**Hippopotamus Optimizasyon Algoritması: Yeni Bir Doğa İlhamlı Optimizasyon Algoritması**

**Özet**

Bu makalenin yenilikçiliği, Hippopotamus Optimization (HO) algoritması adı verilen yenilikçi bir stokastik teknik tanıtmasıyla ilgilidir. HO, hipopotamların doğal davranışlarından ilham alınarak oluşturulmuş ve metaheuristik metodolojide yenilikçi bir yaklaşım sunmaktadır. HO, matematiksel olarak formüle edilen bir trinari-faz modeli kullanılarak kavramsallaştırılmıştır. Bu model, hipopotamların nehir veya göletlerdeki konum güncelleme, avcılara karşı savunma stratejileri ve kaçma yöntemlerini içermektedir. HO, 161 benchmark fonksiyonunun 115'inde en iyi sonucu elde ederek optimal değeri bulmada başarı sağlamıştır. Bu fonksiyonlar arasında unimodal ve yüksek boyutlu multimodal fonksiyonlar, sabit boyutlu multimodal fonksiyonlar, CEC 2019 test seti ve CEC 2014 test seti boyutları (10, 30, 50 ve 100), Zigzag Pattern benchmark fonksiyonları bulunmaktadır. Bu sonuçlar, HO'nun hem keşif hem de sömürüde dikkate değer bir yetkinlik sergilediğini göstermektedir. Ayrıca, araştırma sürecini desteklemek için etkili bir şekilde keşif ve sömürüyü dengelemektedir. Dört farklı mühendislik tasarım zorluğunun ele alınmasıyla elde edilen sonuçlar göstermektedir ki, HO belirlenen kısıtlamalara uygun olarak en verimli çözümü etkin bir şekilde sağlamıştır. HO algoritmasının performans değerlendirmesi, WOA, GWO, SSA, PSO, SCA, FA, GOA, TLBO, MFO, ve IWO gibi en yaygın araştırılan metaheuristiklerle, AOA gibi yakın zamanda geliştirilmiş algoritmalarla, ve IEEE CEC yarışmasında başarılı oldukları için tanınan yüksek performanslı optimizasyon algoritmalarından CMA-ES ile karşılaştırılarak yapılmıştır. İstatistiksel post hoc analize göre, HO algoritması incelenen diğer algoritmaların önemli ölçüde üstündedir.

1. **Giriş**

Bugünün bilim, endüstri ve teknolojisinde birçok sorun ve zorluk, optimizasyon problemleri olarak tanımlanabilir. Tüm optimizasyon problemleri, bir amaç fonksiyonu, kısıtlamalar ve karar değişkenlerinden oluşur. Optimizasyon algoritmaları, bu tür problemleri çözmek için çeşitli şekillerde kategorize edilebilir. Ancak, yaygın bir sınıflandırma yöntemi, problemleri optimize etme yaklaşımına dayalı olarak stokastik ve deterministik algoritmalar arasında ayrım yapar. Stokastik yöntemler, deterministik yöntemlere göre daha az problem bilgisi gerektirir. Bununla birlikte, stokastik yöntemler global optimal çözümü garanti etmezler. Günümüzde karşılaştığımız optimizasyon problemleri genellikle doğrusal olmayan, karmaşık, türevlenebilir olmayan, parçalı fonksiyonlar, konkav olmayan ve birçok karar değişkeni içerir. Bu tür problemler için, sınırlı problem bilgisi olduğunda veya problemi siyah kutu olarak ele almayı düşündüğümüzde, stokastik yöntemlerin kullanılması daha doğru ve uygun olabilir.

Stokastik yaklaşımların en önemli ve yaygın kullanılan yöntemlerinden biri metaheuristik algoritmalardır. Metaheuristik algoritmalarında, geçerli başlangıç çözüm adayları rastgele olarak oluşturulur. Daha sonra, bu başlangıç çözümleri, metaheuristik algoritmadaki belirtilen ilişkilere göre iteratif olarak güncellenir. Her adımda, daha iyi maliyetli geçerli çözümler, arama ajanlarının sayısına dayalı olarak saklanır. Bu güncelleme işlemi genellikle MaxIter olarak adlandırılan, fonksiyon değerlendirme sayısı (NFE) veya kullanıcı tarafından belirlenen maliyet fonksiyonu için önceden tanımlanan bir maliyet değeri ulaşana kadar devam eder. Metaheuristik algoritmaların avantajları nedeniyle çeşitli uygulamalarda kullanılır ve bu algoritmaların bu uygulamalarda verimliliği artırabildiği sonuçlarla gösterilmiştir.

İyi bir optimizasyon algoritması, keşif ve sömürü arasında bir denge kurabilir. Keşifte, global arama önemlidir; sömürüde ise elde edilen cevaplar etrafında yerel arama önemlidir.

Çok sayıda optimizasyon algoritması tanıtılmış olsa da, yeni ve son derece yenilikçi bir algoritmanın tanıtılması ve geliştirilmesinin hala gerekliliği, No Free Lunch (NFL) teoremi doğrultusunda belirtilmektedir. NFL teoremi, bir metaheuristik algoritmanın belirli optimizasyon problemlerini çözmedeki üstün performansının, farklı problemleri çözmede benzer başarıyı garanti etmediğini iddia eder. Bu nedenle, diğer algoritmalara kıyasla daha hızlı yakınsama ve optimal çözüm bulma yeteneğini gösteren bir algoritmanın gerekliliği vurgulanmaktadır. Metaheuristik optimizasyon algoritmalarının geniş kullanım alanı, araştırmacıların çeşitli disiplinlerde ve alanlarda dikkatini çekmiştir. Metaheuristik optimizasyon algoritmaları, tıbbi mühendislik problemleri de dahil olmak üzere birçok mühendislik disiplininde uygulamalar bulmuştur. Bu algoritmalar, nöral ağlarda hiperparametre ayarlayarak sınıflandırma doğruluğunu artırmak veya bulanık sistemlerde ağırlıkları ayarlamak gibi görevlere katkıda bulunmaktadır. Ayrıca, telekomünikasyon mühendisliğinde dijital filtrelerin tanımlanmasına yardımcı olurken, enerji mühendisliğinde güneş panellerinin modellemesinde, yerleşimlerinin optimizasyonunda ve hatta rüzgar türbinlerinin yerleşiminde kullanılmaktadır. İnşaat mühendisliğinde yapısal optimizasyon için kullanılırken, ekonomi alanında ise hisse senedi portföy optimizasyonunu geliştirmektedir. Kimya mühendisliğinde ise termal sistemlerin optimizasyonunda rol oynamaktadır, diğer uygulamalar arasında.  
  
Bu araştırmanın ayırt edici katkıları, doğal ortamlarında hipopotamların davranışlarını taklit ederek geliştirilen yeni bir metaheuristik algoritma olan HO'nun geliştirilmesinde yatmaktadır. Bu çalışmanın temel başarıları şu şekilde özetlenebilir:

- HO'nun tasarımı, hipopotamların nehir veya göletteki konum güncellemeleri, avcılara karşı savunma taktikleri ve avcılardan kaçma yöntemleri gibi doğal davranışlarından etkilenmiştir.

- HO, konum güncellemesi, savunma ve avcılardan kaçma gibi unsurları içeren üç fazlı bir modelle matematiksel olarak formüle edilmiştir.

- HO'nun optimizasyon problemlerini çözmedeki etkinliğini değerlendirmek için, UM, MM, ZP benchmark testleri ve CEC 2019, CEC 2014 boyutları 10, 30, 50 ve 100 gibi farklı problem boyutlarında toplam 161 standart benchmark fonksiyonu üzerinde test edilmiştir.

- HO'nun performansı, on iki yaygın metaheuristik algoritma ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

- HO'nun gerçek dünya uygulamalarındaki etkinliği, dört mühendislik tasarım zorluğunu çözmek için uygulanarak test edilmiştir.

**2. Literatür İncelenmesi**

Girişte belirtildiği gibi, optimizasyon algoritmaları tek bir disiplin veya özelleşmiş araştırma alanı ile sınırlı değildir. Bu durumun temel nedeni, doğrusallık, türevlenebilirlik eksikliği, kesiklilik ve konkav olmama gibi karmaşık özelliklere sahip birçok gerçek dünya problemi bulunmasıdır. Bu karmaşıklıklar ve belirsizlikler göz önüne alındığında, stokastik optimizasyon algoritmaları bu zorlukları etkili bir şekilde ele almak için gelişmiş esneklik ve bu problemlerin doğasında bulunan belirsizlikleri yönetme kapasitesi gösterir. Dolayısıyla, bu algoritmalar bu problemlerin karmaşıklıklarını ve belirsizliklerini karşılamak ve yönetmek için daha dikkate değer bir yetenek sergilerler. Optimizasyon algoritmaları genellikle doğal fenomenlerden ilham alır, doğal süreçleri modellemeyi ve simüle etmeyi amaçlar. Fiziksel yasalar, kimyasal reaksiyonlar, hayvan davranış modelleri, hayvanların sosyal davranışları, biyolojik evrim, oyun teorisi prensipleri ve insan davranışı bu bağlamda önemli ilgi görmüştür. Bu doğal fenomenler, optimizasyon algoritmaları geliştirmek için değerli ilham kaynakları sağlar, verimli ve pratik problem çözme stratejileri konusunda içgörüler sunar.

