

# 元启发优化算法综述

王天宝

(天津商业大学宝德学院 300384)

**摘要:** 元启发优化算法受自然现象和生物行为启发,适用于解决复杂优化问题。根据算法的启发源分为基于群体智能、进化、生物行为与人类智能、物理原理以及数学方法五类,并强调了其平衡、记忆、自适应和并行寻优的特点。介绍了近两年提出的创新算法,探讨了通过混沌映射和随机扰动等策略来提升算法性能,展望了算法理论研究、通用性和适应性、效率提升以及跨学科融合等未来发展方向。

**关键词:** 元启发; 群体优化; 技能优化算法; 混沌映射; 高斯变异

文献标志码: A 中图分类号: TP301

## 0 引言

元启发优化算法是受自然和生物启发,模拟自然现象和生物行为而设计的随机搜索策略,以期找到问题的最优或近似最优解。作为高级启发式随机搜索算法,元启发式算法具有结构简约、易于实现、无需数学推导等优点,在解决非线性、非凸、非连续、不可微、高维和 NP 问题上表现出良好的性能。这些优点促使元启发式算法被大量设计和广泛应用,特别在人工智能快速发展的背景下,元启发式算法受到了更多的关注,近年来国内外学者提出百余种新型元启发算法,以解决机器学习、工程领域的各类优化问题<sup>[1]</sup>。基于人类智能和数理规律的新算法,如技能优化算法<sup>[2]</sup>、能量谷优化算法<sup>[3]</sup>是新型元启发优化算法的典型代表。

元启发式优化算法搜索策略通常有两个方面,一是广域范围内多样化的探索机制以便获得全局最优,二是局域范围内的集约化开发机制以提升解得质量。元启发式算法除具备智能启发、随机搜索的基本特征外,还具有如下优点:(1)平衡机制。算法通常在全局搜索和局部搜索之间寻求平衡。(2)记忆机制。存储以前搜索过程中的信息,从而为后续搜索提供经验。(3)自适应性。根据搜索反馈自适应地调整搜索速度与路径。(4)并行寻优。算法通常具备并行处理能力,使得它们在处理多目标、大规模和复杂问题时具有优势。

## 1 类型

依据启发来源,元启发优化算法通常分为五类,群体智能、进

化、基于物理原理、基于数学方法和基于人类或生物行为。

### 1.1 群体智能

群体智能优化算法是一种受自然界群体行为启发的元启发优化算法。1991年,Colormi等<sup>[4]</sup>通过模拟蚁群从蚁穴到食物源避障选择最短路径提出蚁群优化,这被认为是最具开创性的优化算法设计。1995年,Kennedy等<sup>[5]</sup>受鸟群捕食行为启发提出粒子群优化算法,是理论最完备应用最广泛的群体智能算法之一。近年来,蝙蝠算法<sup>[6]</sup>和哈里斯鹰优化算法<sup>[7]</sup>等新型群体智能优化算法被相继提出并不断改进。

### 1.2 进化算法

进化算法是受到自然选择、生物遗传的启发设计的优化算法。遗传算法<sup>[8]</sup>是目前最受关注的进化算法,差分进化<sup>[9]</sup>也是这类算法的杰出代表。侵袭性肿瘤生长<sup>[10]</sup>、冠状病毒优化算法<sup>[11]</sup>是基于进化策略的新型元启发算法,在各类优化任务中表现出良好的性能。

### 1.3 基于物理原理

基于物理的算法是受到物理过程、定律和概念的启发而被提出。模拟退火算法<sup>[12]</sup>是最著名的算法之一,其灵感来自于熔化金属冷却的物理过程。大爆炸-大收缩<sup>[13]</sup>是受宇宙演化启发的元启发算法。依据物体的碰撞及动量变化设计了动量搜索算法<sup>[14]</sup>。水循环算法<sup>[15]</sup>受水循环的分流、降雨、汇流、蒸发与下渗过程启发而被设计。引力搜索算法<sup>[16]</sup>则模拟了引力和质量相互作用的物理规律。

#### 1.4. 基于数学方法

基于数学的算法是受到数学概念、公式的启发而被提出。随机分形算法<sup>[17]</sup>是利用随机分形中扩散规律，更新搜索的元启发优化算法。变邻域搜索算法<sup>[18]</sup>是基于邻域结构的元启发式优化算法，核心思想是通过改变搜索过程中的邻域结构来避免陷入局部最优解。协方差矩阵自适应进化算法<sup>[19]</sup>是基于协方差概念的元启发算法，核心思想是利用协方差矩阵来跟踪种群中个体的分布特征，并根据这些特征自适应地调整搜索方向和步长。

