

本文引用格式：曾庆丰,蔡延光,胡城,等.蝗虫优化算法综述[J].自动化与信息工程,2024,45(1):1-11.

ZENG Qingfeng, CAI Yanguang, HU Cheng, et al. A survey of grasshopper optimization algorithm[J]. Automation & Information Engineering, 2024,45(1):1-11.

蝗虫优化算法综述*

曾庆丰 蔡延光 胡城 黄嘉铨

(广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 蝗虫优化算法是基于蝗虫觅食行为来模拟优化过程的一种元启发式算法,具有收敛速度快、精度高、简单易实现等特点,广泛应用于解决优化问题和实际工程。首先,介绍蝗虫优化算法的原理及流程;然后,详细论述蝗虫优化算法的研究现状及其在人工智能、金融、医疗、路径规划等领域的应用;最后,对蝗虫优化算法进行总结,指出未来可能的研究方向。

关键词: 蝗虫优化算法; 元启发式优化算法; 优化过程

中图分类号: TP13

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2024)01-0001-11

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2024.01.001

A Survey of Grasshopper Optimization Algorithm

ZENG Qingfeng CAI Yanguang HU Cheng HUANG Jiacheng

(College of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The grasshopper optimization algorithm is a metaheuristic algorithm based on grasshopper foraging behavior to simulate the optimization process. It has the characteristics of fast convergence speed, high accuracy, and easy implementation, and is widely used in solving optimization problems and practical engineering. Firstly, introduce the principle and process of grasshopper optimization algorithm; Then, the research status of grasshopper optimization algorithms and their applications in fields such as artificial intelligence, finance, healthcare, and path planning are discussed in detail; Finally, summarize the grasshopper optimization algorithm and point out possible future research directions.

Keywords: grasshopper optimization algorithm; metaheuristic optimization algorithm; optimization process

0 引言

元启发式算法是一种利用启发式方法进行搜索和优化问题的算法,其基本思想是将多个不同的启发式算法结合起来,形成一个更具有集成能力和鲁棒性的算法,以提高解决问题的效率和质量。

许多元启发式算法是通过观察自然界中的现象和规律提出的。如通过观察动物群体的捕食行为提出的优化算法有白鲸优化 (beluga whale optimization, BWO) 算法^[1]、侏儒猫鼬优化 (dwarf mongoose optimization, DMO) 算法^[2]、金枪鱼群优化 (tuna swarm optimization, TSO) 算法^[3]、沙猫群优化 (sand cat swarm

optimization, SCSO) 算法^[4]、金豺优化 (golden jackal optimization, GJO) 算法^[5]等。通过观察人类行为提出的优化算法有法医调查 (forensic-based investigation, FBI) 优化算法^[6],其灵感来源于警官调查嫌疑人的过程;协作搜索算法^[7] (cooperation search algorithm, CSA),其灵感来源于现代企业团队的协作行为;战争策略优化 (war strategy optimization, WSO) 算法^[8],其灵感来源于古代战争中的攻击策略和防御策略。相较于传统的优化算法,元启发式算法可在不了解问题的结构和特征的情况下,能自动设计出适合特定问题的启发函数,且搜索效率和优化性能更好。

* 基金项目: 广东省科技计划项目 (2016A050502060, 2020B1010010005); 广州市科技计划项目 (202206010011, 2023B03J1339)。

蝗虫优化算法(grasshopper optimization algorithm, GOA) 由 Shahrzad Saremi 等^[9]于 2017 年提出, 是一种基于蝗虫群体觅食行为的群智能优化算法。在蝗虫群体中, 蝗虫之间存在排斥力和吸引力。GOA 利用蝗虫之间的排斥力和吸引力将搜索空间划分为排斥空间、舒适空间和吸引空间。在排斥空间内, 蝗虫之间的排斥力很强, 搜索的可能性较小; 在舒适空间内, 蝗虫之间相互吸引, 但不会过度聚集, 搜索的可能性较高; 在吸引空间内, 蝗虫之间的吸引力很强, 搜索的可能性很高。GOA 根据蝗虫之间的距离来调整力的作用, 并采用抽象函数来寻找最优解。与其他群智能优化算法类似, GOA 也包含探索和开发两个阶段。其中, 探索阶段类似于蝗虫的成虫期, 蝗虫具有飞行能力, 可以进行长距离的迁徙, 算法可在广阔的搜索空间中寻找潜在的高质量解; 开发阶段类似于蝗虫的卵和幼虫期, 蝗虫运动缓慢、步伐小, 算法可进行小范围的搜索, 以加快收敛速度。

本文系统性地概括和总结了 GOA 的原理、流程、改进策略、应用等, 并阐述其研究现状, 为其未来的研究及应用提供一定的借鉴意义。

1 GOA 的原理和流程

1.1 GOA 的原理

蝗虫个体位置更新时, GOA 考虑了社会相互作用 (S_i)、重力作用 (G_i) 和风力作用 (A_i) 3 个因素, 即

$$x_i = S_i + G_i + A_i \quad (1)$$

式中: x_i 为第 i 个蝗虫的位置。

社会相互作用 S_i 的计算公式为

$$S_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N s(d_{ij}) \hat{d}_{ij} \quad (2)$$

式中: N 为蝗虫的种群数, \hat{d}_{ij} 为第 i 个蝗虫和第 j 个蝗虫距离的单位向量, 计算公式为

$$\hat{d}_{ij} = \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \quad (3)$$

式中: d_{ij} 为第 i 个和第 j 个蝗虫之间的距离,

计算公式为

$$d_{ij} = |x_j - x_i| \quad (4)$$

社会力量强度函数 $s(r)$ 的计算公式为

$$s(r) = f e^{\frac{r}{l}} - e^{-r} \quad (5)$$

式中: f 为吸引强度, l 为吸引力范围。

重力作用 G_i 的计算公式为

$$G_i = -g \hat{e}_g \quad (6)$$

式中: g 为引力常数, \hat{e}_g 为指向地球中心的单位向量。

风力作用 A_i 的计算公式为

$$A_i = u \hat{e}_w \quad (7)$$

式中: u 为漂移常数, \hat{e}_w 为风向的单位向量。

将公式(2)~(7)代入公式(1), 可得

$$x_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N s(|x_j - x_i|) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} - g \hat{e}_g + u \hat{e}_w \quad (8)$$

