinen Optimumdan Ortalama Değerin Fark Yüzdesi	%0.000394	%0.000472	%0.000128
Optimuma Ulaşma Oranı	%0.26667	%0.566	%0.3333

Problemlerin genelinde algoritmaların performansı incelendiğinde MGA1'in standart GA'ya oranla optimuma ulaşma başarımının daha yüksek olduğu görülmektedir. Öte yandan, MGA1'e göre yerel arama ile popülasyonu daha çok iyileştiren MGA2'nin performansı MGA1 ile kıyaslandığında biraz daha düşük seviyede kalmıştır. MGA1'in elde ettiği sonuçlara göre GA'daki çeşitlilik ile MGA2'deki iyileşmenin birleşimini etkili şekilde sağladığı görülmektedir.

Önerilen MGA1 yaklaşımının ayrıca literatürde yer alan farklı GA'lar ile Sento1, Sento2, Weish19 ve Weing7 problemleri üzerinden ortalama elde edilen sonuç değeri açısından karşılaştırılması Tablo 11'de verilmiştir. Literatürdeki bu çalışmalar Khuri vd. (1994) (KHBA), Theil ve Voss (1994) (TEVO), Cotta ve Troya (1998) (COTRO), Chu ve Beasley (1998) (CHBE) ile Djannaty ve Doostdar (2008) (HGA) tarafından gerçekleştirilmiştir.

Tablo 11. Önerilen MGA1 ile Literatürdeki Yöntemlerin Karşılaştırılması

Problem	Optimum Değer	KHBA (Ortalama Değer)	TEVO (Ortalama Değer)	COTRO (Ortalama Değer)	CHBE (Ortalama Değer)	HGA (Ortalama Değer)	MGA1 (Ortalama Değer)
Sento1	7772	7626.0	7754.2	7767.9	7772.0	7772.0	7770.1
Sento2	8722	8685.0	8719.5	8716.3	8722.0	8722.0	8718.3
Weish23	8344	8165.1	8286.7	8245.8	8344.0	8344.0	8318.7
Weing7	1095445	1093897.0	1095398.1	1095296.1	1095445.0	1095445.0	1094928.0

Tablo 11'deki değerlere göre önerilen MGA1 ile elde edilen ortalama değerler, KHBA, TEVO ve COTRO sonuçlarına göre daha iyi veya benzerken, CHBE ve HGA sonuçlarına da oldukça yakın gerçekleşmiştir. Bu sonuçlara göre, önerilen MGA1 yaklaşımının literatürde yer alan diğer yöntemlerle ÇBSÇP özelinde rekabet edebildiği görülmüştür.

Sonuç ve Değerlendirme

ÇBSÇP işletmelerin karşılaştığı çeşitli tipte problemlerin temel hali olup bu problemlerin çözümünde matematiksel modeli ile yol göstermektedir. Problem için üretilen çözüm algoritmaları kolaylıkla gerçek hayat problemlerinin çözümünde de kullanılabilir.

Çalışma kapsamında önerilen melez GA'lar ile probleme etkili yeni bir çözüm yaklaşımı getirilmiştir. Algoritmanın başlangıcındaki popülasyonun yerel arama ile iyileştirilerek GA'da kullanılması daha iyi çözüm üretme konusunda faydalı olmaktadır. Fakat iyileştirme işlemi fazla yapıldığında bu sefer algoritma yerel optimumlara takılabilmektedir. Çalışmada önerilen ve sadece bir adet iyileştirme yapılan MGA1 ile iyileştirme hiç yapılmayan standart GA'ya göre ve de çok sayıda iyileştirmeye izin veren ve bu nedenle çeşitliliğin azaldığı MGA2'ye göre daha iyi çözümler elde edilmiştir. Öte yandan Djannaty ve Doostdar'ın (2008) çalışmasında olduğu gibi GA'da başlangıç popülasyonunun iyileştirmesine dayanan melez GA'ların klasik GA'ya göre daha başarılı çözüm üretebildiği görülmüştür. Diğer taraftan, önerilen yöntemin literatürde mevcut olan yaklaşımlar ile rekabet edebildiği, örnek problem çözüm değerlerinin karşılaştırılması ile ortaya çıkmıştır.

Çalışmada ayrıca GA için tamamen probleme özgü yeni bir tamir operatörü ile uygun olmayan çözümler uyum fonksiyonu açısından olabilecek en az şekilde kötüleştirilerek uygun hale getirilmiştir. Elde edilen sonuçlar yaklaşımın anlamlılığını göstermektedir.

Gelecekteki çalışmalar için problemin farklı çözüm algoritmalarında yapılacak probleme özgü geliştirmelerin ve GA'nın farklı aşamalarında gerçekleştirilecek iyileştirmelerin ÇBSÇP'de daha da etkin çözümler üretilmesi için anlamlı olduğu düşünülmektedir.