Optimizasyon algoritmaları çeşitli perspektiflerden sınıflandırılabilir. Amaçları açısından, tek amaçlı, çok amaçlı ve çok sayıda amaçlı algoritmalar olmak üzere üç kategoriye ayrılabilirler. Karar değişkenleri açısından bakıldığında, algoritmalar sürekli veya kesik (veya ikili) olarak karakterize edilebilir. Ayrıca, kısıtlı ve kısıtsız optimizasyon algoritmaları olarak, karar değişkenlerine kısıtlama uygulanıp uygulanmadığına bağlı olarak alt gruplara ayrılabilirler. Bu sınıflandırmalar, farklı kriterlere göre optimizasyon algoritmalarını anlama ve kategorize etme çerçevesi sağlar. Başka bir perspektiften bakıldığında, optimizasyon algoritmaları ilham kaynaklarına göre sınıflandırılabilir. Bu kaynaklar altı ana kategoriye ayrılabilir: evrimsel algoritmalar, fizik veya kimya temelli algoritmalar, sürü temelli algoritmalar, insan ilhamlı algoritmalar, matematik temelli algoritmalar ve oyun teorisi ilhamlı algoritmalar. İlk dört kategori iyi tanımlanmış ve geniş çapta kabul görmüşken, matematik temelli ve oyun teorisi ilhamlı kategorilerin daha bilinir olması gerekebilir.

Optimizasyon algoritmaları, sürü temelli ilham kaynaklarından esinlenen ve hayvanlar, bitkiler ve böceklerde gözlemlenen kolektif davranışları modellemek için yaygın olarak kullanılır. Örneğin, Amerikan Zebra Optimizasyon Algoritması (ZOA). ZOA'nın ilham kaynağı, zebraların beslenme sırasında avcılara karşı savunma ve avlanma davranışlarından gelir. Benzer şekilde, Kuzey Doğan Optimizasyonu (NGO) kuzey doğanın avlanma davranışından ilham alır. Bu kategorideki diğer dikkate değer algoritmalar arasında Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO) ve Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC) bulunur.

Optimizasyon algoritmaları, biyolojik evrim, genetikler ve doğal seçilimden ilham alan bir diğer kategoriye dayanır. Genetik Algoritma (GA) bu kategorinin en bilinen algoritmalarından biridir. Bu kategorideki diğer dikkate değer algoritmalar arasında Memetik Algoritma (MA), Diferansiyel Evrim (DE), Evrim Stratejileri (ES), Biyocoğrafya Temelli Optimizasyon (BBO) ve Genetik Programlama (GP) yer alır.

Optimizasyon algoritmaları, fizik veya kimya yasalarından ilham alarak da geliştirilmiştir. Bu kategoride Simüle Edilmiş Tavlama (SA), Elektromanyetik Alan Optimizasyonu (EFO), Işık Spektrumu Optimizasyonu (LSO), Dize Teorisi Algoritması (STA), Harmoni Arama (HS) gibi algoritmalar bulunur.

İnsan ilhamlı algoritmalar, insan toplumu içinde bulunan sosyal davranışlar, öğrenme süreçleri ve iletişim modellerinden ilham alır. Bu kategorideki bazı algoritmalar Sürü ve Arama Kurtarma Optimizasyon Algoritması (SAR), Öğrenci Psikolojisi Temelli Optimizasyon (SPBO), Yoksul ve Zengin Optimizasyon (PRO) gibi algoritmaları içerir.

Oyun temelli optimizasyon algoritmaları genellikle bir oyunun kurallarını modellemektedir. Bu kategoriye Squid Game Optimizer (SGO), Puzzle Optimization Algorithm (POA), Darts Game Optimizer (DGO) gibi algoritmalar dahildir.

Matematik temelli algoritmalar ise matematik teorilerinden ilham alır. Örneğin, Aritmetik Optimizasyon Algoritması (AOA), Karmaşa Oyunu Optimizasyonu (CGO), Sinüs Kosinüs Algoritması (SCA) gibi algoritmalar bu kategoriye örnek olarak verilebilir.

**Hipopotamus**

Hipopotamus, Afrika'da yaşayan ilginç yaratıklardan biridir129. Bu hayvan, omurgalılar sınıfına ve özellikle omurgalı kategorisi içinde memeliler grubuna aittir130. Hipopotamlar, habitatlarının bir parçası olarak özellikle nehirler ve göllerde zamanlarını geçiren yarı sucul organizmalardır131,132. Hipopotamlar, genellikle 10 ila 30 bireyden oluşan gruplar olarak adlandırılan topluluk birimlerinde yaşayan sosyal bir davranış sergilerler133. Hipopotamların cinsiyetini belirlemek kolay değildir çünkü cinsel organları dışa doğru değildir ve tek ayırt edici faktör, ağırlıkları arasındaki farklılıktır. Yetişkin hipopotamlar, su altında en fazla 5 dakika kalabilirler. Görünüm açısından bu hayvan türü, zehirli memeliler olan kirpigiller gibi görünse de, en yakın akrabaları balinalar ve yunuslardır ve yaklaşık 55 milyon yıl önce ortak bir atasıyla paylaşırlar134.

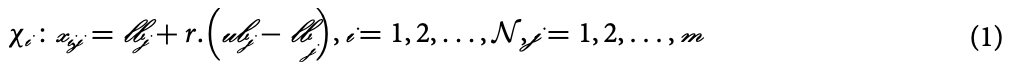
Otlar, dallar, yapraklar, kamışlar, çiçekler, saplar ve bitki kabuklarından oluşan bir diyetle beslenmelerine rağmen, hipopotamlar meraklıdırlar ve alternatif besin kaynaklarını aktif olarak keşfederler. Biyologlar, et tüketiminin hipopotamlarda sindirim sorunlarına yol açabileceğine inanmaktadır. Bu hayvanlar son derece güçlü çenelere, agresif bir mizaç ve bölgesel davranışa sahiptir, bu da onları dünyanın en tehlikeli memelilerinden biri olarak sınıflandırmıştır136. Erkek hipopotamların ağırlığı 9,920 pounda kadar ulaşabilirken, dişiler genellikle yaklaşık 3,000 pound ağırlığındadır. Günde yaklaşık 75 pound yiyecek tüketirler. Hipopotamlar birbirleriyle sık çatışmalara girerler ve bu çatışmalar sırasında bir veya birkaç hipopotamus yavrusu yaralanabilir veya hatta ölebilir. Büyük boyutları ve kuvvetli güçleri nedeniyle avcılar genellikle yetişkin hipopotamları avlamaya veya saldırmaya teşebbüs etmezler. Ancak genç hipopotamlar veya zayıf yetişkin bireyler Nil timsahları, aslanlar ve benekli sırtlanlar için savunmasız av haline gelir134.

Avcılar tarafından saldırıya uğradıklarında, hipopotamlar saldırganın yanına dönerek güçlü çenelerini açarlar. Bu, genellikle avcının korkusunu ve ürpermeyi yayar ve genellikle böyle riskli bir avı takip etmekten vazgeçirir. Bir hipopotamusun savunma yaklaşımı etkisiz olduğunda veya hipopotamus henüz yeterince güçlü değilse, tehditten uzaklaşmak için yaklaşık 30 km/s hızla geri çekilir. Çoğu durumda, bu durum yakındaki göller veya nehirler gibi su kaynaklarına doğru hareket etmesiyle sonuçlanır.  
  
**3. Fikrin Ortaya Çıkışı**

HO, hipopotamların yaşamında gözlemlenen üç önemli davranış modelinden ilham almaktadır. Hipopotamların grupları, birkaç dişi hipopotamus, hipopotamus yavruları, birden fazla erişkin erkek hipopotamus ve sürünün lideri olan baskın erkek hipopotamus (sürünün lideri) tarafından oluşturulur136. Doğal meraklarından dolayı genç ve yavru hipopotamlar genellikle gruptan uzaklaşma eğilimi gösterirler. Bu durum, onların izole olmalarına ve avcıların hedefi haline gelmelerine neden olabilir.

Hipopotamların ikincil davranış modeli savunmacıdır ve genellikle avcılar tarafından saldırı altında olduklarında veya başka yaratıkların bölgelerine girdiğinde tetiklenir. Hipopotamlar, kendilerini avcıya doğru döndürerek ve korkutucu çenelerini ve seslerini kullanarak saldırganı caydırmak ve püskürtmek için savunma tepkisi gösterirler (Şekil 1). Aslanlar ve leopar çakalları gibi avcılar, bu fenomenden haberdar olup, potansiyel yaralanmaları önlemek için hipopotamusun korkutucu çeneleriyle doğrudan karşılaşmaktan kaçınmaya çalışırlar. Son davranış modeli ise hipopotamusun avcılardan kaçma içgüdüsel tepkisini ve potansiyel tehlike alanlarından uzaklaşma çabasını kapsar. Bu tür durumlarda hipopotamus, aslanlar ve leopar çakallarının sık sık su ortamlarına girmekten kaçındığı nehir veya göl gibi en yakın su kütlesine doğru yol almaya çalışır.  
  