公式(8)是为居住在自由空间的蝗虫群体设计的, 不能直接用于求解优化问题, 因为模型中的蝗虫群体很快会到达舒适区, 不会收敛到指定点。为了能够求解优化问题, 在不考虑重力影响且假设风向总是朝向当前最佳解方向的情况下, 修改公式(8), 可得到 GOA 的迭代公式为

$$x_i^d = c_1 \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N c_2 \frac{ub_d - lb_d}{2} s(|x_j^d - x_i^d|) \frac{x_j^d - x_i^d}{d_{ij}} \right) + \hat{T}_d \quad (9)$$

式中： d 为解空间的维度，即待优化的变量个数或特征个数； ub_d 为第 d 维的上界； lb_d 为第 d 维的下界； x_i^d 为算法迭代过程中第 i 个蝗虫在第 d 维的位置； \hat{T}_d 为到目前为止找到的最佳解中第 d 维的值； c_1 和 c_2 分别为蝗虫之间的吸引力和排斥力的强度控制参数， c_1 可调节算法的探索和开发过程， c_2 可线性减小蝗虫个体之间的相互作用区间，从而引导蝗虫找到最优解，将 c_1 和 c_2 都视为单个参数 c ，其计算公式为

$$c = c_{\max} - t \frac{c_{\max} - c_{\min}}{Max_iter} \quad (10)$$

式中： c_{\max} 为参数 c 的最大值， c_{\min} 为参数 c 的最小值， t 为算法的当前迭代次数， Max_iter 为算法的最大迭代次数。

1.2 GOA 的流程

GOA 的实现步骤如下：

- 1) 初始化，初始化蝗虫种群个数(N)和算法的最大迭代次数(Max_iter)、参数 c 的上下界(ub_d 、 lb_d)和最大值(c_{\max})、最小值(c_{\min})；
- 2) 生成初始化种群 X ；
- 3) 计算每只蝗虫的适应度值，并从种群中选出最优个体 T ；
- 4) 判断是否达到迭代次数，若达到，则迭代过程结束，输出最优解；若未达到，则继续步骤5)；
- 5) 更新参数 c ；
- 6) 计算蝗虫之间的距离；
- 7) 更新当前蝗虫种群的位置，计算更新后的蝗虫适应度值，并与当前最优解比较，若更新后的蝗虫适应度值优于当前最优解，则更新，否则不更新；
- 8) 更新迭代次数，返回步骤4)。

根据 GOA 的实现步骤，可得到 GOA 的流程图，如图 1 所示。

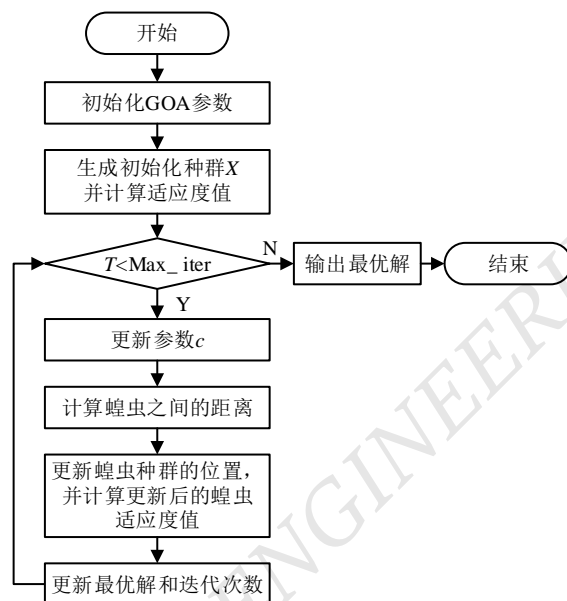


图 1 GOA 流程图

1.3 GOA 伪代码

根据 GOA 的流程图，得到 GOA 的伪代码如下：

GOA 伪代码

```

开始：
初始化参数：种群个数 ( $N$ )、最大迭代次数 ( $Max\_iter$ )、参数  $c$  的上下界 ( $ub_d$ 、 $lb_d$ )、 $c_{\max}$  和  $c_{\min}$ 。
生成初始化种群  $X$ 
计算每只蝗虫的适应度值，并从群体中选出最优个体  $T$ 
while( $T \leq Max\_iter$ ) do
    利用公式(10)更新参数  $c$ 
    for  $i < N$  do
        利用公式(4)计算蝗虫之间的距离  $d_{ij}$ 
        利用公式(9)更新当前蝗虫种群的位置
        if 蝗虫的位置超出了函数边界 then
            将该蝗虫位置定义在边界上
        end if
        更新种群最优个体  $T$  的位置和最优适应度值
         $t = t + 1$ 
    end while
返回最优个体  $T$  的位置
结束

```

2 GOA 的改进策略

虽然 GOA 应用广泛且取得了良好的效果，但其

全局搜索能力较弱,容易陷入局部最优。为此,许多学者对 GOA 做了改进,如引入混沌策略、对立学习 (opposition-based learning, OBL) 策略、Levy-flight 策略、高斯突变、综合策略等机制,旨在提高 GOA 的性能。

