

Honey Badger Optimizasyon Algoritması ile Üç Elemanlı Kafes Sisteminin Ağırlık ve Maliyet Minimizasyonu

Cengiz ASLAN*¹ ORCID 0000-0003-1745-4562

Ebubekir SEYYARER² ORCID 0000-0002-8981-0266

Taner UÇKAN² ORCID 0000-0001-5385-6775

¹Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yapay Zeka ve Robotik A.B.D, Van

²Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Van

Geliş tarihi: 15.05.2023

Kabul tarihi: 23.06.2023

Atıf şekli/ How to cite: ASLAN, C., SEYYARER, E., UÇKAN, T., (2023). Honey Badger Optimizasyon Algoritması ile Üç Elemanlı Kafes Sisteminin Ağırlık ve Maliyet Minimizasyonu. Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Dergisi, 38(2), 441-449.

Öz

Meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri geleneksel algoritmalarla çözümün çok maliyetli olacağı büyük ölçekli gerçek hayat problemleri için başarılı sonuçlar sergilemekte ve birçok alandan araştırmacının ilgi odağı haline gelmektedir. Bu alana duyulan ilgi sayesinde genetik, fizik, biyoloji, müzik gibi ilhamını çeşitli kaynaklardan alan araştırmacılar, yeni meta-sezgisel algoritmalar oluşturmaya devam etmektedir. Şubat 2022'de yayımlanan Bal Porsuğu Algoritması (Honey Badger Algorithm, HBA), ilhamını bal porsuğunun yiyecek arama stratejilerine dayandırmaktadır. Bu çalışmada HBA'nın yanı sıra alan yazının başarılı kanıtlanmış algoritmalarından olan Genetik Algoritma (Genetik Algorithm, GA), Parçacık Sürü (Partical Swarm Optimization, PSO), Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony, ABC), Karınca Kolonisi (Ant Colony Optimization, ACO), Benzetimli Tavlama (Simulated Annealing, SA) algoritmaları, bir yapı problemi olan "üç elemanlı kafes sisteminin ağırlık ve maliyet minimizasyonu" na uygulanmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre HBA'nın, GA, ABC, ACO, SA algoritmalarına kıyasla daha iyi yakınsama hızına ve değerlere ulaştığı gözlemlenmektedir.

Anahtar Kelimeler: Honey badger optimizasyon algoritması, Optimizasyon, Kafes sistemi, Ağırlık ve maliyet minimizasyonu, Yakınsama hızı

Weight and Cost Minimization of Three-Element Truss System with Honey Badger Optimization Algorithm

Abstract

Meta-heuristic optimization methods have shown successful results for large-scale real-life problems that would be very costly to solve with traditional algorithms and have become the focus of attention of researchers from many fields. Thanks to the interest in this field, researchers who take their inspiration from various sources such as genetics, physics, biology and music continue to create new meta-heuristic

*Sorumlu yazar (Corresponding Author): Cengiz ASLAN, cengizaslanvanyyu@gmail.com

algorithms. The Honey Badger Algorithm (HBA), released in February 2022, draws its inspiration from the honey badger's foraging strategies. In this study, in addition to HBA, Genetic Algorithm (Genetic Algorithm, GA), Particle Swarm Optimization (PSO), Artificial Bee Colony (ABC), Ant Colony (Ant Colony Optimization, ACO), Simulated Annealing (SA) algorithms are discussed in a construction problem, "weight and cost minimization of a three-element truss system". According to the results, it is observed that HBA achieves better convergence values compared to GA, ABC, ACO, SA algorithms.

Keywords: Honey badger optimization algorithm, Optimization, Truss system, Weight and cost minimization, Speed of convergence

1. GİRİŞ

Optimizasyon, bir amaç fonksiyonu çerçevesinde parametreleri düzenleyerek en iyi veya en kötü duruma getiren değerleri bulma sürecidir. Optimizasyon yöntemleri finans, tıp, mimari, fizik, sosyal bilimler gibi farklı alanlardaki birçok gerçek hayat problemini çözmek için ilhamını çoğunlukla doğadan alan meta-sezgisel optimizasyon yöntemlerine evrilmişlerdir. Bu algoritmalar genetik, müzik, biyoloji, fizik gibi farklı alanlardaki adaptasyon, yiyecek bulma stratejisi, yön bulma davranışı, sürü halinde hareket edebilme becerisi gibi birçok yeteneğin ve akıllı davranışın modellenmesi ile ortaya çıkmıştır. Meta-sezgisel algoritmalar temelde problemin uygun bir çözümünü geleneksel yöntemlere göre çok daha makul bir sürede çözme amaçlamaktadır [1].