**HO'nun Matematiksel Modellemesi**

HO, bir nüfus tabanlı bir optimizasyon algoritmasıdır, bu algoritmada arama ajanları hipopotamlardır. HO algoritmasında hipopotamlar, optimizasyon problemi için aday çözümlerdir, yani arama uzayındaki her bir hipopotamusun konum güncellemesi karar değişkenleri için değerleri temsil eder. Dolayısıyla, her bir hipopotamus bir vektör olarak temsil edilir ve hipopotamların nüfusu matematiksel olarak bir matrisle karakterize edilir. Geleneksel optimizasyon algoritmalarında olduğu gibi, HO'nun başlatma aşaması rastgele başlangıç çözümlerinin oluşturulmasıyla başlar. Bu adımda, karar değişkenlerinin vektörü aşağıdaki formül kullanılarak oluşturulur:



A diagram of a mathematical equation

Description automatically generated

χi, i'inci aday çözümün pozisyonunu temsil eder, r [0, 1] aralığında rastgele bir sayıdır ve lb ve ub sırasıyla j'inci karar değişkeninin alt ve üst sınırlarını belirtir. Sürü içindeki hipopotamların populasyon büyüklüğünü N, problemdeki karar değişkenlerinin sayısını m olarak kabul edersek, populasyon matrisi (2) ile oluşturulur.

A collage of different animals

Description automatically generated

Şekil 1 - Hipopotamın avcıya karşı savunma davranışı

**Faz 1: Nehir veya gölette hipopotamların konum güncellemesi (Keşif).**

Nehir veya gölette, birkaç yetişkin dişi hipopotamus, yavrular, birden fazla yetişkin erkek hipopotamus ve sürünün lideri olan baskın erkek hipopotamus gibi birkaç üyeden oluşan bir sürü mevcuttur. Baskın hipopotamus, amaç fonksiyonu değerinin iterasyonuna dayanarak belirlenir (en küçük değer minimizasyon problemleri için, en büyük değer ise maksimizasyon problemleri için). Genellikle hipopotamlar birbirlerine yakın bir şekilde toplanma eğilimindedir. Baskın erkek hipopotamus sürüyü ve bölgeyi potansiyel tehditlerden korur. Birden fazla dişi hipopotamus, erkek hipopotamların çevresinde konumlandırılmıştır. Erkek hipopotamlar olgunluğa eriştiğinde, sürüden baskın erkek tarafından kovulurlar. Sonrasında, kovulan bu erkek bireyler, ya dişileri çekmek ya da diğer kurulu erkek sürü üyeleriyle baskınlık mücadelesine girmek suretiyle kendi baskınlıklarını kurmak zorundadırlar. Denklem (3), göl veya gölet içinde sürünün erkek hipopotamus üyelerinin matematiksel temsilini ifade eder.

A math equation with black text

Description automatically generated with medium confidence

Denklem (3)'te χimhippo erkek hipopotamusun pozisyonunu temsil eder, Dhippo domine eden hipopotamusun pozisyonunu belirtir (Geçerli iterasyonda en iyi maliyete sahip hipopotamus). −→r 1,...,4 0 ile 1 arasında rastgele bir vektördür, r5 0 ile 1 arasında rastgele bir sayıdır (Denklem 4), I1 ve I2 1 ile 2 arasında bir tam sayıdır (Denklem 3 ve 6). mGi rastgele seçilmiş bazı hipopotamusların ortalam değerlerini, eşit olasılıkla geçerli düşünülen hipopotamus (χi) ve y1 0 ile 1 arasında rastgele bir sayıdır (Denklem 3) ifade eder. Denklem (4)'te ise ̺1 ve ̺2 0 veya 1 olabilen tam sayı rastgele sayılarıdır.

A math equations and formulas

Description automatically generated with medium confidence

Denklemler (6) ve (7), sürü içinde dişi veya olgunlaşmamış hipopotamusun pozisyonunu (χiFBhippo) tanımlar. Olgunlaşmamış hipopotamlar genellikle annelerine yakındır, ancak meraklarından dolayı bazen sürüden veya annelerinden uzaklaşırlar. T 0.6'dan büyükse, olgunlaşmamış hipopotamusun annesinden uzaklaştığını gösterir (Denklem 5). 0 ile 1 arasında bir sayı olan r6 (Denklem 7), 0.5'ten büyükse, olgunlaşmamış hipopotamusun sürüden uzaklaştığını ancak hala sürü içinde veya yakınında olduğunu gösterir. Aksi takdirde, sürüden ayrılmış demektir. Bu olgunlaşmamış ve dişi hipopotamların davranışları Denklemler (6) ve (7) doğrultusunda modellenmiştir. h1 ve h2, h denklemde beş senaryodan rastgele seçilen sayılar veya vektörlerdir. Denklem (7)'de r7, sıfır ile bir arasında rastgele bir sayıdır. Denklemler (8) ve (9), sürü içinde erkek ve dişi veya olgunlaşmamış hipopotamusun pozisyon güncellemesini tanımlar. Fi, amaç fonksiyonu değeridir.

A black text on a white background

Description automatically generated

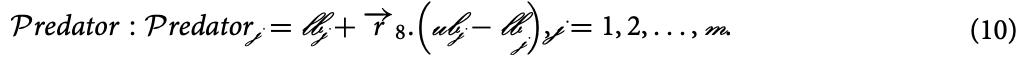
A close-up of a white background

Description automatically generated

H vektörleri kullanılarak, I1 ve I2 senaryoları önerilen algoritmada global aramayı iyileştirir ve keşfi artırır. Bu, önerilen algoritmada daha iyi bir global arama ve keşif sürecine yol açar.

**Faz 2: Hipopotamların avcılara karşı savunması (Keşif).**

Hipopotamların sürü halinde yaşamalarının temel nedenlerinden biri, güvenlik ve korunma sağlamalarıdır. Bu büyük ve ağır hayvan sürülerinin varlığı, avcıların onlara yaklaşmasını caydırabilir. Bununla birlikte, meraklarından dolayı, olgun hipopotamlara kıyasla genç hipopotamlar bazen sürüden ayrılabilir ve Nil timsahları, aslanlar ve benekli sırtlanlar için potansiyel hedefler haline gelebilirler. Zayıf hipopotamlar, genç olanlar gibi, avcılar tarafından avlanma riskine maruz kalabilirler. Hipopotamların kullandığı temel savunma taktiği, hızla avcıya doğru dönüp yüksek sesle ses çıkararak yaklaşmasını engellemektir (Şekil 2). Bu dönemde, hipopotamlar avcıya yaklaşarak onun geri çekilmesini sağlama davranışı sergileyebilir, böylece potansiyel tehdidi etkili bir şekilde uzaklaştırırlar. Denklem (10), arama uzayında avcının konumunu temsil eder.



Burada r8, sıfırdan bir aralığında değişen rastgele bir vektörü temsil eder.

A group of animals with equations

Description automatically generated

Şekil 2 - Faz 2'nin Grafiksel Sunumu



Denklem (11), ith hipopotamusunun avcıya olan mesafesini gösterir. Bu süreçte, hipopotamus kendisini avcıya karşı korumak için FPredatorj faktörüne dayalı bir savunma davranışı benimser. Eğer FPredatorj, Fi'den daha küçükse, bu durum hipopotamusun avcıya çok yakın olduğunu gösterir ve hipopotamus hızla avcıya doğru döner ve onun geri çekilmesini sağlamak için hareket eder. Eğer FPredatorj daha büyükse, bu hipopotamusun bölgesinden uzakta olduğunu gösterir (Denklem (12)). Bu durumda, hipopotamus avcıya doğru döner ancak daha sınırlı bir hareket aralığıyla, amacı avcının veya müdahalenin kendi bölgesinde varlığını fark etmesini sağlamaktır.

A math equations and formulas

Description automatically generated with medium confidence

X. HippoR, bir avcıya karşı yüzleşen bir hipopotam konumudur. RL, hipopotam üzerindeki saldırı sırasında avcının pozisyonundaki ani değişiklikler için Levy dağılımıyla kullanılır. Lévy hareketinin rastgele hareket modeli Denklem (13) olarak hesaplanır. a ve b [0,1] aralığında rastgele sayılardır; θ sabittir (θ = 1.5), Ŵ Gamma fonksiyonu için bir kısaltmadır ve σw Denklem (14) ile elde edilebilir.

A math equations and formulas

Description automatically generated with medium confidence

Denklem (12) için, f uniform 2 ile 4 arasında rastgele bir sayıdır, c 1 ile 1.5 arasında rastgele bir sayıdır ve D 2 ile 3 arasında rastgele bir sayıdır. g -1 ile 1 arasında rastgele bir sayıyı temsil eder. r 9 boyutu 1×m olan rastgele bir vektördür. Denklem (15) göre, FiHippoR F'den büyükse, bu, hipopotamusun avlandığı ve sürüde başka bir hipopotamusun yerini alacağı anlamına gelir, aksi takdirde avcı kaçacak ve bu hipopotamus sürüye geri dönecektir. İkinci aşamada küresel arama sürecinde önemli iyileştirmeler gözlemlenmiştir. İlk ve ikinci aşamalar birbirini tamamlar ve yerel minimumlarda sıkışma riskini etkin bir şekilde azaltır.