Kaynakça

- Abdel-Basset, M., El-Shahat, D., El-Henawy, I., & Sangaiah, A. K. (2018). A modified flower pollination algorithm for the multidimensional knapsack problem: human-centric decision making. *Soft Computing*, 22(13), 4221-4239.
- Akçay, Y., Li, H., & Xu, S. H. (2007). Greedy algorithm for the general multidimensional knapsack problem. *Annals of Operations Research*, 150(1), 17-29.
- Beasley, J. E. (1990). OR-Library: distributing test problems by electronic mail. *Journal of the operational research society*, 41(11), 1069-1072.
- Berberler, M., Guler, A., & Nuriyev, U. (2013). A genetic algorithm to solve the multidimensional knapsack problem. *Mathematical and Computational Applications*, 18(3), 486-494.
- Chih, M. (2015). Self-adaptive check and repair operator-based particle swarm optimization for the multidimensional knapsack problem. *Applied Soft Computing*, 26, 378-389.
- Chih, M. (2018). Three pseudo-utility ratio-inspired particle swarm optimization with local search for multidimensional knapsack problem. *Swarm and evolutionary computation*, 39, 279-296.
- Chih, M., Lin, C. J., Chern, M. S., & Ou, T. Y. (2014). Particle swarm optimization with time-varying acceleration coefficients for the multidimensional knapsack problem. *Applied Mathematical Modelling*, 38(4), 1338-1350.
- Chu, P. C., & Beasley, J. E. (1998). A genetic algorithm for the multidimensional knapsack problem. *Journal of heuristics*, 4(1), 63-86.
- Cotta, C., & Troya, J. M. (1998). A hybrid genetic algorithm for the 0-1 multiple knapsack problem. *In Artificial neural nets and genetic algorithms* (pp. 250-254). Springer, Vienna.
- Djannaty, F., & Doostdar, S. (2008). A hybrid genetic algorithm for the multidimensional knapsack problem. *International Journal of Contemporary Mathematical Sciences*, 3(9), 443-456.
- Fréville, A. (2004). The multidimensional 0-1 knapsack problem: An overview. *European Journal of Operational Research*, 155(1), 1-21.
- Haddar, B., Khemakhem, M., Hanafi, S., & Wilbaut, C. (2016). A hybrid quantum particle swarm optimization for the multidimensional knapsack problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 55, 1-13.
- Hanafi, S., & Freville, A. (1998). An efficient tabu search approach for the 0-1 multidimensional knapsack problem. *European Journal of Operational Research*, 106(2-3), 659-675.
- Hoff, A., Løkketangen, A., & Mittet, I. (1996, November). Genetic algorithms for 0/1 multidimensional knapsack problems. *In Proceedings Norsk Informatikk Konferanse* (pp. 291-301). Citeseer.

- Holland J, H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Ke, L., Feng, Z., Ren, Z., & Wei, X. (2010). An ant colony optimization approach for the multidimensional knapsack problem. *Journal of Heuristics*, 16(1), 65-83.
- Khuri, S., Bäck, T., & Heitkötter, J. (1994). The zero/one multiple knapsack problem and genetic algorithms. *In Proceedings of the 1994 ACM symposium on Applied computing* (pp. 188-193).
- Kong, M., Tian, P., & Kao, Y. (2008). A new ant colony optimization algorithm for the multidimensional knapsack problem. *Computers & Operations Research*, 35(8), 2672-2683.
- Lai, G., Yuan, D., & Yang, S. (2014). A new hybrid combinatorial genetic algorithm for multidimensional knapsack problems. *The Journal of Supercomputing*, 70(2), 930-945.
- Lienland, B., & Zeng, L. (2015). A review and comparison of genetic algorithms for the 0-1 multidimensional knapsack problem. *International Journal of Operations Research and Information Systems (IJORIS)*, 6(2), 21-31.
- López, L. F. M., Blas, N. G., & Albert, A. A. (2018). Multidimensional knapsack problem optimization using a binary particle swarm model with genetic operations. *Soft Computing*, 22(8), 2567-2582.
- Luo, K., & Zhao, Q. (2019). A binary grey wolf optimizer for the multidimensional knapsack problem. *Applied Soft Computing*, 83, 105645.
- Meng, T., & Pan, Q. K. (2017). An improved fruit fly optimization algorithm for solving the multidimensional knapsack problem. *Applied Soft Computing*, 50, 79-93.
- Ozsoydan, F. B., & Baykasoglu, A. (2019). A swarm intelligence-based algorithm for the set-union knapsack problem. *Future Generation Computer Systems*, 93, 560-569.
- Raidl, G. R. (1999, July). Weight-codings in a genetic algorithm for the multi-constraint knapsack problem. *In Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99* (Cat. No. 99TH8406) (Vol. 1, pp. 596-603). IEEE.
- Thiel, J., & Voss, S. (1994). Some experiences on solving multiconstraint zero-one knapsack problems with genetic algorithms. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 32(4), 226-242.
- Uslu, F. S. (2015). Solving Knapsack Problem with Genetic Algorithm. *In 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1062-1065). IEEE.
- Wang, L., Zheng, X. L., & Wang, S. Y. (2013). A novel binary fruit fly optimization algorithm for solving the multidimensional knapsack problem. *Knowledge-Based Systems*, 48, 17-23.
- Zhang, X., Wu, C., Li, J., Wang, X., Yang, Z., Lee, J. M., & Jung, K. H. (2016). Binary artificial algae algorithm for multidimensional knapsack problems. *Applied Soft Computing*, 43, 583-595.