2.1 改进型 GOA

2.1.1 引入混沌策略

混沌策略也称为混沌理论或混沌系统,是一种非线性动力学理论,具有无常周期性、不可预测性、计算简单等特点,其数学公式为

$$y_{k+1}^d = \mu y_k^d (1 - y_k^d) \quad (11)$$

式中: y_{k+1}^d 为 y_k^d 经过混沌策略计算后得到的新解, μ 为随机数, y_k^d 为当前解。

Sankalop Arora 等^[10]在 GOA 中引入 10 种不同的混沌映射,并在 13 个基准测试函数中进行测试,结果表明:混沌映射能提高 GOA 的性能,防止 GOA 在优化过程中陷入局部最优;有效地减少蝗虫之间的吸引区、舒适区和排斥区,使 GOA 具有较好的探索能力;单独混沌 c_1 或 c_2 无法提高 GOA 的性能,混沌 c_1 和 c_2 的组合可提高 GOA 的性能。

WANG 等^[11]采用切比雪夫映射策略迭代更新蝗虫个体的位置,对当前最优解附近的个体进行扰动,使其重新生成最优解,增强群体的多样性。与传统的 GOA 相比,该策略提高了全局搜索能力,防止陷入局部最优;引入自适应弧函数改变 GOA 的参数 c ,以增强和平衡全局搜索能力和局部开发能力。

切比雪夫映射定义为

$$x_{n+1} = \cos\left(k \cdot \frac{1}{\cos x_n}\right), x_n \in [-1,1] \quad (12)$$

式中: k 为切比雪夫映射的阶数, x_n 为当前解, x_{n+1} 为 x_n 进行切比雪夫映射后得到的新解。

文献[11]采用的自适应弧函数公式为

$$c = c_{\max} - \sin\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{t}{MAX_iter}\right) \quad (13)$$

2.1.2 引入 OBL 策略

Ahmed A. Ewees 等^[12]利用 OBL 策略对 GOA 进行改进,称之为 OBLGOA,并通过实验证明了 OBLGOA 具有更快的收敛速度和更好的探索能力。

OBL 的数学描述为

$$x_i' = a + b - x_i, x_i \in [a, b] \quad (14)$$

式中: x_i' 为 x_i 的反向解, a 、 b 分别为 x_i 的最小值和最大值。

Betül Sultan Yildiz 等^[13]利用精英 OBL 策略对 GOA 进行改进,并命名为 EOBL-GOA。EOBL-GOA 增强了算法的探索能力和快速逼近最优的能力,并在悬臂梁工程设计上得到验证。

精英 OBL 策略定义为

$$\bar{x}_{i,j}^t = k \cdot (EA_j^t + EB_j^t) - x_{i,j}^t \quad (15)$$

式中: $\bar{x}_{i,j}^t$ 为 $x_{i,j}^t$ 的精英 OBL 策略解, k 为[0,1]的随机数, EB_j^t 和 EA_j^t 分别为 $x_{i,j}^t$ 的最大值和最小值, $x_{i,j}^t$ 为当前解。

2.1.3 引入 Levy-flight 策略

Diab Mokeddem^[14]将 Levy-flight 策略嵌入到蝗虫的位置,提高了 GOA 解的多样性,增强了探索能力,并将其用于估计光伏模型的参数。实验结果表明,引入了 Levy-flight 策略的 GOA 对光伏模型的参数估计比 GOA 可靠性更高。

Levy-flight 策略的位置更新公式为

$$x_i^{levy} = x_i + r \oplus levy(\beta) \quad (16)$$

式中: r 为[0,1]的随机数, \oplus 表示点积, $levy(\beta)$ 为服从 Levy 分布的路径, β 为[0,2]的随机数。

Sonam Chhikara 等^[15]为了提高 GOA 中蝗虫的随机漫步能力,平衡局部解和全局解的并行探索能力,引入 Levy-flight 策略,称之为 LFGOA。测试结果表明,在基准的单峰和多峰测试函数上,相较于 GOA、粒子群算法、蝙蝠算法 (bat algorithm, BA)、灰狼优化算法和萤火虫算法, LFGOA 能得到更优解。

2.1.4 引入高斯突变策略

LI 等^[16]采用协调进化策略和高斯变异算子来提高 GOA 的搜索能力,并将该算法应用于多变量系统的支持向量回归 (support vector regression, SVR) 建模问题。仿真结果表明,采用该方法建模误差更小,较好地反映了多变量对象的动态特性。

高斯突变策略的位置更新公式为

$$x_i^d = x_i \oplus \mathbf{G}(\alpha) \quad (17)$$

式中: \oplus 表示点积, $\mathbf{G}(\alpha)$ 为使用高斯密度函数生成的高斯阶跃向量, α 为[0,1]的高斯随机数。

2.1.5 引入综合策略

YAN 等^[17]采用混沌 OBL 策略改进 GOA。首先,生成一个混沌序列来初始化种群;其次,使用 OBL 策略生成反向解;最后,选出适应性最好的 N 个解作为初始种群。

LUO 等^[18]综合 3 种策略来改进 GOA。首先,利用高斯突变增加种群的多样性,使 GOA 具有更强的局部搜索能力;然后,采用 Levy-flight 策略增强蝗虫搜索运动的随机性,使 GOA 具有更强的全局搜索能力;最后,将 OBL 策略引入 GOA,获得更高效的搜索空间。

WU 等^[19]为了避免 GOA 陷入局部最优,首先,引入自然选择策略来分散蝗虫的位置,扩展种群的搜索空间;然后,用民主决策策略代替 GOA;最后,引入基于 1/5 原则的自适应策略来调整参数 c ,以便更好地平衡全局和局部的搜索能力。

文献[19]引入自然选择策略的数学公式为

$$p_i = \frac{J_i}{\sum_{i=1}^G J_i} \quad (18)$$

式中: p_i 为第 i 只蝗虫被选择的概率; $\sum_{i=1}^G J_i$ 为所有蝗虫的成本函数之和。

文献[19]引入自然选择策略后,GOA 的公式为

$$x_i^d = c_1 \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N c_2 \frac{ub_d - lb_d}{2} s(|x_j^d - x_i^d|) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \right) + \frac{\hat{T}_\alpha + \hat{T}_\beta + \hat{T}_\delta}{3} \quad (19)$$