A black text on a white background

Description automatically generated

**Faz 3: Avcıdan Kaçan Hipopotamus (Sömürü)**

Bir hipopotamusta bir avcıyla karşılaşıldığında veya savunma davranışıyla avcıyı püskürtmek mümkün olmadığında gözlemlenen bir başka davranış, hipopotamusun bölgeden uzaklaşmaya çalışmasıdır (Şekil 3). Genellikle, hipopotamus zarar görmekten kaçınmak için en yakındaki göle veya gölete koşar çünkü leoparlar ve sırtlanlar göle veya gölete girmekten kaçınırlar. Bu strateji, hipopotamusun güvenli bir konum bulmasını ve bu davranışın HO'nun Üçüncü Fazında yerel arama sömürüsünde gelişmiş bir yetenek kazanmasını sağlar. Bu davranışı simüle etmek için, hipopotamların mevcut konumuna yakın rastgele bir konum oluşturulur. Hipopotamusların bu davranışı Denklemler (16-19) doğrultusunda modellenir. Yeni oluşturulan konum, maliyet fonksiyonu değerini iyileştirirse, hipopotamusun mevcut konumuna yakın daha güvenli bir konum bulduğunu ve konumunu buna göre değiştirdiğini gösterir. Burada t mevcut iterasyonu, T ise MaxIter'ı temsil eder.

A math equations and formulas

Description automatically generated with medium confidence

A group of animals in a bubble

Description automatically generated

Şekil 3 - Bir Hipopotamın Avcılardan Kaçışının Çizimi

  
Denklem (17)'de, χiHippoE, en yakın güvenli yeri bulmak için aranan hipopotamusun konumudur. s1, üç senaryodan birinden rastgele seçilen bir vektör veya sayıdır (Denklem (18)). Bu senaryolar, daha uygun yerel arama veya başka bir deyişle önerilen algoritmanın daha yüksek sömürü kalitesine sahip olmasına yol açar.

A white background with black and white clouds

Description automatically generated

Denklem (18) - r11, 0 ile 1 arasında rastgele bir vektörü temsil ederken, r10 (Denklem 17) ve r13 0 ile 1 arasında üretilen rastgele sayıları ifade eder. Ek olarak, r12 normal dağılımlı rastgele bir sayıdır.

A white background with black and white clouds

Description automatically generated

HO algoritmasında populasyonu güncellerken, onları olgunlaşmamış, dişi ve erkek hipopotamlar olmak üzere üç ayrı kategoriye ayırmadık çünkü onları ayrı kategorilere ayırmak doğalarını daha iyi modellese de optimizasyon algoritmasının performansını düşürecektir.

Her iterasyon sonrası HO algoritmasının bir tekrar süreci ve akış şeması

HO algoritmasının her iterasyonu tamamladıktan sonra, populasyon üyeleri Denklemlere dayanarak (3-19) tüm populasyon üyeleri güncellenir. Bu popülasyon güncelleme süreci son iterasyona kadar devam eder.

Algoritma çalıştırılırken, en iyi potansiyel çözüm sürekli olarak izlenir ve saklanır. Algoritmanın tamamlanmasının ardından, en iyi aday çözümü HO algoritmasına ait en iyi aday olarak açıklanır. HO algoritmasının ayrıntıları Şekil 4 akış şeması ve Algoritma 1 pesudokodu'da gösterilmiştir.

# HO Algoritmasını Başlat

# Bir optimizasyon problemi tanımla

# Maksimum iterasyon sayısını (T) ve hippopotamus sayısını (N) belirle

# Tüm hippopotamusların başlangıç pozisyonunu Denklem (1) ve bu başlangıç populasyonunun amaç fonksiyonu değerlendirmesi temelinde oluştur

for t in 1:T:

# En iyi hippopotamus pozisyonunu objektif fonksiyon değer kriterine göre güncelle

# Faz 1: Nehir veya göletteki hippopotamus pozisyon güncellemesi (Keşif Fazı)

for i in 1:N//2:

# Denklem (3,6) kullanarak ith hippopotamus için yeni pozisyonu hesapla

# Denklem (8,9) kullanarak ith hippopotamusun pozisyonunu güncelle

end

# Faz 2: Avcılara karşı hippopotamus savunması (Keşif Fazı)

for i in N//2+1:N:

# Denklem (10) kullanarak rastgele avcı pozisyonu oluştur

# Denklem (12) kullanarak ith hippopotamus için yeni pozisyonu hesapla

# Denklem (15) kullanarak ith hippopotamusun pozisyonunu güncelle

end

# Faz 3: Predatorlerden kaçan hippopotamus (Exploitation Fazı)

# Değişken kararlarının yeni sınırlarını Denklem (16) kullanarak hesapla

for i in 1:N:

# Denklem (17) kullanarak ith hippopotamus için yeni pozisyonu hesapla

# Denklem (19) kullanarak ith hippopotamusun pozisyonunu güncelle

end

# Şimdiye kadar bulunan en iyi aday çözümü kaydet

# HO tarafından bulunan amaç fonksiyonunun en iyi çözümünü çıkar

A screenshot of a diagram

Description automatically generated

Şekil 4 - HO'nun Akış Diyagramı

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Algoritma** | **Parametre** | **Değer** |
| GWO | Yakınsama parametresi (a) | 2'den 0'a doğrusal azalma |
| SCA | A | 2 |
| WOA | Yakınsama parametresi (a) | 2'den 0'a doğrusal azalma |
| WOA | Parametre r | 0 ile 1 arasında rastgele bir vektör |
| WOA | Parametre 1 | -1 ile 1 arasında rastgele bir vektör |
| PSO | Hız sınırı | Boyut aralığının %10'u |
| PSO | Bilişsel ve sosyal sabit | (C1,C2)=(2,2) |
| PSO | Topoloji | Tamamen bağlı |
| PSO | İnertlik ağırlığı | 0.9'dan 0.1'e doğrusal azalma |
| GOA | l | 1.5 |
| GOA | f | 0.5 |
| GOA | cmin | 0.00004 |
| GOA | cmax | 1 |
| SSA | Başlangıç hızı (v0) | 0 |
| SSA | Lider pozisyon güncelleme olasılığı | 0.5 |
| FA | Alfa (α) | 0.2 |
| FA | Beta (β) | 1 |
| FA | Gama (γ) | 1 |
| TLBO | Öğretme faktörü (TF) | round(1+rand) |
| TLBO | Rand | 0 ile 1 arasında rastgele bir vektör |
| CMA-ES | σ (0) | 0.5 |
| CMA-ES | μ | ⌊­\2⌋ |
| AOA | a0 | 0 |
| AOA | μ | 0.5 |
| IWO | Minimum tohum sayısı (Smin) | 0 |
| IWO | Maksimum tohum sayısı (Smax) | 5 |
| IWO | Standart sapmanın başlangıç değeri | 1 |
| IWO | Standart sapmanın son değeri | 0.001 |
| IWO | Varyans azaltma üssü | 2 |
| MFO | b | 1 |
| MFO | r | -1'den 2'ye doğrusal azalma |

Tablo 1 - Rakip algoritmaların kontrol parametrelerine atanan değerler.

**Simülasyon Sonuçları ve Karşılaştırma**

Bu çalışmada, HO algoritmasının etkinliği, SCA, GWO, WOA, GOA, SSA, FA, TLBO, CMA-ES, IWO, MFO, AOA ve PSO gibi bir düzine yerleşik metaheuristik algoritma ile karşılaştırılmıştır. Kontrol parametrelerinin ayarlanması, Tablo 1'de belirtilen özelliklere göre detaylandırılmıştır. Bu bölümde, HO'nun çeşitli zorlu optimizasyon problemlerine uygulandığı simülasyon çalışmaları sunulmaktadır. HO'nun optimal çözümleri elde etmedeki etkinliği, 161 standart benchmark fonksiyonundan oluşan kapsamlı bir set kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu fonksiyonlar, UM, yüksek boyutlu FM, CEC 2014, CEC 2019, ZP ve 4 mühendislik problemini kapsamaktadır.

Fonksiyonların performansını artırmak için F1'den F2343'e kadar, CEC 2019 test seti, ZP ve mühendislik problemleri algoritmaları 30 bağımsız çalıştırma ile 30.000 NFE ve CEC 2014 test seti için 60.000 NFE uygulanmıştır. HO'nun popülasyon sayısı AOA ve TLBO için 30, diğer algoritmalar için 60 ve MaxIter 500 ve 1000 (CEC 2014) olarak sabit tutulmuştur. Optimizasyon sonuçlarını sunmak için ortalama, en iyi, en kötü, std., medyan ve sıralama olmak üzere altı kapsamlı istatistiksel metrik kullanılmıştır. Ortalama indeks, her BF üzerinde metaheuristik algoritmaların etkinliğini değerlendirmek için temel sıralama parametresi olarak kullanılmıştır.

Simülasyon için kullanılan yazılım ve makinelerin özellikleri şu şekildedir: 1.20GHz hızında Core (TM) i3-1005G1 CPU işlemcili 8GB ana bellekli bilgisayar ve 8GB ana bellekli MacBook Air M1.