Meta-sezgisel algoritmalar sayesinde üretim ve tasarım alanlarında malzeme miktarı ve maliyet minimize edilebilmektedir [2]. Aynı şekilde, bu çalışmada da yapılmaya çalışıldığı gibi bir mimari yapıda kullanılacak olan elemanlar ile ilgili ağırlığı en aza indirerek maliyet minimize edilmektedir.

Ayrıca bugün meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri, yapay zeka modellerinin eğitim ve hiper-parametre uyarlamasında sıklıkla kullanılmakta ve bu alanda kendine sağlam bir yer edinmektedir [3].

Bütün bu getirilerinden dolayı meta-sezgisel algoritmalar ile ilgili çalışmaların sayısı gittikçe artmaktadır.

No Free Lunch (NFL) teoreminde bahsedildiği gibi bir meta-sezgisel algoritmanın bütün problemlerde üstün başarı sağlayamayabileceği gerçeğini göz

önünde tutmak gerekmektedir [4]. Bu bakış açısıyla her yıl onlarca yeni algoritmanın geliştirilmesindeki ve farklı problem tiplerine uygulanmasındaki motivasyon anlaşılmaktadır.

Şubat 2022'de yayımlanmış olan Bal Porsuğu Algoritması (Honey Badger Algorithm, HBA) [5], nispeten yeni bir algoritma olmasına rağmen bazı gerçek hayat problemlerine uygulanarak akademik çalışmalara konu olmuştur.

Zhou ve arkadaşları, dünyanın bölgesel olarak en sıcak ve en soğuk yerlerinde bir ila üç kat aylık sıcaklık tahmini için HBA ve yapay sinir ağından (YSA) oluşan hibrit bir akıllı model geliştirmişlerdir. Bu modelin geleneksel YSA ve Gen İfade Programlaması (GEP) ile karşılaştırılması sonucu oluşturulan HBA-YSA hibrit modelinin başarısının daha yüksek olduğunu ortaya koymuşlardır [6].

Diab ve arkadaşları fotovoltaiik güneş modüllerinin (PV modules) ölçümü ve değerlendirilmesi arasındaki var olan hataların amaç fonksiyonunu optimize etmek için HBA ve African Vulture Optimization Algorithm (AVOA) kullanmışlar, iki algoritmanın da söz konusu problem açısından etkililiklerinin yüksek ve birbirine rakip derecesinde yakın olduklarını ortaya koymuşlardır [7].

Rawa ve arkadaşları güneş pili parametrelerini tahmin etmek için HBA ve Yapay Goril Birlikleri Optimizasyon Algoritmasını (GTOA) hibrit modelini önermektedir [8].

Ashraf ve arkadaşları proton değişimli membran yakıt hücresinin (PEMFC), yedi verilmemiş parametresini en uygun şekilde belirlemek için

HBA'yı kullanmış ve emsal optimizasyon algoritmalarına göre bu problemde HBA'nın daha üstün sonucuna varmışlardır [9].

Yapılan benzer çalışmalarda da görülebileceği gibi HBA'nın alan yazında çevre ve yakıt problemleri ağırlıkta olmak üzere pek çok problemde iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

Alan yazında ele alınan üç elemanlı kafes sisteminin ağırlık ve maliyet minimizasyonu problemlerine benzer problemler alan yazında çeşitli optimizasyon algoritmaları ile ele alınmıştır. Örneğin, Sevim ve arkadaşlarının yaptığı çalışmada Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony, ABC) optimizasyon algoritması ile kafes sisteminin optimizasyonunda başarılı sonuçlar elde edilmiştir [10].

Değertekin ve arkadaşları tarafından kafes yapıları ile ilgili optimizasyon problemine Jaya Optimizasyon algoritması uygulanmıştır [11].