式中: \hat{T}_α 、 \hat{T}_β 、 \hat{T}_δ 为前 3 个最优解。

调整参数 c 的公式为

$$c(t) = (c_{\max} - t \frac{c_{\max} - c_{\min}}{t_{\max}}) \cdot F_{ER}(t) \quad (20)$$

式中: ER 为适应度比上一次迭代提高的蝗虫数量与种群数量之比, $F_{ER}(t)$ 为动态调节函数,其公式为

$$F_{ER}(t+1) = \begin{cases} F_{ER}(t)/F_o, & ER < 15\% \\ F_{ER}(t), & 15\% \leq ER \leq 30\% \\ F_{ER}(t) \cdot F_o, & ER > 30\% \end{cases} \quad (21)$$

式中: F_o 为大于 1 的常数。

2.2 混合型 GOA

2.2.1 混合元启发式算法

为了解决 GOA 易陷入局部最优、收敛精度不足等问题, GUO 等^[20]引入引力搜索算法 (gravity search algorithm, GSA) 和鸽子启发优化 (pigeon-inspired optimization, PIO) 算法,提出基于引力搜索算子和鸽群地标算子的混合 GOA,并采用 28 个常用的基准函数与 GOA、粒子群优化算法、正弦余弦算法、飞蛾火焰优化 (moth-flame optimization, MFO) 算法、樽海鞘算法、BA 等 6 种算法进行比较。结果表明,基于引力搜索算子和鸽群地标算子的混合 GOA 优化能力优于以上 6 种算法。

DENG 等^[21]引入带非线性参数的增强型蝗虫优化算法 (enhanced grasshopper optimization algorithm, EGOA)、带动态惯量权的蝴蝶优化算法 (modified butterfly optimization algorithm, MBOA) 和自适应模式搜索算法,提出混合蝴蝶优化算法和模式搜索算法的 GOA,并采用基于质心对立的学习策略来保持种群的

多样性。该算法较好地利用了 EGOA 良好的开发能力、MBOA 较强的勘探能力和模式搜索算法高效的局部搜索能力。应用于基准问题的实验结果表明, 该算法比 GOA、BOA、OBLGOA、增强探索能力和开发能力的灰狼优化(reinforced exploitation and exploration grey wolf optimizer, REEGWO) 算法、混合模拟退火算法的正余弦算法、混沌反向增强黏菌算法 (chaos-opposition-enhanced slime mould algorithm, CO-SMA) 在向目标收敛性能上更优。

YUE 等^[22]将 GOA 和 BA 混合, 提出了 BGOA, 并分别采用 Levy 飞行策略和随机策略提高 BGOA 的探索能力和开发能力。在 23 个基准测试函数上对 BGOA 的性能进行测试, 并与 GOA、BA、遗传算法 (genetic algorithm, GA)、MFO 算法、蜻蜓算法 (dragonfly algorithm, DA) 等 5 种算法进行比较, 发现 BGOA 能获得比以上 5 种算法更好的测试结果。

YUE 等^[23]提出一种结合入侵杂草优化 (invasive weed optimization, IWO) 算法的混合蝗虫优化算法 (invasive weed grasshopper optimization algorithm, IWGOA), 同时引入随机漫步策略来提高 GOA 的收敛速度; 引入分组策略来更好地控制蝗虫的运动。将 IWGOA 应用于基准测试函数, 并与 GOA、混沌 GOA、基于对立学习的 GOA、GA、MFO、粒子群优化、引力搜索算法、蚂蚁狮子优化算法等 8 种算法进行性能比较。结果表明, IWGOA 在基准测试函数上得到的解比以上 8 种算法更优。

ZHANG 等^[24]提出一种混合教学优化算法的新型蝗虫优化算法 (hybrid teaching-learning-based optimization with adaptive grasshopper optimization algorithm, TLGOA)。首先, 利用基于切线函数的非线性策略代替 GOA 的线性机制; 然后, 混合基于教学的优化 (teaching-learning-based optimization, TLBO) 算法。将 TLGOA 应用于视觉跟踪, 实验结果表明, TLGOA 跟踪器与 GOA 跟踪器、TLBO 跟踪器、快速压缩跟踪器、使用核化相关滤波器的高速跟踪器、鲁棒视觉跟踪器、基于时空上下文学习的快速跟踪器、最小软阈值平方跟踪器和上下文感知相关滤波跟踪

器相比, TLGOA 跟踪器可以保持更好的性能, 能够跟踪平稳或突发的运动, 具有较好的突发性运动跟踪性能。

Rajendran Reenadevi 等^[25]采用 GOA 和乌鸦搜索算法相结合的办法, 提出一种混合蝗虫优化-乌鸦搜索算法, 并将该算法应用于乳房 X 线图像特征选择和多次感知器进行乳腺肿块检测。实验结果表明, 与 GOA、鲸鱼优化算法、蝴蝶优化算法、自适应 BA 和基于教学学习的鲸鱼优化算法的多层感知器算法相比, 混合蝗虫优化-乌鸦搜索算法在乳房 X 线图像分析学数据集上具有更优的分类准确率、灵敏度和特异性。

Doudaran Alireza Jafari 等^[26]将 GOA 与蜜蜂算法 (bees algorithm, BA) 结合, 避免 GOA 中蝗虫的大量收敛, 即每次重复都会增加一个新的蝗虫。将该算法应用于工作生活质量的衡量与人力资源风险及其评估中, 提出基于人力资源风险的工作寿命质量度量方法。研究表明, 该算法比自适应神经网络中的传统算法更加可靠。

Chhikara Sonam 等^[27]先使用混沌映射来增强 GOA 的性能, 使其成为混沌 GOA (chaotic grasshopper optimization algorithm, CGOA); 再将 CGOA 与自适应粒子群优化 (adaptive particle swarm optimization, APSO) 算法相结合, 提出混沌粒子群蝗虫优化算法 (chaotic particle-swarm grasshopper optimization algorithm, CPGOA)。在图像隐写分析上, 与 GA、鲸鱼优化算法、粒子群优化算法、动态鱼群算法、人工蜂群算法和改进的灰狼优化算法相比, CPGOA 在检测精度、特征减少和计算时间等方面具有更好的优势。