HO.m  
  
%% Mohammad Hussien Amiri ve Nastaran Mehrabi Hashjin tarafından Tasarlanmış ve Geliştirilmiştir

function [En\_Iyi\_Skor, En\_Iyi\_Pozisyon, HO\_Kurva] = HO(Arama\_Ajanları, Max\_Iterasyonlar, alt\_sınır, üst\_sınır, boyut, uygunluk)

alt\_sınır = ones(1, boyut) .\* alt\_sınır; % Değişkenler için alt sınır

üst\_sınır = ones(1, boyut) .\* üst\_sınır; % Değişkenler için üst sınır

%% Başlangıç

for i = 1:boyut

X(:, i) = alt\_sınır(i) + rand(Arama\_Ajanları, 1) .\* (üst\_sınır(i) - alt\_sınır(i)); % İlk populasyon

end

for i = 1:Arama\_Ajanları

L = X(i, :);

uygunluk\_değeri(i) = uygunluk(L);

end

%% Ana Döngü

for t = 1:Max\_Iterasyonlar

%% En İyi Aday Çözümün Güncellenmesi

[en\_iyi, konum] = min(uygunluk\_değeri);

if t == 1

En\_Iyi\_Pozisyon = X(konum, :); % Optimal konum

En\_Iyi\_Skor = en\_iyi; % Optimizasyon hedef fonksiyonu

elseif en\_iyi < En\_Iyi\_Skor

En\_Iyi\_Skor = en\_iyi;

En\_Iyi\_Pozisyon = X(konum, :);

end

for i = 1:Arama\_Ajanları/2

%% Faz 1: Nehir veya göldeki hipopotamların pozisyon güncellemesi (Keşif)

Dominant\_hippopotamus = En\_Iyi\_Pozisyon;

I1 = randi([1, 2], 1, 1);

I2 = randi([1, 2], 1, 1);

Ip1 = randi([0, 1], 1, 2);

RandGroupNumber = randperm(Arama\_Ajanları, 1);

RandGroup = randperm(Arama\_Ajanları, RandGroupNumber);

% Rastgele Grubun Ortalaması

OrtalamaGrup = mean(X(RandGroup, :)) .\* (length(RandGroup) ~= 1) + X(RandGroup(1, 1), :) \* (length(RandGroup) == 1);

Alfa{1, :} = (I2 \* rand(1, boyut) + (~Ip1(1)));

Alfa{2, :} = 2 \* rand(1, boyut) - 1;

Alfa{3, :} = rand(1, boyut);

Alfa{4, :} = (I1 \* rand(1, boyut) + (~Ip1(2)));

Alfa{5, :} = rand;

A = Alfa{randi([1, 5], 1, 1), :};

B = Alfa{randi([1, 5], 1, 1), :};

X\_P1(i, :) = X(i, :) + rand(1, 1) .\* (Dominant\_hippopotamus - I1 .\* X(i, :));

T = exp(-t / Max\_Iterasyonlar);

if T > 0.6

X\_P2(i, :) = X(i, :) + A .\* (Dominant\_hippopotamus - I2 .\* OrtalamaGrup);

else

if rand() > 0.5

X\_P2(i, :) = X(i, :) + B .\* (OrtalamaGrup - Dominant\_hippopotamus);

else

X\_P2(i, :) = ((üst\_sınır - alt\_sınır) .\* rand + alt\_sınır);

end

end

X\_P2(i, :) = min(max(X\_P2(i, :), alt\_sınır), üst\_sınır);

L = X\_P1(i, :);

F\_P1(i) = uygunluk(L);

if F\_P1(i) < uygunluk\_değeri(i)

X(i, :) = X\_P1(i, :);

uygunluk\_değeri(i) = F\_P1(i);

end

L2 = X\_P2(i, :);

F\_P2(i) = uygunluk(L2);

if F\_P2(i) < uygunluk\_değeri(i)

X(i, :) = X\_P2(i, :);

uygunluk\_değeri(i) = F\_P2(i);

end

end

%% Faz 2: Hipopotamların avcılara karşı savunması (Keşif)

for i = 1 + Arama\_Ajanları/2:Arama\_Ajanları

avcı = alt\_sınır + rand(1, boyut) .\* (üst\_sınır - alt\_sınır);

L = avcı;

F\_HL = uygunluk(L);

distance2Leader = abs(avcı - X(i, :));

b = unifrnd(2, 4, [1 1]);

c = unifrnd(1, 1.5, [1 1]);

d = unifrnd(2, 3, [1 1]);

l = unifrnd(-2\*pi, 2\*pi, [1 1]);

RL = 0.05 \* levy(Arama\_Ajanları, boyut, 1.5);

if uygunluk\_değeri(i) > F\_HL

X\_P3(i, :) = RL(i, :) .\* avcı + (b ./ (c - d \* cos(l))) .\* (1 ./ distance2Leader);

else

X\_P3(i, :) = RL(i, :) .\* avcı + (b ./ (c - d \* cos(l))) .\* (1 ./ (2 .\* distance2Leader + rand(1, boyut)));

end

X\_P3(i, :) = min(max(X\_P3(i, :), alt\_sınır), üst\_sınır);

L = X\_P3(i, :);

F\_P3(i) = uygunluk(L);

if F\_P3(i) < uygunluk\_değeri(i)

X(i, :) = X\_P3(i, :);

uygunluk\_değeri(i) = F\_P3(i);

end

end

%% Faz 3: Avcıdan kaçan hipopotamlar (Kullanım)

for i = 1:Arama\_Ajanları

LO\_YEREL = (alt\_sınır ./ t);

HI\_YEREL = (üst\_sınır ./ t);

Alfa{1, :} = 2 \* rand(1, boyut) - 1;

Alfa{2, :} = rand(1, 1);

Alfa{3, :} = randn;

D = Alfa{randi([1, 3], 1, 1), :};

X\_P4(i, :) = X(i, :) + (rand(1, 1)) .\* (LO\_YEREL + D .\* (HI\_YEREL - LO\_YEREL));

X\_P4(i, :) = min(max(X\_P4(i, :), alt\_sınır), üst\_sınır);

L = X\_P4(i, :);

F\_P4(i) = uygunluk(L);

if F\_P4(i) < uygunluk\_değeri(i)

X(i, :) = X\_P4(i, :);

uygunluk\_değeri(i) = F\_P4(i);

end

end

en\_iyi\_son(t) = En\_Iyi\_Skor;

disp(['Iterasyon ' num2str(t) ': En İyi Maliyet = ' num2str(en\_iyi\_son(t))]);

En\_Iyi\_Skor = en\_iyi;

En\_Iyi\_Pozisyon = En\_Iyi\_Pozisyon;

HO\_Kurva = en\_iyi\_son;

end

end

levy.m

% Girdi parametreleri

% n -> Adım sayısı

% m -> Boyut sayısı

% beta -> Güç yasası indeksi % Not: 1 < beta < 2

% Çıktı

% z -> 'n' adet 'm' boyutlu levy adımları

%\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

function [z] = levy(n, m, beta)

num = gamma(1 + beta) \* sin(pi \* beta / 2); % Payda için kullanılır

den = gamma((1 + beta) / 2) \* beta \* 2^((beta - 1) / 2); % Pay için kullanılır

sigma\_u = (num / den)^(1 / beta); % Standart sapma

u = random('Normal', 0, sigma\_u, n, m);

v = random('Normal', 0, 1, n, m);

z = u ./ (abs(v).^(1 / beta));

end

main.m

clc

clear

close all

Fun\_name = 'F2'; % test fonksiyonun numarası: 'F1' - 'F23' arası

SearchAgents = 16; % Hippopotamus sayısı (popülasyon üyeleri)

Max\_iterations = 500; % maksimum iterasyon sayısı

[lowerbound, upperbound, dimension, fitness] = fun\_info(Fun\_name); % Obje fonksiyonu

[Best\_score, Best\_pos, HO\_curve] = HO(SearchAgents, Max\_iterations, lowerbound, upperbound, dimension, fitness);

display(['HO tarafından ' [num2str(Fun\_name)],' fonksiyonu için en iyi çözüm: ', num2str(Best\_pos)]);

display(['HO tarafından ' [num2str(Fun\_name)],' fonksiyonu için en iyi optimal değer: ', num2str(Best\_score)]);

figure = gcf;

semilogy(HO\_curve, 'Color', '#b28d90', 'LineWidth', 2)

xlabel('İterasyon');

ylabel('Şimdiye kadar elde edilen en iyi skor');

box on

set(findall(figure, '-property', 'FontName'), 'FontName', 'Times New Roman')

legend('HO')

**Kaynaklar**

1. Dhiman, G., Garg, M., Nagar, A., Kumar, V. & Dehghani, M. A novel algorithm for global optimization: Rat swarm optimizer.

J. Ambient Intell. Humaniz Comput. 12, 8457-8482 (2021).

2. Chen, H. et al. An opposition-based sine cosine approach with local search for parameter estimation of photovoltaic models.

Energy Convers Manag. 195, 927-942 (2019).

3. Li, S., Chen, H., Wang, M., Heidari, A. A. & Mirjalili, S. Slime mould algorithm: A new method for stochastic optimization.

Futur. Gener. Comput. Syst. 111, 300-323 (2020).