Alan yazında HBA ile üç elemanlı kafes sistemi problemi beraber çalışılmamıştır. Tek bir meta-sezgisel algoritmanın bütün problemlerde üstün başarı sağlaması beklenmemektedir. Bunun için hangi problem türünde başarılı olduğu hangilerinde benzer başarıyı gösteremediği bilgisi araştırmacılar için önem kazanmaktadır. Bu çalışma ile yeni bir meta-sezgisel algoritma olan HBA daha önce çalışılmamış bir probleme uygulanarak başarısı bu problem tipinde test edilmektedir. Ayrıca bu çalışmanın yazarları tarafından GA, ABC, PSO, ACO ve SA gibi alanın ilklerinden olan başarısı kanıtlanmış meta-sezgisel popüler algoritmalar seçilerek söz konusu problem özelinde uygulanmakta ve elde edilen değerler açısından HBA ile kıyaslanmaktadır [12-16]. HBA'nın yakınsama değerleri ve hızı açısından GA, ABC, ACO ve SA algoritmalarına göre üstünlüğü görülmektedir.

Bu çalışmada yeni bir meta-sezgisel algoritma olan HBA ile alan yazının çok bilinen algoritmalarından GA, PSO, ABC, ACO, SA algoritmaları bir yapı problemi olan “üç boyutlu kafes sisteminin ağırlık ve maliyet minimizasyonu” na uygulanmakta ve

karşılaştırmalı bir bakış açısı ile HBA'nın alan yazına getirileri sorgulanmaktadır.

2. YÖNTEM

2.1. Honey Badger Optimizasyon Algoritması

Meta-sezgisel algoritmaları tek çözüme odaklı ve popülasyon tabanlı algoritmalar olarak ikiye ayırmak mümkündür. Popülasyon tabanlı algoritmaların tek çözüm odaklı algoritmalara göre daha başarılı olduğu görülmektedir [17]. HBA popülasyon tabanlı algoritmalar arasında yer almaktadır.

HBA bal porsuğunun yiyecek arama stratejisini ilham kaynağı olarak almaktadır. Bal porsuğu yiyeceği aramak için koku duyusunu kullanmakta ve güçlü pençeleri ile kısa süre içerisinde pek çok bölgede çukurlar kazabilmektedir. Algoritmada yer alan kardiyoit şeklin hesaplanmasına dair formüller bu çukurların sanal ifadesi olmaktadır [18].

HBA'da genel olarak iki aşamanın bulunduğu söylenebilmektedir. Kazma aşaması ve bal aşaması. Kazma aşaması bal porsuğunun koku yardımıyla çevrede avlanması anlamına gelmektedir. Bal aşaması ise bal porsuğunun bala ulaşmak için Bal Rehberi Kuş (Honey-Guide Bird) un yardımına başvurmasını ifade etmektedir. Bal porsukları balın yerini belirlemede iyi olmadıkları için bu kuşun rehberliğine güvenmektedirler. Bal ele geçirilince bal kovanını parçalayan porsuk sayesinde kuş da yiyeceğe ulaşmakta iki taraf da kazanmaktadır.

HBA'da Kazma ve Bal aşamaları F bayrağı ile rasgele (-1 veya 1) belirlenir. Bal aşamasında arama yönü kazma aşamasının tersi ($F = -1$) olduğundan algoritmanın keşif yetenekleri geliştirilmiş olmaktadır [18].

Algoritmada önemli bir parametre azalan α faktörüdür. Azalan α faktörüne göre algoritmanın rasgele çalışma durumu son iterasyona doğru azalmaktadır. Rasgele çalışma durumu algoritmanın ilk iterasyonlarda arama uzayının keşfine yardımcı olurken, son iterasyonlara doğru yakınsamayı geciktirebilmekte ve çalışma

zamanının verimine engel olabilmektedir. birlikte sağlanmaktadır [18]. Algoritma 1'de Dolayısıyla, azalan α faktörü ile hem keşifsel HBA'nın sözde kodu gösterilmektedir. etkililik hem de yakınsama hızındaki etkililik

Algoritma 1. HBA'nın sözde kodu [18]

```
 $t_{max}$ ,  $N$ ,  $\beta$ ,  $C$  parametrelerinin belirle
Popülasyonu rasgele konumlarla başlat
Her bir bal porsuğunun uygunluk değerini amaç fonksiyonunu kullanarak hesapla
 $f_{prey}$  uygunluk fonksiyonu ile en iyi konumu ( $x_{prey}$ ) hesapla
while  $t \leq t_{max}$  do
  Azalan  $\alpha$  faktörünü güncelle (Eşitlik 2)
  for  $i = 1$  to  $N$  do
    Koku yoğunluğunu ( $I$ ) hesapla (Eşitlik 1)
    if  $r < 0.5$  then ( $r$  [0,1] aralığında rasgele bir değer)
      Konumu ( $x_{new}$ ) güncelle (Eşitlik 3)
    else
      Konumu ( $x_{new}$ ) güncelle (Eşitlik 4)
    end if
  Yeni konumları uygunluk fonksiyonu ile hesapla ( $f_{new}$ )
  if  $f_{new} \leq f_i$  then
     $x_{prey} = x_{new}$ ,  $f_i = f_{new}$ 
  end if
  if  $f_{new} \leq f_{prey}$  then
     $x_{prey} = x_{new}$ ,  $f_{prey} = f_{new}$ 
  end if
  end for
end while durma kriteri sağlandı
return  $x_{prey}$ 
```