#### 1.5 模拟人类或生物行为

基于人类的算法是模拟人类行为、社交而设计的。人类行为优化算法<sup>[20]</sup>受人类行为启发的典型算法，基于教学的学习算法<sup>[21]</sup>受教师对课堂中学习者的启发而设计的元启发优化算法，通过引入教师数量改进算法<sup>[22]</sup>。

## 2 新型元启发优化算法

表1总结了2023年以来设计的新元启发算法。一般来说，元启发优化算法通过随机选择候选解来启动探索过程，通过更新规则进行迭代，再利用适应度值迭代评估，这是元启发优化算法的基本思想。但根据启发源不同，算法的探索、开发策略不同。

表1 新型元启发优化算法

算法	作者与时间	启发源
完全知情搜索算法 <sup>[23]</sup>	Mojtaba Ghasemi(2023)	人类行为
学前教育优化算法 <sup>[24]</sup>	Trojovsk Pavel(2023)	学前教育
杨氏双缝实验优化器 <sup>[25]</sup>	Abdel-Basset 等(2023)	杨氏双缝实验
双曲正弦余弦优化算法	Jianfui Bai(2023)	双曲正弦余弦
肺功能优化算法 <sup>[26]</sup>	Mojtaba Ghasemi (2024)	人类肺功能
吸引-排斥优化算法 <sup>[27]</sup>	Karol Cymerys 等 (2024)	吸引-排斥平衡
爱情优化算法 <sup>[28]</sup>	Yuansheng Gao(2024)	恋爱行为
河马优化算法 <sup>[29]</sup>	Mohammad Hussein Amiri(2024)	河马捕食、防御
牛顿-拉夫逊优化算法 <sup>[30]</sup>	Ravichandran Sowmya 等(2024)	牛顿-拉夫逊公式
鹅优化算法 <sup>[31]</sup>	Rebwar Khalid Hamad 等(2024)	鹅休息觅食行为
鳊鱼优化算法 <sup>[32]</sup>	L Zareian(2024)	交配行为

## 3 元启发优化算法的改进策略

### 3.1 混沌映射

混沌映射是一种在动态系统理论研究中非线性迭代过程，其特点是对初始条件高度敏感。为了增强搜索能力和寻优性能，许多学者利用混沌映射机制以改善算法性能。Tent 映射、Circle 映射和 Logistic 映射是最常见的混沌映射，分别生成分段线性序列、二次和三次序列，而 Sinusoidal 通过正弦函数生成非线性和周期性的数值序列。相对于 Logistic 映射和 Circle 映射，Sinusoidal 映射表现出更高的随机性，其非线性特性和周期性质使得它能够生成更复杂、

更随机的序列，种群多样性显著增加。

使用混沌映射初始化群体智能算法具有多个优点。(1)增强全局搜索能力，混沌映射的初始种群覆盖了整个解空间，有助于增强算法的全局搜索能力，从而更有效地找到全局最优解。(2)提高收敛速度，由于混沌映射产生的种群分布均匀，可以避免在优化过程中陷入局部最优，从而提高算法的收敛速度。(3)保证解的多样性，混沌映射生成的种群拥有高度随机性和不确定性，有助于保证解的多样性，提高找到全局最优解的可能性。(4)减少参数调整压力，一些混沌映射能够自我调整，减轻了参数调整的负担。

表 2 混沌映射

映射	函数	参数	混沌轨道状态
Tent	$x_{t+1} = \begin{cases} x_t & x_t < a \\ a & x_t = a \\ 1-x_t & x_t > a \\ 1-a & \end{cases}$	$a \in (0,1)$ 取 $a=0.5$	(0,1)
Logistic	$x_{t+1} = ax_t(1-x_t)$	$a \in (0,4]$	(0,1)
Cubic	$x_{t+1} = ax_t(1-x_t^2)$	$a=2.595$	(0,1)
Sinusoidal	$x_{t+1} = ax_t^2 \sin(\pi x_t)$	$a=2.3$	(0,1)
Sine	$x_{t+1} = \frac{a}{4} \sin(\pi x_t)$	$a=4$	(0,1)
ICMIC	$x_{t+1} = \sin\left(\frac{a}{x_t}\right)$	$a \in (0,+\infty)$	(-1,1)
Bernoulli	$x_{t+1} = \begin{cases} x_t & 0 < x_t \leq 1-a \\ 1-a & \\ x_t-1+a & 1-a < x_t < 1 \\ a & \end{cases}$	$a \in (0,1)$	(0,1)
Circle	$x_{t+1} = \text{mod}(x_t + b - (\frac{a}{2\pi})\sin(2\pi x_t), 1)$	$a=0.5, b=0.2$	(0,1)
Iterative	$x_{t+1} = \sin\left(\frac{a\pi}{x_t}\right)$	$a \in (0,1)$ 取 $a=0.7$	(-1,1)