4. Gharaei, A., Shekarabi, S. & Karimi, M. Modelling and optimal lot-sizing of the replenishments in constrained, multi-product

and bi-objective EPQ models with defective products: Generalised cross decomposition. Int. J. Syst. Sci. https://doi.org/10.1080/

23302674.2019.1574364 (2019).

5. Sayadi, R. & Awasthi, A. An integrated approach based on system dynamics and ANP for evaluating sustainable transportation

policies. Int. J. Syst. Sci.: Op. Logist. 7, 1-10 (2018).

6. Golalipour, K. et al. The corona virus search optimizer for solving global and engineering optimization problems. Alex. Eng. J.

78, 614-642 (2023).

7. Wolpert, D. H. & Macready, W. G. No free lunch theorems for optimization. IEEE Trans. Evolut. Comput. 1, 67-82 (1997).

Emam, M. M., Samee, N. A., Jamjoom, M. M. & Houssein, E. H. Optimized deep learning architecture for brain tumor clas-

sification using improved hunger games search algorithm. Comput. Biol. Med. 160, 106966 (2023).

9. Lu, D. et al. Effective detection of Alzheimer's disease by optimizing fuzzy K-nearest neighbors based on salp swarm algorithm.

Comput. Biol. Med. 159, 106930 (2023).

10. Patel, H. R. & Shah, V. A. Fuzzy Logic Based Metaheuristic Algorithm for Optimization of Type-1 Fuzzy Controller: Fault-

Tolerant Control for Nonlinear System with Actuator Fault\*\* The authors) received funding for the ACODS-2022 registration

fees from Dharmsinh Desai University, Nadiad-387001, Gujarat, India. IFAC-PapersOnLine 55, 715-721 (2022).

11. Ekinci, S. & Izci, D. Enhancing IIR system identification: Harnessing the synergy of gazelle optimization and simulated annealing

algorithms. ePrime - Adv. Electr. Eng. Electron. Energy 5, 100225 (2023).

12. Refaat, A. et al. A novel metaheuristic MPPT technique based on enhanced autonomous group particle swarm optimization

algorithm to track the GMPP under partial shading conditions - Experimental validation. Energy Convers Manag. 287, 117124

(2023).

13. Kunakote, T. et al. Comparative performance of twelve metaheuristics for wind farm layout optimisation. Archiv. Comput.

Methods Eng. 29, 717-730 (2022).

14. Ocak, A., Melih Nigdeli, S. & Bekdas, G. Optimization of the base isolator systems by considering the soil-structure interaction

via metaheuristic algorithms. Structures 56, 104886 (2023).

15. Domínguez, A., Juan, A. & Kizys, R. A survey on financial applications of metaheuristics. ACM Comput. Surv. 50, 1-23 (2017).

Han, S. et al. Thermal-economic optimization design of shell and tube heat exchanger using an improved sparrow search algo-

rithm. Therm. Sci. Eng. Progress 45, 102085 (2023).

17. Hazra, A., Rana, P., Adhikari, M. & Amgoth, T. Fog computing for next-generation Internet of Things: Fundamental, state-of-

the-art and research challenges. Comput. Sci. Rev. 48, 100549 (2023).

18. Mohapatra, S. & Mohapatra, P. American zebra optimization algorithm for global optimization problems. Sci. Rep. 13, 5211

(2023).

19. Dehghani, M., Hubálovský, S & Trojovský, P. Northern goshawk optimization: A new swarm-based algorithm for solving opti-

mization problems. IEEE Access 9, 162059-162080 (2021).

20. Kennedy, J. & Eberhart, R. Particle swarm optimization. in Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks

vol. 4 1942-1948 (1995).

21.

Dorigo, M., Birattari, M. & Stutzle, T. Ant colony optimization. IEEE Comput. Intell. Mag. 1, 28-39 (2006).

22.

Kang, F., Li, J. & Ma, Z. Rosenbrock artificial bee colony algorithm for accurate global optimization of numerical functions. Inf.

Sci. 181, 3508-3531 (2011).

23. Kaur, S., Awasthi, L. K., Sangal, A. L. & Dhiman, G. Tunicate Swarm Algorithm: A new bio-inspired based metaheuristic para-

digm for global optimization. Eng. Appl. Artif. Intell. 90, 103541 (2020).

24. Zhong, C., Li, G. & Meng, Z. Beluga whale optimization: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm. Knowl. Based Syst.

251, 109215 (2022).

25.

Eslami, N., Yazdani, S., Mirzaei, M. & Hadavandi, E. Aphid-Ant Mutualism: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm

for solving optimization problems. Math. Comput. Simul. 201, 362-395 (2022).

26. Chou, J.-S. & Truong, D.-N. A novel metaheuristic optimizer inspired by behavior of jellyfish in ocean. Appl Math Comput 389,

125535 (2021).

27.

Dhiman, G. & Kumar, V. Spotted hyena optimizer: A novel bio-inspired based metaheuristic technique for engineering applica-

tions. Adv. Eng. Softw. 114, 48-70 (2017).

28.

Hashim, F. A., Houssein, E. H., Hussain, K., Mabrouk, M. S. & Al-Atabany, W. Honey badger algorithm: New metaheuristic

algorithm for solving optimization problems. Math. Comput. Simul. 192, 84-110 (2022).

29. Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Zidan, M., Jameel, M. & Abouhawwash, M. Mantis search algorithm: A novel bio-inspired

30.

algorithm for global optimization and engineering design problems. Comput. Methods Appl. Mech. Eng. 415, 116200 (2023).

Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Jameel, M. & Abouhawwash, M. Nutcracker optimizer: A novel nature-inspired metaheuristic

31.

algorithm for global optimization and engineering design problems. Knowl. Based Syst. 262, 110248 (2023).

Zhao, W., Zhang, Z. & Wang, L. Manta ray foraging optimization: An effective bio-inspired optimizer for engineering applica-

tions. Eng. Appl. Artif. Intell. 87, 103300 (2020).

32. Jiang, Y., Wu, Q., Zhu, S. & Zhang, L. Orca predation algorithm: A novel bio-inspired algorithm for global optimization problems.

Expert Syst. Appl. 188, 116026 (2022).

33. Zaldívar, D. et al. A novel bio-inspired optimization model based on Yellow Saddle Goatfish behavior. Biosystems 174, 1-21

(2018).

34.

35.

Guo, ). et al. A novel hermit crab optimization algorithm. Sci. Rep. 13, 9934 (2023).

Akbari, M. A., Zare, M., Azizipanah-abarghooee, R., Mirjalili, S. & Deriche, M. The cheetah optimizer: A nature-inspired

metaheuristic algorithm for large-scale optimization problems. Sci. Rep. 12, 10953 (2022).

36. Trojovský, P. & Dehghani, M. A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems based on walruses

behavior. Sci. Rep. 13, 8775 (2023).

37.

38.

Ferahtia, S. et al. Red-tailed hawk algorithm for numerical optimization and real-world problems. Sci. Rep. 13, 12950 (2023).

Ai, H. et al. Magnetic anomaly inversion through the novel barnacles mating optimization algorithm. Sci. Rep. 12, 22578 (2022).

39. Xian, S. & Feng, X. Meerkat optimization algorithm: A new meta-heuristic optimization algorithm for solving constrained

engineering problems. Expert Syst. Appl. 231, 120482 (2023).

40. Hashim, F. A. & Hussien, A. G. Snake optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm. Knowl. Based Syst. 242, 108320

(2022).

41.

Saremi, S., Mirjalili, S. & Lewis, A. Grasshopper optimisation algorithm: Theory and application. Adv. Eng. Softw. 105, 30-47

42. Yu, J. J. Q. & Li, V. O. K. A social spider algorithm for global optimization. Appl. Soft Comput. 30, 614-627 (2015).

43. Mirjalili, S. & Lewis, A. The whale optimization algorithm. Adv. Eng. Softw. 95, 51-67 (2016).

44. Mirjalili, S. The ant lion optimizer. Adv. Eng. Softw. 83, 80-98 (2015).

45.

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M. & Lewis, A. Grey wolf optimizer. Adv. Eng. Softw. 69, 46-61 (2014).

46.

Faramarzi, A., Heidarinejad, M., Mirjalili, S. & Gandomi, A. H. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic.

Expert Syst. Appl. 152, 113377 (2020).

47. Abualigah, L. et al. Aquila Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm. Comput Ind Eng 157, 107250 (2021).

48. Abdollahzadeh, B., Gharehchopogh, F. S., Khodadadi, N. & Mirjalili, S. Mountain gazelle optimizer: A new nature-inspired

metaheuristic algorithm for global optimization problems. Adv. Eng. Softw. 174, 103282 (2022).

49. Zhao, W., Wang, L. & Mirjalili, S. Artificial hummingbird algorithm: A new bio-inspired optimizer with its engineering applica-

tions. Comput. Methods Appl. Mech. Eng. 388, 114194 (2022).

50. Abdollahzadeh, B., Gharehchopogh, F. S. & Mirjalili, S. African vultures optimization algorithm: A new nature-inspired

metaheuristic algorithm for global optimization problems. Comput. Ind. Eng. 158, 107408 (2021).

51. Das, A. K. & Pratihar, D. K. Bonobo optimizer (BO): An intelligent heuristic with self-adjusting parameters over continuous

spaces and its applications to engineering problems. Appl. Intell. 52, 2942-2974 (2022).