Priti Bansal 等^[28]提出简单匹配二进制蝗虫优化算法 (simple matching-binary grasshopper optimization algorithm, SM-BGOA) 和猫群优化算法 (cat swarm optimization algorithm, CSOA) 的新变体 (new cat swarm optimization algorithm, NCSOA), 并将 GOA、SM-BGOA、NCSOA 结合, 提出 SM-GNCSOA 来选择最优特征集并设计最优的多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP)。实验结果表明, SM-GNCSOA 通过更准确地计算蝗虫之间的社会力量强度, 有效地进

行了探索和开发；在分类准确度方面，除了 Iris 数据集，SM-GNC SOA 在另外 9 个数据集（diabetes、diabetic retinopathy、Haberman's survival、seismic bumps、Tic-Tac-Toe endgame、E. coli、wholesale customers、website phishing、statlog）上的表现都优于二进制蝗虫新猫群优化算法（binary-grasshopper new cat swarm optimization algorithm, B-GNC SOA）。

AMAI REH 等^[29]融合了 GOA 和蚁群优化（antlion optimization, ALO）算法的主要特征，提出一种新的混合算法，并将该算法在 32 个基准测试函数、13 个 CEC2015 函数以及天线阵列合成中的 2 个实际问题上进行测试。测试结果表明，该算法在大多数测试中优于其他优化算法，具有较强的稳定性、鲁棒性和效率。

2.2.2 混合人工智能算法

Ali Asghar Heidari 等^[30]将多层感知器（multi-layer perceptron, MLP）与 GOA 融合，提出了 GOAMLP 模型，并将该模型用于乳腺癌、帕金森、糖尿病、冠心病、骨科等 5 个医学分类的问题中。实验结果表明，GOAMLP 模型在解决复杂的医学分类问题时，比 BA 多层感知器（bat algorithm multi-layer perceptron, BAMLP）、萤火虫算法多层感知器（firefly algorithm multi-layer perceptron, FFMLP）、花粉传播算法多层感知器（flower pollination algorithm multi-layer perceptron, FPMLP）、遗传算法多层感知器（genetic algorithm multi-layer perceptron, GAMLP）、人工蜂群算法多层感知器（artificial bee colony multi-layer perceptron, ABCMLP）、帝王蝶算法多层感知器（monarch butterfly optimization multi-layer perceptron, MBOMLP）、粒子群算法多层感知器（particle swarm optimization multi-layer perceptron, PSOMLP）、生物地理学优化算法多层感知器（biogeography-based optimization multi-layer perceptron, BBOMLP）等 8 种模型具有更高的分类准确度，在帕金森病的识别上，GOAMLP 模型分类准确度达 90.746%，在对冠心病的识别上，GOAMLP 模型分类准确度达 73.122%。

LIU 等^[31]将自适应神经模糊推理系统（adaptive

neuro fuzzy inference system, ANFIS）、突变樽海鞘算法（salp swarm algorithm, SSA）和 GOA 融合，建立一种用于土壤温度预测的增强型混合人工智能模型——基于 SSA 和 GOA 的自适应神经模糊推理系统模型，用于单变量气温情景下的土壤温度预测。在美国北达科他州的 5 个不同气象站预测土壤温度的能力评估中，该模型比 ANFIS 模型在均方根误差（root mean square error, EME）上分别提高了 73%、74.4%、71.2%、76.7% 和 80.7%。

3 GOA 的应用

GOA 广泛应用于人工智能、电气电力、金融、医疗、路径规划、数据传输等领域。

3.1 人工智能领域

LI 等^[32]提出一种基于亚里克斯网络（AlexNet, AN）和极限学习机网络的无损检测方法，并利用改进的 GOA 对该方法进行优化，用于皮肤癌的诊断。仿真结果表明，该方法以 98% 的准确性和 93% 的敏感性优于 AN、卷积神经网络（convolutional neural networks, CNN）、区域卷积神经网络（region convolutional neural networks, RCNN）。

Ibrahim Aljarah 等^[33]利用 GOA 优化支持向量机（support vector machine, SVM）模型的参数，提出了 GOA-SVM 模型，同时定位最佳特征子集。实验结果表明，GOA 在分类精度方面优于 GA、粒子群优化算法、灰狼优化算法、萤火虫算法、BA、布谷鸟搜索算法、多元宇宙优化算法等 7 种算法，同时 GOA 在调整 SVM 参数方面优于网格搜索方法。

3.2 电气电力领域

Sunanda Hazra 等^[34]将 GOA 应用于风电经济负荷调度，并使用包含 6 个热电厂和 2 个风电场的标准系统模型进行仿真测试。仿真结果表明，GOA 在收敛速度和最小适应度方面优于量子启发粒子群优化（quantum-inspired particle swarm optimization, QPSO）算法，在风电并网和排放最小化条件下，验证了 GOA 所需的计算时间和迭代次数比 QPSO 少。

HUANG 等^[35]提出一种改进的蝗虫优化算法

(improved grasshopper optimization algorithm, IGOA), 并将该算法用于优化混合有源电力滤波器 (hybrid active power filter, HAPF) 的参数选择。实验结果表明, 与 GOA、自适应 GOA、基于对立学习的 GOA、人工蜂群算法、差分进化算法、基于线性成功历史的自适应差分进化算法、改进的教学-学习优化算法等 7 种算法相比, IGOA 在提取 HAPF 参数的有效性、准确性、可靠性方面优于这 7 种算法。

SHAHID 等^[36]将二进制蝗虫优化算法 (binary grasshopper optimization algorithm, BGOA) 应用于电力系统的单元承诺问题 (unit commitment problem, UCP), 解决 IEEE 基准系统的发电机组组合优化问题。该算法相较于 BA、二进制鲸鱼优化算法等 16 种算法, 成本更低, 执行时间更少。