Aşağıda algoritmanın işleyişi adım adım açıklanmaktadır [18]:

Adım 1: Başlatma

t_{max} , N , β , C değerleri belirlenir. t_{max} maksimum döngü sayısını ifade etmektedir, istenirse problem durumuna göre algoritmayı sonlandırmak için hata miktarı gibi başka kriterler de eklenebilmektedir. N popülasyon sayısını ifade etmektedir. HBA popülasyon sayısını çalışma süresince korumaktadır. β değeri bal porsuğunun yiyeceği alma becerisi olarak belirlenmiş bir hiper parametredir. Hashim ve arkadaşlarının yaptığı duyarlılık analizi değerlendirmelerinde varsayılan değeri "6" olarak belirlenmiştir. C sabiti $C \geq 1$ olmak üzere varsayılan değeri "2" olarak belirlenmiş bir hiper parametreyi ifade etmektedir [18].

Adım 2: Koku Yoğunluğunun Tanımlanması

Av kokusunun yoğunluğu olarak tanımlanabilecek Intensity (I) değerinin tanımlanması birden fazla formül ve değişkenle gerçekleşmektedir. r_2 , [0,1] aralığında rasgele bir değerdir. S porsuğun konsantrasyon gücünü ifade etmektedir ve bir sonraki porsuk ile olan mesafenin karesi olarak formülize edilmektedir. Bu mesafenin artması porsuğun bu alanı daha iyi taraması gerektiğinin bir göstergesi olmaktadır. Bu durumun konsantrasyon gücü ile ifade edilip denkleme dahil edilmiş olmasını bu işlev ile yorumlanmaktadır. " d_i " var olan porsuğun (çözümün), en iyi porsuğa (çözüme) olan uzaklığını ifade etmektedir [18] (Eşitlik 1).

$$I_i = r_2 \times \frac{S}{4\pi d_i^2}$$
$$S = (x_i - x_{i+1})^2$$
$$d_i = x_{prey} - x_i$$
(1)

Adım 3: Azalan α Faktörünü Güncelle

A faktörü döngüye bağlı olarak zamanla azalan rastgeleliği aşağıdaki formül ile sağlamaktadır (Eşitlik 2). Bu sayede keşif ve bulma dengesi sağlanmış olmaktadır.

$$\alpha = C \times \exp\left(\frac{-t}{tmax}\right) \cdot tmax \quad (2)$$

Adım 4: Yerel Optimumdan Kaçınma

Daha önce de söz edildiği gibi F bayrağı kazma ve bal aşamalarına karar vermek için -1 ve 1 değerlerini alır. Bal aşamasında arama yönü kazma aşamasının tersi ($F = -1$) olduğundan algoritmanın keşif yetenekleri geliştirilmiş olmaktadır. F bayrağının değişimine rasgele değerler ile karar verilmektedir [18].

Adım 5: Porsukların Konumlarını Güncelle
Bu adım iki farklı faza ayrılmaktadır:

- Kazma Fazı (Digging Phase)

Bu aşamada çözüm bireyleri Adım 2'de belirlenen koku yoğunluğuna göre iyi çözümler bulmaya çalışmaktadır. Bal porsuğunun gerçek hayatta kardoid şekle benzer biçimde açtığı çukurlar aşağıdaki formülde ifadesini bulmaktadır [18] (Eşitlik 3).

$$x_{new} = x_{prey} + F \times \beta \times I \times x_{prey} + F \times r_3 \times \alpha \times di \times [\cos(2\pi r_4)x[1 - \cos(2\pi r_5)]] \quad (3)$$

- Bal Fazı (Honey Phase):

Daha önce ifade edildiği gibi Bal aşaması ise bal porsuğunun bala ulaşmak için Bal Rehberi Kuş (Honey-Guide Bird) un yardımına başvurmasını ifade etmektedir. F bayrağının -1 olarak rasgele seçilmesi durumunda Bal aşamasına geçilmektedir. Bu aşama zamanla av konumuna yani çözüme yaklaşan bal porsuğunun aramayı etkili hale getirmesini sağlamaktadır [18] (Eşitlik 4).