52. Mirjalili, S. et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems. Adv. Eng. Softw. 114, 163-191

(2017).

53.

Heidari, A. A. et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications. Futur. Gener. Comput. Syst. 97, 849-872 (2019).

54. Tu, J., Chen, H., Wang, M. & Gandomi, A. H. The colony predation algorithm. J. Bionic. Eng. 18, 674-710 (2021).

55. ALRahhal, H. & Jamous, R. AFOX: A new adaptive nature-inspired optimization algorithm. Artif. Intell. Rev. https://doi.org/

10.1007/s10462-023-10542-z (2023).

56. Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Jameel, M. & Abouhawwash, M. Spider wasp optimizer: A novel meta-heuristic optimization

algorithm. Artif. Intell. Rev. 56, 11675-11738 (2023).

57. Abdollahzadeh, B., Soleimanian Gharehchopogh, F. & Mirjalili, S. Artificial gorilla troops optimizer: A new nature-inspired

metaheuristic algorithm for global optimization problems. Int. J. Intell. Syst. 36, 5887-5958 (2021).

Gandomi, A. H. & Alavi, A. H. Krill herd: A new bio-inspired optimization algorithm. Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simul.

17, 4831-4845 (2012).

59. Yuan, Y. et al. Alpine skiing optimization: A new bio-inspired optimization algorithm. Adv. Eng. Softw. 170, 103158 (2022).

60. Eusuff, M., Lansey, K. & Pasha, F. Shuffled frog-leaping algorithm: A memetic meta-euristic for discrete optimization. Eng.

Optimiz. 38, 129-154 (2006).

61.

Yang, X.-S. Chapter 8 - Firefly Algorithms. In Nature-Inspired Optimization Algorithms (ed. Yang, X.-S.) 111-127 (Elsevier, 2014).

62.

Suyanto, S., Ariyanto, A. A. & Ariyanto, A. F. Komodo Mlipir Algorithm. Appl. Soft Comput. 114, 108043 (2022).

63.

Ezugwu, A. E., Agushaka, ). O., Abualigah, L., Mirjalili, S. & Gandomi, A. H. Prairie dog optimization algorithm. Neural Comput.

Appl. 34, 20017-20065 (2022).

64. Dehghani, M., Hubálovský, S & Trojovský, P. Tasmanian devil optimization: A new bio-inspired optimization algorithm for

solving optimization algorithm. IEEE Access 10, 19599-19620 (2022).

65. Abualigah, L., Elaziz, M. A., Sumari, P., Geem, Z. W. & Gandomi, A. H. Reptile search algorithm (RSA): A nature-inspired

meta-heuristic optimizer. Expert Syst. Appl. 191, 116158 (2022).

66. Dutta, T., Bhattacharyya, S., Dey, S. & Platos, J. Border collie optimization. IEEE Access 8, 109177-109197 (2020).

67. Saba, J., Bozorg-Haddad, O. & Cuckoo, C. X. Cuckoo optimization algorithm (COA). In Advanced Optimization by Nature-

Inspired Algorithms (ed. Bozorg-Haddad, O.) 39-49 (Springer Singapore, 2018).

68. Mirjalili, S. Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm. Knowl. Based Syst. 89, 228-249

(2015).

69.

Whitley, D. A Genetic Algorithm Tutorial. Stat Comput 4, (1998).

70.

Moscato, P. On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms. (1989).

71. Storn, R. & Price, K. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. J.

Global Optimiz. 11, 341-359 (1997).

72. Beyer, H.-G. & Schwefel, H.-P. Evolution strategies-a comprehensive introduction. Nat. Comput. 1, 3-52 (2002).

73.

Simon, D. Biogeography-based optimization. IEEE Trans. Evolut. Comput. 12, 702-713 (2008).

74.

Houssein, E. H., Oliva, D., Samee, N. A., Mahmoud, N. F. & Emam, M. M. Liver cancer algorithm: A novel bio-inspired optimizer.

Comput. Biol. Med. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.107389 (2023).

75. Banzhaf, W., Francone, F. D., Keller, R. E. & Nordin, P. Genetic Programming: An Introduction: On the Automatic Evolution of

Computer Programs and Its Applications (Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1998).

76. Xing, B. & Gao, W.-J. Invasive Weed Optimization Algorithm. In Innovative Computational Intelligence: A Rough Guide to 134

Clever Algorithms (eds Xing, B. & Gao, W.-).) 177-181sZ (Springer International Publishing, 2014).

77. Zhao, W. et al. Electric eel foraging optimization: A new bio-inspired optimizer for engineering applications. Expert Syst. Appl.

238, 122200 (2024).

78. El-kenawy, E. S. M. et al. Greylag goose optimization: Nature-inspired optimization algorithm. Expert Syst Appl 238, 122147

(2024).

79. Abdollahzadeh, B. et al. Puma optimizer (PO): A novel metaheuristic optimization algorithm and its application in machine

learning. Cluster Comput. https://doi.org/10.1007/S10586-023-04221-5/TABLES/28 (2024).

80. Cheng, R. & Jin, Y. A competitive swarm optimizer for large scale optimization. IEEE Trans. Cybern. 45, 191-204 (2015).

81. de Vasconcelos Segundo, E. H., Mariani, V. C. & dos Coelho, L. S. Design of heat exchangers using Falcon Optimization Algo-

rithm. Appl. Therm. Eng. 156, 119-144 (2019).

82. Sulaiman, M. H., Mustaffa, Z., Saari, M. M. & Daniyal, H. Barnacles mating optimizer: A new bio-inspired algorithm for solving

engineering optimization problems. Eng. Appl. Artif. Intell. 87, 103330 (2020).

83.

84.

85.

Yapici, H. & Cetinkaya, N. A new meta-heuristic optimizer: Pathfinder algorithm. Appl. Soft Comput. 78, 545-568 (2019).

Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D. & Vecchi, M. P. Optimization by simulated annealing. Science 1979(220), 671-680 (1983).

Deng, L. & Liu, S. Snow ablation optimizer: A novel metaheuristic technique for numerical optimization and engineering design.

Expert Syst. Appl. 225, 120069 (2023).

86. Abedinpourshotorban, H., Mariyam Shamsuddin, S., Beheshti, Z. & Jawawi, D. N. A. Electromagnetic field optimization: A

physics-inspired metaheuristic optimization algorithm. Swarm Evol. Comput. 26, 8-22 (2016).

87. Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Sallam, K. M. & Chakrabortty, R. K. Light spectrum optimizer: A novel physics-inspired

metaheuristic optimization algorithm. Mathematics 10, 3466 (2022).

88. Rodriguez, L., Castillo, O., Garcia, M. & Soria, J. A new meta-heuristic optimization algorithm based on a paradigm from phys-

ics: String theory. J. Intell. Fuzzy Syst. 41, 1657-1675 (2021).

89. Yang, X.-S. Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm. In Music-Inspired Harmony Search Algorithm: Theory and Applica-

tions (ed. Geem, Z. W.) 1-14 (Springer, 2009).

90. Mirjalili, S., Mirjalili, S. M. & Hatamlou, A. Multi-Verse Optimizer: A nature-inspired algorithm for global optimization. Neural

Comput. Appl. 27, 495-513 (2016).

91. Hatamlou, A. Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. Inf. Sci. (N Y) 222, 175-184 (2013).

92. Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H. & Saryazdi, S. G. S. A. A gravitational search algorithm. Inf. Sci. (N Y) 179, 2232-2248 (2009).

Anita, & Yadav, A. AEFA: Artificial electric field algorithm for global optimization. Swarm Evol. Comput. 48, 93-108 (2019).

94.

Tayarani-N, M. H. & Akbarzadeh-T, M. R. Magnetic Optimization Algorithms a new synthesis. in 2008 IEEE Congress on Evo-

lutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence) 2659-2664 (2008). doi:https://doi.org/10.1109/

CEC.2008.4631155.

95.

Lam, A. Y. S. & Li, V. O. K. Chemical-reaction-inspired metaheuristic for optimization. IEEE Trans. Evolut. Comput. 14, 381-399

(2009).

96. Zhao, W., Wang, L. & Zhang, Z. Atom search optimization and its application to solve a hydrogeologic parameter estimation

problem. Knowl. Based Syst. 163, 283-304 (2019).

Hashim, F. A., Houssein, E. H., Mabrouk, M. S., Al-Atabany, W. & Mirjalili, S. Henry gas solubility optimization: A novel physics-

based algorithm. Future Gener. Comput. Syst. 101, 646-667 (2019).

98. Wei, Z., Huang, C., Wang, X., Han, T. & Li, Y. Nuclear reaction optimization: A novel and powerful physics-based algorithm for

global optimization. IEEE Access 7, 66084-66109 (2019).

99. Shehadeh, H. Chernobyl disaster optimizer (CDO): A novel meta-heuristic method for global optimization. Neural Comput.

Appl. https://doi.org/10.1007/s00521-023-08261-1 (2023).

100. Kaveh, A. & Dadras, A. A novel meta-heuristic optimization algorithm: Thermal exchange optimization. Adv. Eng. Softw. 110,

69-84 (2017).