SAHU 等^[37]引入动态惯性权重、自适应步长, 提出改进的蝗虫优化算法 (modified grasshopper optimization algorithm, MGOA), 提高其全局搜索能力和收敛速度。利用 MGOA 对电力系统的控制器参数进行整定, 并提出自适应模糊先导-滞后控制器结构。实验结果表明, MGOA 对控制器参数的调整优于 GOA、BA、粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法、BA 等 9 种算法, 且提出的自适应模糊先导-滞后控制器性能优于传统的先导-滞后控制器。

3.3 金融领域

AHMED 等^[38]运用混沌蝗虫优化算法 (chaotic grasshopper optimization algorithm, CGOA) 作为多层感知神经网络 (neural network, NN) 学习的训练器, 提出预测月度铁矿石价格波动的新模型 CGOANN, 并与蝗虫优化算法神经网络 (grasshopper optimization algorithm neural network, GOANN)、粒子群优化算法神经网络 (particle swarm optimization neural network, PSOANN)、遗传算法神经网络 (genetic algorithm neural network, GANN) 等神经网络模型进行比较。实验结果表明, CGOANN 的预测精度相较于经典的神经网络提高了 60.82%, 相较于 GANN 提高了 32.18%, 相较于 PSOANN 提高了 16.49%, 相较于 GOANN 提高了 38.17%。

Anwer Mustafa Hilal 等^[39]提出基于功能链接神经网络 (functional link neural network, FLNN) 的中小企业金融危机预测模型 CGOA-FLNN-CSO。利用 CGOA 进行特征最优选择, 采用 FLNN 模型对特征约简后的数据进行分类, 利用 CSOA 提高 FLNN 模型的效率。实验结果表明, CGOA-FLNN-CSO 模型在波兰数据集 Year I-III 的预测准确率分别达到 98.830%、92.100% 和 95.220%。

3.4 医疗领域

SEHGAL 等^[40]将 GOA 与搜索策略融合, 提出改进的 GOA, 并将该算法用于改进机器学习模型。该模型对帕金森病的识别准确率为 95.37%, 检出率为 99.47%, 虚警率为 15.78%。将该模型算法与灰狼优化算法和墨鱼优化算法进行比较, 验证了该算法可减少所选特征的数量, 提高了识别准确率。

SHA 等^[41]将 GOA 用于特征提取和特征选择, 提出一种定位乳房 X 射线图像中的癌变区域的模型。该模型与经典的卷积神经网络、亚里克斯网络、牛津大学计算机视觉组提出的卷积神经网络、残差网络、基于局部线性嵌入的卷积神经网络、谷歌公司研究团队提出的卷积神经网络等 10 种不同的神经网络模型进行比较, 其灵敏度达 96%, 特异度达 93%, 阳性预测率达 85%, 阴性预测率达 97%, 准确度达 92%, 以上指标均优于其他模型。

3.5 路径规划领域

ELMI 等^[42]将 GOA 应用于静态环境下机器人的路径规划问题, 并将该算法与 PSO 算法进行比较。实验结果表明, GOA 在时间和路径平滑度上均优于 PSO 算法, 且得到的路径长度比 PSO 算法短。

ELMI 等^[43]利用 GOA 解决动态且未知环境下移动机器人的路径规划问题。仿真结果表明, 该算法的控制器成功引导机器人走向目标, 有效避免了碰撞, 且在最短时间内找到最短的最优路径。与粒子群优化算法、BA 等 5 种算法相比, GOA 控制器得到的路径长度最短。

3.6 数据传输领域

TSAI 等^[44]融合灰狼优化算法避免过快陷入局部

最优和蝗虫优化算法动态调整搜索算法收敛速度的特点,提出灰狼与蝗虫优化(grey wolf with grasshopper optimization, GWGO)算法,并将该算法应用于交通灯的周期优化问题(traffic light cycle optimization problem, TLCOP)。实验结果表明,与粒子群优化算法、差分进化算法、灰狼优化算法、GOA等算法相比, GWGO 算法不仅可以增加到目的地的车辆数量,还可以通过特定的交通灯控制策略来减少区域内车辆的总行程时间和总等待时间。

Waleed Ahsan 等^[45]将 GOA 应用于车辆自组织网络(vehicular ad-hoc network, VANET),提出基于蝗虫优化的节点聚类算法,用于选择最优簇头。实验结果表明,与 DA、灰狼优化算法和蚁群算法相比, GOA 在 600 m 传输范围和 30 个网络节点的情况下,形成了最少的簇。

3.7 智能交通领域

DAHIYA 等^[46]提出了混合人工蝗虫优化算法(hybrid artificial grasshopper optimization algorithm, HAGOA),并将该算法用于无线传感器网络能量优化的节点部署、集群领导者选择和最优路由选择。实验结果表明, HAGOA 相较于 GOA、PSO 算法、人工蜂群算法、混合蚁群和粒子群算法等算法,能够实现更加节能的节点部署、簇头选择和最优路线选择。

3.8 数学领域

EL-SHORBAGY 等^[47]将 BA 和 GOA 融合,提出了 Hybrid-GOA-GA,用于解决非线性方程组系统(the system of non-linear equations, SNLEs)问题,即将 SNLEs 问题转化为优化问题。实验结果表明, Hybrid-GOA-GA 收敛效果优于 BA、BA 的变体(高效 BA 和具有和谐对称个体的 BA)、牛顿法、割线法、多目标优化法等方法。

3.9 计算机视觉领域

NARSIMHA 等^[48]将 GOA 与差分进化(differential evolution, DE)算法混合,提出了 GOA-DE 算法,用于视觉追踪问题。实验结果表明,与基于 PSO 算法、BA 等跟踪器相比, GOA-DE 跟踪器能够在快速移动、遮挡和不同光照等场景下有效地跟踪目标对象,