Extended Abstract

Aim and Scope

The Multidimensional Knapsack Problem (MKP) is an important basic problem in the field of operations research, which constitutes a model for many problems such as capital budgeting problem, resource allocation problem, container loading and project selection problem. The problem can be expressed as a person filling his bag with objects in a way that does not exceed the total weight and volume capacities of the bag and maximizes the total benefit.

In the scope of the study, it was aimed to strengthen the method by adding local search algorithm to Genetic Algorithm (GA), which has been shown to be effective in the literature. For this purpose, two different local search methods were proposed for the problem in the initial population of GA. In the proposed hybrid GA, a problem-specific repair operator has also been developed. In order to see the effectiveness of the developed approaches, a comparison with the standard GA has been made in the solution of the sample problems.

Methods

GA approach is an heuristic algorithm proposed by Holland (1975) for the first time. GA mimics the progressive development of the community by finding the genes of the powerful individuals in living things with high probability in newly formed individuals. The possible solution for the problem is expressed as chromosomes consisting of the genes in the algorithm.

In the hybrid GA approaches proposed within the scope of the study, the initial population, usually randomly generated in a standard GA, was generated in two different ways. In MGA1 which is the first hybrid GA approach used, only one object is tried to be added which will provide the highest benefit to the solutions. The second hybrid GA is expressed as MGA2 and in this approach all possible additions in the model are added to the solution in order of their benefits.

In the scope of the study, the repair process defined as specific to the problem which is used after the crossing process can be defined as discarding the object which has lowest contribution in the solution.

Findings

In order to see the efficacy of the proposed hybrid GAs, seven MKP samples were used which they were taken from the OR-Library. Problems; Mknap1-3, Mknap1-5, Mknap1-7, Sento1, Sento2, Weish23 and Weing7 have 15, 28, 50, 60, 60, 80, 105 objects and include 10, 10, 5, 30, 30, 5, 2 constraints respectively.

According to the results, all of the algorithms for the problem Mknap1-3 have reached the optimum in all trials as can be seen from the mean value of 30 trials. In this case, it is seen that algorithms are effective in small size problems. When the solution results are examined for Mknap1-5, all of the algorithms find the optimum value while the MGA2 has a slightly higher performance than the others. When the average of 30 trials are considered, the algorithms have similar values and produced very close solutions to the optimum. It has been observed that the algorithms have moderate success in terms of reaching the optimum for Mknap1-5. On the other hand, all of the algorithms can find the known optimum value and MGA1 has higher performance than the others for Mknap1-7. When the average of the experiments were examined, the algorithms had similar values and produced very close results to the optimum. Performances of algorithms for Mknap1-7, which are more difficult to solve in terms of size, have decreased significantly. On the rest of the problems, compared to GA and MGA2 it is observed that MGA1 has better performance for finding optimum with the exception of Weish23 where GA has slightly edges out MGA1 in the success rates.

When the performance of the algorithms are examined in general, it is seen that the performance of MGA1 is higher than the standard GA. On the other hand, the performance of the MGA2, which improves the initial population more by local search compared to MGA1, has remained slightly lower than MGA1. On the other hand, as a result of the comparisons made, it was observed that the proposed method is competitive with the known methods.

Conclusion

A new solution approach to the problem was introduced with hybrid GAs proposed within the scope of the study. Improving the initial population by local search can be useful for generating better solutions. However, if the improvement process is too much, the algorithm cannot avoid the local optimums. MGA1 which has only one improvement, has higher performance compared to the standard GA and also to the MGA2, which allows for multiple improvements and therefore reduced diversity. On the other hand, as in the study of Djannaty and Doostdar (2008), hybrid GAs based on the improvement of the initial population in GA were found to produce more successful solutions than classical GA. In addition, a new problem-specific repair operator for GA was also useful to fix the infeasible solutions without causing too much deteriorations.