混沌映射为群体智能算法提供了一种有效的初始化策略，有助于改进算法的寻优性能。然而，并非能解决算法的所有不足。

### 3.2 随机扰动

针对元启发算法易陷入局部最优的缺点，采取变异或随机游走跳出局部最优是普遍采用的改进策略。通过在解或其参数上添加一个随机扰动来帮助算法跳出局部最优解，提高搜索全局最优解的能力。

高斯变异是通过高斯分布生成随机扰动，用于改变优化算法中个体的解，在元启发式优化算法中最常用的变异策略。高斯变异被用作改进粒子群优化算法、布谷鸟算法、鲸鱼算法和蜣螂优化算法。

随机游走、螺旋飞行、柯西变异、莱维飞行、反向学习、差分变异、 $t$ 分布扰动也是常见的跳出局部最优的策略。融合两种方式扰动因既有利于避免早熟又可提升收敛稳定性，李梓成<sup>[33]</sup>改进鲸鱼优化算法时，提出在随机游走的基础上引入高斯变异的高斯随机游走，通过产生一系列围绕局部最优的变异序列避免陷入局部最优。柯西分布逆累积函数算子和切线飞行算子融合增强哈里斯鹰算法的搜索稳定性和搜索能力<sup>[34]</sup>。

## 4. 研究展望

元启发优化算法在解决复杂优化问题中扮演着越来越重要的角色。为了适应新的研究和应用挑战，元启发优化算法需要在以下四个维度完善。(1)算法理论研究。与凸优化和数值优化相比，各类算法普遍缺乏严密的数学理论支撑，算法及其收敛性的数学原理不明确。目前大部分研究关注算法的精度、复杂度、稳定性等性能指标，但是算法的收敛性、参数分布研究不足。(2)算法的通用性和适应性。目前，许多元启发算法往往针对特定类型的问题设计，其通用性和适应性有限。未来的研究可致力于开发更加通用和自适应算法，能够自动调整其策略以适应不同类型和规模的优化问题。(3)提高算法的解析效率和精确度。虽然元启发算法对测试函数寻优表现优异，但在某些复杂情况下其解析效率和精确度仍有待提高。研究人员可以通过引入高效的搜索策略、优化算法参数调节机制等方法，提升算法在实际应用中的性能。(4)跨学科融合。元启发优化算法的灵感往往来源于自然界的现象和生物机制。将算法研究推向生物学、物理学、认知科学等领域的深度融合，以催生出更加高效、智能的优化策略。