且平均速度更快。

4 GOA 的发展与展望

GOA 作为一种元启发式算法,具有简单易实现、鲁棒性强等特点,广泛应用于机器学习、模型参数优化、神经网络训练、多目标优化等领域。未来, GOA 可以在以下几个方面进行提升:

- 1) 算法性能方面, GOA 的计算速度和精度均有待改进,为了更好地适应实际问题, GOA 需要更加高效的搜索策略和优化方法;
- 2) 变异性和多样性方面,为了避免 GOA 收敛于局部最优解,可通过引入新的遗传操作、修改移动步长、增加随机化扰动等增强其变异性和多样性;
- 3) 应用领域方面,为了更好地适应不同的场景, GOA 需要进一步完善其理论和应用,并且与其他算法协同应用,不断扩大其应用范围。

参考文献

- [1] ZHONG Changting, LI Gang, MENG Zeng. Beluga whale optimization: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 251: 109215.
- [2] AGUSHAKA J O, EZUGWU A E, ABUALIGAH L. Dwarf mongoose optimization algorithm[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2022, 391(2022): 114570.
- [3] LEI XIE, TONG HAN, HUAN ZHOU, et al. Tuna swarm optimization: a novel swarm-based metaheuristic algorithm for global optimization[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, Article ID 9210050, 2021(2021): 22.
- [4] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand Cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. Engineering with Computers, 2022, 39(4): 2627-2651.
- [5] CHOPRA N, ANSARI M M. Golden jackal optimization: A novel nature-inspired optimizer for engineering applications[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 198: 116924.
- [6] CHOU J S, NGUYEN N M. FBI inspired meta-optimization[J]. Applied Soft Computing, 2020, 93: 106339.
- [7] FENG Zhong-kai, NIU Wen-jing, LIU Shuai. Cooperation search algorithm: A novel metaheuristic evolutionary intelligence algorithm for numerical optimization and engineering optimization problems[J]. Applied Soft Computing Journal,

- [8] AYYARAO T S L V, RAMAKRISHNA N S S, ELAVARASAN R M, et al. War strategy optimization algorithm: a new effective metaheuristic algorithm for global optimization[J]. IEEE Access, 2022, 10: 25073-25105.
- [9] Shahrzad Saremi, Seyedali Mirjalili, Andrew Lewis. Grasshopper optimisation algorithm: Theory and application[J]. Advances in Engineering Software, 2017,105:30-47.
- [10] Sankalpa Arora, Priyanka Anand. Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization[J]. Neural Computing and Applications, 2019,31(8):4385-4405.
- [11] WANG Guochun, HEIDARI Ali Asghar, WANG Mingjing, et al. Chaotic arc adaptive grasshopper optimization[J]. IEEE ACCESS,2021,9:17672-17706.
- [12] Ahmed A. Ewees, Mohamed Abd Elaziz, Essam H. Houssein. Improved Grasshopper Optimization Algorithm using Opposition-based Learning[J]. Expert Systems with Applications, 2018,112:156-172.
- [13] Betül Sultan Yildiz, Nantiwat Pholdee, Sujin Bureerat, et al. Enhanced grasshopper optimization algorithm using elite opposition-based learning for solving real-world engineering problems[J]. Engineering with Computers,2021,38(5):1-13.
- [14] Diab Mokeddem. Parameter extraction of solar photovoltaic models using enhanced levy flight based grasshopper optimization algorithm[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology,2020,16(1):171-179.
- [15] Sonam Chhikara, Rajeev Kumar. MI-LFGOA: multi-island levy-flight based grasshopper optimization for spatial image steganalysis[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(39-40):1-28.
- [16] LI G, WANG N, LIU X. Enhanced grasshopper optimization algorithm for modeling multivariable systems with SVR[C] //2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019: 1569-1574.
- [17] YAN Yan, MA Hongzhong, LI Zhendong. An Improved Grasshopper Optimization Algorithm for Global Optimization[J]. Chinese Journal of Electronics,2021,30(3):451-459.
- [18] LUO Jie, CHEN Huiling, ZHANG Qian, et al. An improved grasshopper optimization algorithm with application to financial stress prediction[J]. Applied Mathematical Modelling, 2018,64:654-668.
- [19] WU Jianfa, WANG Honglun, LI Na, et al. Distributed trajectory optimization for multiple solar-powered UAVs target tracking in urban environment by Adaptive Grasshopper Optimisation Algorithm[J]. Aerospace Science and Technology,2017,70:497-510.
- [20] GUO S S, WANG J S, XIE W, et al. Improved grasshopper algorithm based on gravity search operator and pigeon colony landmark operator[J]. IEEE Access,2020,8:22203-22224.
- [21] DENG L, LIU S. A novel hybrid grasshopper optimization algorithm for numerical and engineering optimization problems[J]. Neural Processing Letters,2023,55(7):9851-9905.
- [22] YUE Shenghan , ZHANG Hongbo . A hybrid grasshopper optimization algorithm with bat algorithm for global optimization[J]. Multimed Tools Appl,2020,80(3):1-22.
- [23] YUE Xiaofeng, ZHANG Hongbo, YU Haiyue. A hybrid grasshopper optimization algorithm with invasive weed for global optimization[J]. IEEE Access,2020,8:5928-5960.
- [24] ZHANG Huanlong, GAO Zeng, MA Xiaoyang, et al. Hybridizing teaching-learning-based optimization with adaptive grasshopper optimization algorithm for abrupt motion tracking[J]. IEEE Access,2019,7:168575-168592.
- [25] Rajendran Reenadevi, Balasubramaniam Sathiyabhama, Ravi Vinayakumar, et al. Hybrid optimization algorithm based feature selection for mammogram images and detecting the breast mass using multilayer perceptron classifier[J]. Computational Intelligence,2022,38(4):1559-1593.
- [26] Doudaran Alireza Jafari, Ghousi Rouzbeh, Makui Ahmad, et al. Development of a method to measure the quality of working life using the improved metaheuristic grasshopper optimization algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering,2021,2021.
- [27] Chhikara Sonam, Kumar Rajeev. Image steganalysis with entropy hybridized with chaotic grasshopper optimizer[J]. Multimedia Tools and Applications,2021,80(21-23):31865-31885.
- [28] Priti Bansal, Sachin Kumar, Sagar Pasrija, et al. A hybrid grasshopper and new cat swarm optimization algorithm for feature selection and optimization of multi-layer perceptron[J]. Soft Computing,2020,24(20):1-27.
- [29] AMAIREH A A, AL-ZOUBI A S, DIB N I. A new hybrid optimization technique based on antlion and grasshopper optimization algorithms[J]. Evol Intell,2022,16(4):1383-1422.
- [30] Ali Asghar Heidari, Hossam Faris, Ibrahim Aljarah, et al. An efficient hybrid multilayer perceptron neural network with grasshopper optimization[J]. Soft Computing, 2019,23(17): 7941-7958.
- [31] LIU Penghui, EWEES Ahmed A, Beyaztas Beste Hamiye,