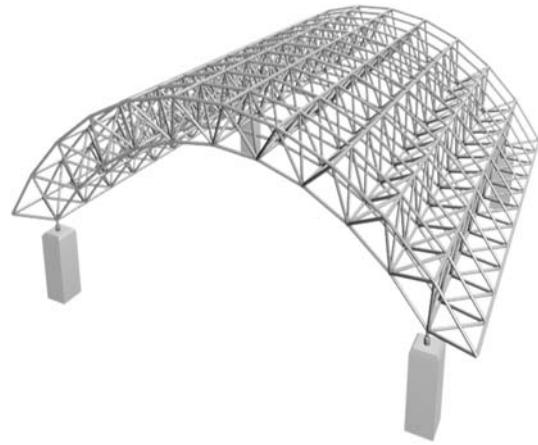
$$x_{new} = x_{prey} + F \times r7 \times \alpha \times di \quad (4)$$

2.2. Üç Elemanlı Kafes Sisteminin Ağırlık Ve Maliyet Minimizasyonu

Yapısal optimizasyon problemlerinde en iyi geometrik şekli bulma, ağırlık ve maliyet minimizasyonu, en iyi topolojiyi oluşturma gibi çeşitli problemler yer almaktadır [19].

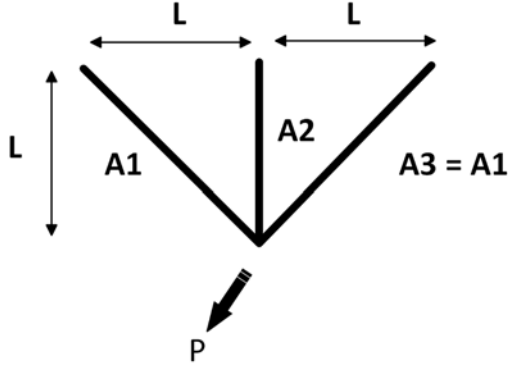
Kafes sistemler birbirleriyle optimal biçimde birleştirilmeye uygun basit yapılar olduğu için optimizasyon problemlerinde sıklıkla kullanılmaktadırlar [20].

Kafes sistemleri, geleneksel taşıyıcı sistemlere göre yük taşıma kapasitesi, dayanıklılık ve maliyet etkinliği gibi avantajları nedeniyle modern dünyada yaygın olarak kullanılan bir yapısal sistemdir [21]. Örneğin büyük açıklıkları yüksek maliyetlerden kaçınarak kapatmak için uzay kafes sistemleri kullanılmaktadır. Şekil 1'de örnek bir kafes sistemi gösterilmektedir.



Şekil 1. Kafes sistemi [22]

Bu çalışmada ele alınan örnek problem, Şekil 2'te verilen üç elemanlı kafes sistemine aittir. Genişlik ve yükseklik değerleri (L) 100 cm'dir. Uygulanan harici yük (P) 2 kN, çubuklarda kullanılan malzemenin gerilme limit değerleri ise (σ) 2kN/cm²'dir [23].



Şekil 2. Üç elemanlı kafes sistemi [23]

Problemdede yapısal elemanların hacmi minimize edilmeye çalışılmaktadır. Böylece aynı malzemelerden üretilen A çubuklarının toplam ağırlığı ve toplam maliyeti de minimize edilmiş olmaktadır. A3 ve A1 eş olduğundan minimizasyon için A1 ve A2 değerleri kullanılacaktır. Sonuç olarak amaç fonksiyonu aşağıdaki denklemle ifade edilebilmektedir [23] (Eşitlik 5).

$$\min(f(A1, A2)) = (2\sqrt{2}A1 + A2)L \quad (5)$$

Her iki eleman için aynı alt ve üst limitler kullanılmıştır ($0 < A < 1$).