101. Ghasemi, M. et al. A novel and effective optimization algorithm for global optimization and its engineering applications: Tur-

bulent Flow of Water-based Optimization (TFWO). Eng. Appl. Artif. Intell. 92, 103666 (2020).

102.

Eskandar, H., Sadollah, A., Bahreininejad, A. & Hamdi, M. Water cycle algorithm - A novel metaheuristic optimization method

for solving constrained engineering optimization problems. Comput. Struct. 110-111, 151-166 (2012).

103. Faramarzi, A., Heidarinejad, M., Stephens, B. & Mirjalili, S. Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm. Knowl.

Based Syst. 191, 105190 (2020).

104.

Houssein, E. H., Saad, M. R., Hashim, F. A., Shaban, H. & Hassaballah, M. Lévy flight distribution: A new metaheuristic algorithm

for solving engineering optimization problems. Eng. Appl. Artif. Intell. 94, 103731 (2020).

105.

Talatahari, S., Azizi, M., Tolouei, M., Talatahari, B. & Sareh, P. Crystal structure algorithm (CryStAl): A metaheuristic optimiza-

tion method. IEEE Access 9, 71244-71261 (2021).

106.

Dehghani, M., Trojovská, E. & Trojovský, P. A new human-based metaheuristic algorithm for solving optimization problems

on the base of simulation of driving training process. Sci. Rep. 12, 9924 (2022).

107.

Wang, X., Xu, J. & Huang, C. Fans Optimizer: A human-inspired optimizer for mechanical design problems optimization. Expert

Syst. Appl. 228, 120242 (2023).

108.

Matousová, I., Trojovský, P., Dehghani, M., Trojovská, E. & Kostra, J. Mother optimization algorithm: A new human-based

109.

metaheuristic approach for solving engineering optimization. Sci. Rep. 13, 10312 (2023).

Faridmehr, I., Nehdi, M. L., Davoudkhani, I. F. & Poolad, A. Mountaineering team-based optimization: A novel human-based

metaheuristic algorithm. Mathematics 11, 1273 (2023).

110.

Ahmadi, S.-A. Human behavior-based optimization: A novel metaheuristic approach to solve complex optimization problems.

Neural Comput. Appl. 28, 233-244 (2017).

111. Trojovsk, E. & Dehghani, M. A new human-based metahurestic optimization method based on mimicking cooking training.

Sci. Rep. 12, 14861 (2022).

112.

Rao, R. V., Savsani, V. J. & Vakharia, D. P. Teaching-learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical

design optimization problems. Comput.-Aided Design 43, 303-315 (2011).

113.

Askari, Q., Younas, I. & Saeed, M. Political optimizer: A novel socio-inspired meta-heuristic for global optimization. Knowl.

Based Syst. 195, 105709 (2020).

o so, . alica pinker: A novel socio inspired meta heurisic for global optimization Krow.

114.

Ayyarao, et al. War strategy optimization algorithm: A new effective metaheuristic algorithm for global optimization. IEEE

Access 10, 25073-25105 (2022).

115.

Pourghanbar, M., Kelarestaghi, M. & Eshghi, F. EVEBO: A new election inspired optimization algorithm. in 2015 IEEE Congress

on Evolutionary Computation (CEC) 916-924 (2015). doi:https://doi.org/10.1109/CEC.2015.7256988.

116. Xu, Y. et al. Improving teaching-learning-based-optimization algorithm by a distance-fitness learning strategy. Knowl. Base

Syst. 257, 108271 (2022).

Reynolds, R. An Introduction to Cultural Algorithms. (1994).

Zhao, W., Wang, L. & Zhang, Z. Supply-demand-based optimization: A novel economics-inspired algorithm for global optimiza-

tion. IEEE Access 7, 73182-73206 (2019).

Shabani, A., Asgarian, B., Salido, M. & Asil Gharebaghi, S. Search and rescue optimization algorithm: A new optimization

method for solving constrained engineering optimization problems. Expert Syst. Appl. 161, 113698 (2020).

Das, B., Mukherjee, V. & Das, D. Student psychology based optimization algorithm: A new population based optimization

121.

algorithm for solving optimization problems. Adv. Eng. Softw. 146, 102804 (2020).

Samareh Moosavi, S. H. & Bardsiri, V. K. Poor and rich optimization algorithm: A new human-based and multi populations

algorithm. Eng. Appl. Artif. Intell. 86, 165-181 (2019).

Azizi, M., Baghalzadeh Shishehgarkhaneh, M., Basiri, M. & Moehler, R. C. Squid game optimizer (SGO): A novel metaheuristic

algorithm. Sci. Rep. 13, 5373 (2023).

Ahmadi Zeidabadi, F. & Dehghani, M. POA: Puzzle optimization algorithm. Int. J. Intell. Eng. Syst. 15, 2022 (2022).

Dehghani, M., Montazeri, Z., Givi, H., Guerrero, J. & Dhiman, G. Darts game optimizer: A new optimization technique based

on darts game. Int. J. Intell. Eng. Syst. 13, 286-294 (2020).

125.

Abualigah, L., Diabat, A., Mirjalili, S., Abd Elaziz, M. & Gandomi, A. H. The arithmetic optimization algorithm. Comput. Methods

Appl. Mech. Eng. 376, 113609 (2021).

126.

127.

128.

Talatahari, S. & Azizi, M. Chaos game optimization: A novel metaheuristic algorithm. Artif. Intell. Rev. 54, 917-1004 (2021).

Mirjalili, S. SCA: A sine cosine algorithm for solving optimization problems. Knowl. Based Syst. 96, 120-133 (2016).

Hansen, N., Müller, S. & Koumoutsakos, P. Reducing the time complexity of the derandomized evolution strategy with covari-

ance matrix adaptation (CMA-ES). Evol. Comput. 11, 1-18 (2003).

129.

Fritsch, C. J., Hanekom, C. & Downs, C. T. Hippopotamus population trends in Ndumo Game Reserve, South Africa, from 1951

to 2021. Glob. Ecol. Conserv. 32, e01910 (2021).

130.

Andriwibowo, A., Basukriadi, A. & Nurdin, E. Habitat and distribution modeling of prehistoric hippos (Hippopotamus sivalensis

spp.) during pleistocene in Java Island. J. Biodjati 6, 93-101 (2021).

131.

Stears, K., Nuñez, T., Muse, E., Mutayoba, B. & Mccauley, D. Spatial ecology of male hippopotamus in a changing watershed.

Sci. Rep. 9, 15392 (2019).

132. Lewison, R. L. & Carter, J. Exploring behavior of an unusual megaherbivore: A spatially explicit foraging model of the hippo-

potamus. Ecol. Modell 171, 127-138 (2004).

133.

Tennant, K. S. et al. Achieving optimal welfare for the Nile hippopotamus (Hippopotamus amphibius) in North American zoos

and aquariums. Behav. Processes 156, 51-57 (2018).

134.

Timbuka, C. D. The ecology and behaviour of the common hippopotamus, Hippopotamus amphibious L., in Katavi National

Park, Tanzania: responses to varying water resources. (2012).

135. Olivier, R. & Laurie, A. Habitat utilization by hippopotamus in the Mara River East. Afr. J. Ecol. 12, 249-271 (1974).

136. Furstenburg, D. Focus on the hippopotamus (Hippopotamus amphibious). 06065, 54-56 (2012).

137. Kudela, J. & Matousek, R. New benchmark functions for single-objective optimization based on a zigzag pattern. IEEE Access

10, 8262-8278 (2022).

138. Price, K. V., Awad, N. H., Ali, M. Z. & Suganthan, P. N. The 100-digit challenge: problem definitions and evaluation criteria for

the 100-digit challenge special session and competition on single objective numerical optimization. Nanyang Technol. Univ. 1,

1-21 (2018).

139.

Liang, J., Qu, B. & Suganthan, P. Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2014 Special Session and Competition

on Single Objective Real-Parameter Numerical Optimization. (2013).

140. Wang, H., Rahnamayan, S., Sun, H. & Omran, M. Gaussian bare-bones differential evolution. Cybern. IEEE Trans. 43, 634-647

(2013).

141. Wu, L., Wu, J. & Wang, T. Enhancing grasshopper optimization algorithm (GOA) with levy flight for engineering applications.

Sci. Rep. 13, 124(2023).

142.

Garg, H. A hybrid PSO-GA algorithm for constrained optimization problems. Appl. Math. Comput. 274, 292-305 (2016).

143. Ameen, A., Rashid, T. & Askar, S. CDDO-HS: Child drawing development optimization-harmony search algorithm. Appl. Sci.

13, 5795 (2023).

144. Samareh Moosavi, S. H. & Bardsiri, V. Satin bowerbird optimizer: A new optimization algorithm to optimize ANFIS for software

development effort estimation. Eng. Appl. Artif. Intell. 60, 1-15 (2017).

145.

Parsopoulos, K. & Vrahatis, M. Unified Particle Swarm Optimization for Solving Constrained Engineering Optimization Problems.

Lecture Notes in Computer Science vol. 3612 (2005).

146. Patel, J., Savsani, V., Patel, V. & Patel, R. Layout optimization of a wind farm to maximize the power output using enhanced

teaching learning based optimization technique. J. Clean. Prod. 158, 81-94 (2017).