- et al. Metaheuristic optimization algorithms hybridized with artificial intelligence model for soil temperature prediction: novel model[J]. *IEEE Access*,2020,8:51884-51904.
- [32] LI Gengluo, JIMENEZ Giorgos. Optimal diagnosis of the skin cancer using a hybrid deep neural network and grasshopper optimization algorithm[J]. *Open Medicine*, 2022, 17(1):508-517.
- [33] Ibrahim Aljarah, Ala' M. Al-Zoubi, Hossam Faris, Mohammad A. Hassonah, Seyedali Mirjalili, Heba Saadeh. Simultaneous feature selection and support vector machine optimization using the grasshopper optimization algorithm[J]. *Cognitive Computation*, 2018,10(3):478-495.
- [34] Sunanda Hazra, Tapas Pal, Provas Kumar Roy. Renewable energy based economic emission load dispatch using grasshopper optimization algorithm[J]. *International Journal of Swarm Intelligence Research (IJSIR)*,2019,10(1):38-57.
- [35] HUANG Junru, LI Chunquan, CUI Zhiling, et al. An improved grasshopper optimization algorithm for optimizing hybrid active power filters' parameters[J]. *IEEE Access*, 2020, (99):1-1.
- [36] SHAHID M, MALIK T N, SAID A. Heuristic based binary grasshopper optimization algorithm to solve unitcommitment problem[J]. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 2021, 29(2): 944-961.
- [37] SAHU Preeti Ranjan, HOTA Prakash Kumar, PANDA Sidhartha, et al. Modified grasshopper optimization algorithm optimized adaptive fuzzy lead-lag controller for coordinated design of FACTS controller with PSS[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2022,43(4):5075-5094.
- [38] AHMED A Ewees, Mohamed Abd Elaziz, Zakaria Alameer, et al. Improving multilayer perceptron neural network using chaotic grasshopper optimization algorithm to forecast iron ore price volatility[J]. *Resources Policy*, 2020,65:101555-101555.
- [39] Anwer Mustafa Hilal, Hadeel Alsolai, Fahd N. Al-Wesabi, et al. Artificial Intelligence Based Optimal Functional Link Neural Network for Financial Data Science[J]. *Computers, Materials & Continua*,2022,70(3):6289-6304.
- [40] SEHGAL Shallu, AGARWAL Manisha, GUPTA Deepak, et al. Optimized grass hopper algorithm for diagnosis of Parkinson's disease[J]. *SN Applied Sciences*,2020,2(2):828-834.
- [41] SHA Zijun, HU Lin, ROUYENDEGH Babak Daneshvar. Deep learning and optimization algorithms for automatic breast cancer detection[J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2020,30(2):495-506.
- [42] ELMI Z, EFE M Ö. Multi-objective grasshopper optimization algorithm for robot path planning in static environments[C]// 2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). IEEE, 2018: 244-249.
- [43] ELMI Zahra, EFE Mehmet Önder. Online path planning of mobile robot using grasshopper algorithm in a dynamic and unknown environment[J]. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*,2020,33(3):1-19.
- [44] TSAI C W, TENG T C, LIAO J T, et al. An effective hybrid-heuristic algorithm for urban traffic light scheduling[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021,33(24):17535-17549.
- [45] Waleed Ahsan, Muhammad Fahad Khan, Farhan Aadil, et al. Optimized Node Clustering in VANETs by Using Meta-Heuristic Algorithms[J]. *Electronics(Basel)*, 2020,9(3).
- [46] DAHIYA B P, RANI S, SINGH P. Lifetime improvement in wireless sensor networks using hybrid grasshopper meta-heuristic[C]//Proceedings of ICRIC 2019: Recent Innovations in Computing. Springer International Publishing, 2020:305-320.
- [47] EL-SHORBAGY M A, EL-REFAEY A M. Hybridization of grasshopper optimization algorithm with genetic algorithm for solving system of non-linear equations[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 220944-220961.
- [48] NARSIMHA REDDY K, POLAIAH BOJJA. A novel method to solve visual tracking problem: hybrid algorithm of grasshopper optimization algorithm and differential evolution [J]. *Evolutionary Intelligence*,2021,15(1):1-38.

作者简介：

曾庆丰，男，1998年生，在读研究生，主要研究方向：控制与优化。E-mail: Z_Q_F_7154@163.com

蔡延光，男，1963年生，博士，教授、博导，主要研究方向：网络控制与优化、组合优化、智能优化、智能交通系统等。E-mail: caiyg99@163.com

胡城，男，1997年生，在读研究生，主要研究方向：控制与优化。E-mail: HB_HuCheng@163.com

黄嘉铖，男，1999年生，在读研究生，主要研究方向：控制与优化。E-mail: 18126783203@163.com