Kafes elemanlarının gerilme değerlerinin sınırlarından dolayı optimizasyon işleminde üç farklı tasarım sınırlaması kullanılmıştır (Eşitlik 6).

$$\begin{aligned} g1 &= \frac{2\sqrt{2} \times A1 + A2}{\sqrt{2} \times (A1)^2 + 2 \times A1 \times A2} \times P \\ &\quad - \sigma \leq 0 \\ g2 &= \frac{A2}{\sqrt{2} \times (A1)^2 + 2 \times A1 \times A2} \times P \\ &\quad - \sigma \leq 0 \\ g3 &= \frac{1}{A1 + \sqrt{2} \times A2} \times P - \sigma \leq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

Özetle, bu çalışmada optimize edilmeye çalışılan problem, gerilme limit değerlerini aşmayacak şekilde 0 ve 1cm² tasarım sınırlarındaki kesite sahip çubuklarla oluşturulan üç elemanlı kafes sisteminin malzeme hacminin, dolayısıyla ağırlık ve maliyetinin minimize edilmesi olarak tanımlanmaktadır [23].

3. ARAŞTIRMA BULGULARI

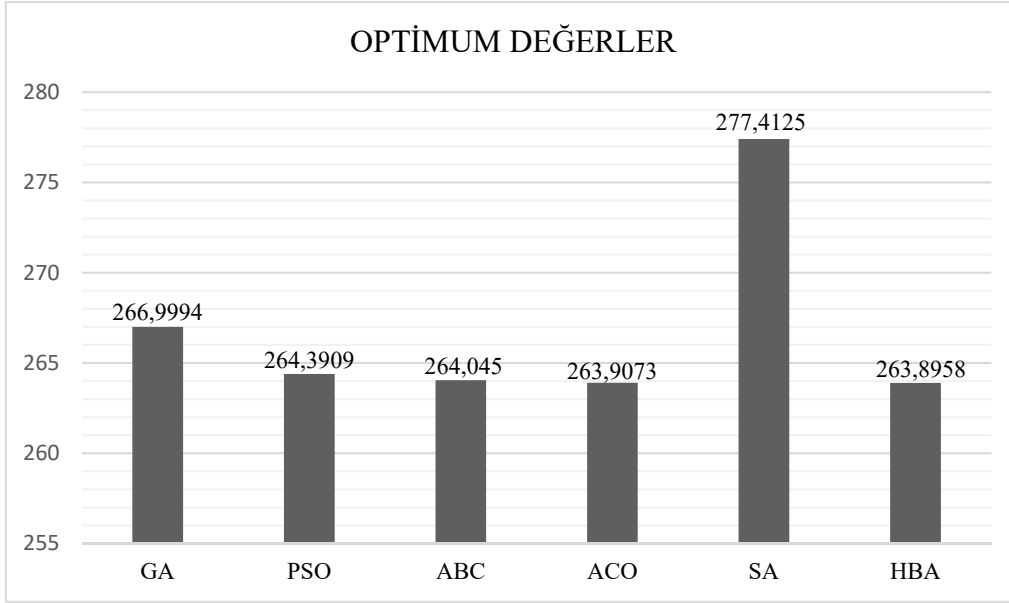
HBA'nın bu çalışmadaki problem özelinde yakınsama değerleri ve hızı açısından karşılaştırılması için alan yazının çok bilinen algoritmaları tarafımızca seçilmişlerdir. Optimizasyon algoritmalarının stokastik yapısından dolayı tek bir çalıştırmada elde edilen sonuçlara güven duyulamayabilir. Bundan dolayı daha gerçekçi ortalama sonuçlar elde edilebilmesi için algoritmalar 10 defa 1000 epoch çalıştırılmıştır. Algoritmalar açık kaynak kodlu mealpy kütüphanesi [24] kullanılarak Google Colab'in standart hizmet sağlayıcısı ile 10 defa 1000 epoch çalıştırılarak, Çizelge 1'de görüldüğü gibi ortalama sonuçlar elde edilmiştir.