### 参考文献

[1] Mohammad Deghani, Zeinab Montazeri, Gaurav Dhiman, et

- al. A Spring Search Algorithm Applied to Engineering Optimization Problems[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10: 6173.
- [2]Hadi Givi,Marie Hubalovska. Skill Optimization Algorithm: A New Human-Based Metaheuristic Technique[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2023, 74: 179-202.
- [3]Mahdi Azizi,Uwe Aickelin,Hadi A. Khorshidi, et al. Energy valley optimizer: a novel metaheuristic algorithm for global and engineering optimization[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13.
- [4]Colorni,Alberto,Dorigo, et al. Distributed optimization by ant colonies[C]//*Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, 1991: 134-142.
- [5]Kennedy,James,Eberhart, et al. Particle swarm optimization[C]//*Proceedings of Icn'n'95-international Conference on Neural Networks*, 1995: 1942-1948.
- [6]Yang,Xin-She. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[Z]: Springer, 2010: 65-74.
- [7]Heidari,Ali Asghar,Mirjalili, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [8]Holland J.-H. *Genetic Algorithms*[Z], 1992.
- [9]RAINER STORN,mchp.siemens.de)KENNETH PRICE. Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces[Z]: 1-19.
- [10]Tang,Deyu,Dong, et al. ITGO: Invasive tumor growth optimization algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 36: 670-698.
- [11]Khalid,Asmaa M,Hosny, et al. COVIDOA: a novel evolutionary optimization algorithm based on coronavirus disease replication lifecycle[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(24): 22465-22492.
- [12]Van Laarhoven,Peter JM,Aarts, et al. *Simulated Annealing*[M]: Springer, 1987.
- [13]Osman K. Erol,Ibrahim Eksin. A new optimization method: Big Bang - Big Crunch[J]. *Advances in Engineering Software*, 2006, 37: 106-111.
- [14]Mohammad Dehghani,Haidar Samet. Momentum search algorithm: a new meta-heuristic optimization algorithm inspired by momentum conservation law[J]. *Sn Applied Sciences*, 2020, 2.
- [15]Eskandar,Hadi,Sadollah, et al. Water cycle algorithm--A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems[J]. *Computers & Structures*, 2012, 110: 151-166.
- [16]Rashedi,Esmat,Nezamabadi-Pour, et al. GSA: a gravitational search algorithm[J]. *Information Sciences*, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [17]Hamid Salimi. Stochastic Fractal Search: A powerful metaheuristic algorithm[J]. *Knowledge-based Systems*, 2015, 75: 1-18.
- [18]Hansen,Pierre,Mladenovi{Vc}, et al. Variable neighborhood search: Principles and applications[J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 130(3): 449-467.
- [19]Iruthayarajan,M Willjuice,Baskar, et al. Covariance matrix adaptation evolution strategy based design of centralized PID controller[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 5775-5781.
- [20]Ahmadi,Seyed-Alireza. Human behavior-based optimization: a novel metaheuristic approach to solve complex optimization problems[J]. *Neural Computing and Applications*, 2017, 28(Suppl 1): 233-244.
- [21]Rao,R Venkata,Savsani, et al. Teaching--learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. *Computer-aided Design*, 2011, 43(3): 303-315.
- [22]Rao,R Venkata,Patel, et al. An improved teaching-learning-based optimization algorithm for solving unconstrained optimization problems[J]. *Scientia Iranica*, 2013,

20(3): 710-720.

[23]Ghasemi,Mojtaba,Rahimnejad, et al. A new metaphor-less simple algorithm based on Rao algorithms: a Fully Informed Search Algorithm (FISA)[J]. Peerj Computer Science, 2023, 9.

[24]Trojovsk{\y},Pavel. A new human-based metaheuristic algorithm for solving optimization problems based on preschool education[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1).

[25]Abdel-Basset,Mohamed,El-Shahat, et al. Young ' s double-slit experiment optimizer: A novel metaheuristic optimization algorithm for global and constraint optimization problems[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023, 403.

[26]Ghasemi,Mojtaba,Zare, et al. Optimization based on performance of lungs in body: Lungs performance-based optimization (LPO)[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2024, 419.

[27]Cymerys,Karol,Oszust, et al. Attraction--Repulsion Optimization Algorithm for Global Optimization Problems[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 84.

[28]Yuansheng Gao,Jiahui Zhang,Yulin Wang, et al. Love Evolution Algorithm: a stimulus - value - role theory-inspired

evolutionary algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2024.

[29]Amiri,Mohammad Hussein,Mehrabi Hashjin, et al. Hippopotamus optimization algorithm: a novel nature-inspired optimization algorithm[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1).

[30]Sowmya,Ravichandran,Premkumar, et al. Newton-Raphson-based optimizer: A new population-based metaheuristic algorithm for continuous optimization problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128.

[31]Hamad,Rebwar Khalid,Rashid, et al. GOOSE algorithm: a powerful optimization tool for real-world engineering challenges and beyond[J]. Evolving Systems, 2024: 1-26.

[32]Zareian,Lida,Rahebi, et al. Bitterling fish optimization (BFO) algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024: 1-34.

[33]李梓成,代永强. 一种改进的鲸鱼优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(02): 173-180.

[34]Min Wang,Jie-Sheng Wang,Xu-Dong Li, et al. Harris Hawk Optimization Algorithm Based on Cauchy Distribution Inverse Cumulative Function and Tangent Flight Operator[J]. Applied Intelligence, 2022, 52: 10999-11026.

基金项目: 教育部产学合作协同育人项目 (230801416275133)