Çizelge 1. Optimizasyon algoritmalarının ulaştığı değerler

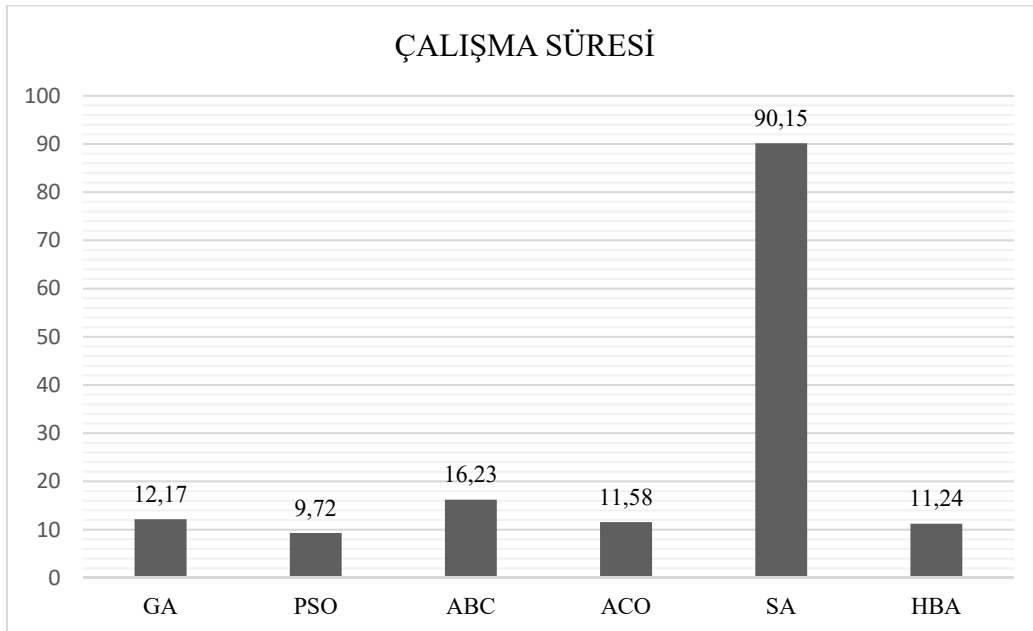
Algoritma	A1	A2	Yakınsama değeri	Çalışma süresi 1000 epoch/sn
GA	0.861021	0.234657	266.9994	12.17
PSO	0.764302	0.482134	264.3909	09.72
ABC	0.782344	0.427646	264.0450	16.23
ACO	0.792494	0.397560	263.9073	11.68
SA	0.713417	0.756275	277.4125	90.15
HBA	0.788429	0.408943	263.8958	11.24

Optimizasyon algoritmalarının üç elemanlı kafes sistemi maliyet minimizasyonu probleminde, amaç fonksiyonlarında ulaştıkları optimum değerler aşağıda (Şekil 3) gösterilmektedir.

Elde edilen çalışma sürelerinin ortalama değerleri aşağıda (Şekil 4) gösterilmektedir.



Şekil 3. Optimizasyon algoritmalarının ulaştığı optimum değerler



Şekil 4. Optimizasyon algoritmalarının çalışma süreleri (1000 epoch/sn)

4. SONUÇLAR

HBA'nın, GA, PSO, ABC, ACO, SA algoritmalarına göre, problemi en çok minimize eden algoritma olduğu görülmektedir (Şekil 3). Bununla beraber yakınsama hızında (PSO hariç) bütün algoritmalarla arasında anlamlı bir fark oluşmaktadır (Şekil 4). Orijinal PSO algoritması HBA dahil tüm algoritmalarından daha hızlı çalışmaktadır.

Çalışma süresi ve yakınsama değerleri beraber göz önüne alındığında HBA'nın alanın çok bilinen başarısı kanıtlanmış seçilen algoritmalarına göre (PSO çalışma süresi hariç) belirgin bir fark oluşturarak daha başarılı olduğu görülmektedir. HBA'nın uygun olmayabileceği problem türlerinin var olabileceği gerçeğini dikkate almak şartıyla, HBA'nın alan yazında sağlam bir yer edinebileceği, bu çalışmanın yazarları tarafından öngörülmektedir. Ayrıca Orijinal optimizasyon algoritmalarının yayımlandıktan sonra araştırmacılar tarafından geliştirilmesine yönelik çalışmalar göz önüne alındığında, HBA'ya yönelik geliştirme çalışmalarının algoritmanın başarısını daha üst noktalara taşıyabileceği dikkate alınmalıdır.

Gelecek çalışmalarda, HBA'nın özellikle çalışma süresi açısından önemli kazançlar sağlayabileceği için çok değişkenli optimizasyon problemlerine yer veren çalışmalarda kullanılması ve test edilmesi hedeflenmektedir.

5. KAYNAKLAR

1. Karaboğa D., 2011. Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları. Nobel Akademik Yayıncılık, Ankara, 246.
2. Abd Elaziz, M., Dahou, A., Abualigah, L., Yu, L., Alshinwan, M., Khasawneh, A.M., Lu, S., 2021. Advanced Metaheuristic Optimization Techniques in Applications of Deep Neural Networks: A Review. Neural Computing and Applications, 1-21.
3. Lagaros, N.D., Plevris, V., Kallioras, N.A., 2022. The Mosaic of Metaheuristic Algorithms in Structural Optimization. Archives of Computational Methods in Engineering, 29(7), 5457-5492.
4. Adam, S.P., Alexandropoulos, S.A.N., Pardalos, P.M., Vrahatis, M.N., 2019. No Free Lunch Theorem: A Review. Approximation and Optimization: Algorithms, Complexity and Applications, 57-82.
5. Hashim, F.A., Houssein, E.H., Hussain, K., Mabrouk, M.S., Al-Atabany, W., 2022. Honey Badger Algorithm: New Metaheuristic Algorithm for Solving Optimization Problems. Mathematics and Computers in Simulation, 192, 84-110.
6. Zhou, J., Wang, D., Band, S.S., Mirzania, E., Roshni, T., 2023. Atmosphere Air Temperature Forecasting using the Honey Badger Optimization Algorithm: On the Warmest and Coldest Areas of the World. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 17(1), 2174189.
7. Diab, A.A. Z., Tolba, M.A., El-Rifaie, A.M., Denis, K.A., 2022. Photovoltaic Parameter Estimation using Honey Badger Algorithm and African Vulture Optimization Algorithm. Energy Reports, 8, 384-393.
8. Rawa, M., Abusorrah, A., Al-Turki, Y., Calasan, M., Micev, M., Ali, Z.M., Aleem, S.H.A., 2022. Estimation of Parameters of Different Equivalent Circuit Models of Solar Cells and Various Photovoltaic Modules Using Hybrid Variants of Honey Badger Algorithm and Artificial Gorilla Troops Optimizer. Mathematics, 10(7), 1057.
9. Ashraf, H., Abdellatif, S.O., Elkholy, M.M., El Fergany, A. A., 2022. Honey Badger Optimizer for Extracting the Ungiven Parameters of PEMFC Model: Steady-State Assessment. Energy Conversion and Management, 258, 115521.
10. Sevim, Ö., Sönmez, M., 2016. Geliştirilmiş Yapay Arı Koloni Algoritması ile Kafes ve Düzlemsel Çelik Yapıların Optimum Tasarımı. Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 3(2), 38-51.
11. Değertekin, S.Ö., Bayar, G.Y., 2020. Kafes Yapıların JAYA Algoritmasıyla Doğal Frekans

- Sınırlayıcıları Altında Optimum Tasarımı. Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi, 11(3), 1385-1396.
12. Holland John, H., 1975. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, University of Michigan Press, 232.
 13. Eberhart, R., Kennedy, J., 1995. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, MHS'95, 39-43
 14. Karaboga, D., 2005. An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, Kayseri, 1-9.
 15. Dorigo, M., Maniezzo, V., Colomi, 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.
 16. Kirkpatrick, S., Gelatt Jr, C.D., Vecchi, M.P., 1983. Optimization by Simulated Annealing. Science, 220(4598), 671-680.
 17. Almufti, S.M., Marqas, R.B., Othman, P.S., Sallow, A.B., 2021. Single-based and Population-based Metaheuristics for Solving NP-hard Problems. Iraqi Journal of Science, 62(5), 1710-1720.
 18. Hashim, F.A., Houssein, E.H., Hussain, K., Mabrouk, M.S., Al-Atabany, W., 2022. Honey Badger Algorithm: New Metaheuristic Algorithm for Solving Optimization Problems. Mathematics and Computers in Simulation, 192, 84-110.
 19. Renkavieski, C., Parpinelli, R.S., 2021. Metaheuristic Algorithms to Truss Optimization: Literature Mapping and Application. Expert Systems with Applications, 182, 115197.
 20. Gökdere, N., 2002. Kafes Sistemlerin Optimum Tasarımı. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Makina Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul, 53.
 21. Bal, Y., 2022. Geçmişten Günümüze Dünya'da ve Türkiye'de Pnömatik Sistemlerin İncelenmesi ve Değerlendirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Bursa Uludağ Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Mimarlık Anabilim Dalı, Bursa, 200.
 22. Structure and Form Analysis System, Spatial Structures, 2019. https://www.setareh.arch.vt.edu/safas/007_fdmtl_21_spatial_structure.html, Erişim Tarihi: 28.04.2023.
 23. Bekdaş G., Nigdeli S.M., Yücel M., Kayabekir A.E., 2021. Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları ve Mühendislik Uygulamaları. Seçkin Yayınları, Ankara, 288.
 24. Van Thieu, N., Mirjalili, S., 2023. MEALPY: An Open-source Library for Latest Metaheuristic Algorithms in Python. Journal of Systems Architecture, 102871.

