

本文引用格式: 蔡延光,陈子恒,池建华,等.象群优化算法综述[J].自动化与信息工程,2023,44(1):6-14.

CAI Yanguang, CHEN Ziheng, CHI Jianhua, et al. A survey of elephant herding optimization algorithm[J]. Automation & Information Engineering, 2023,44(1):6-14.

象群优化算法综述*

蔡延光¹ 陈子恒¹ 池建华¹ 苏锦明¹ 李俊奕²

(1.广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006

2.广东省计算技术应用研究所, 广东 广州 510006)

摘要: 象群优化算法是一种受启发于大象氏族结构和游牧行为的新型元启发式优化算法,旨在解决全局优化的问题,具有控制参数少,易于实现的特点,广泛应用于科学研究和工程领域。首先,介绍象群优化算法的原理及流程;然后,详细论述象群优化算法的研究现状及其在控制、电气电力、人工智能等领域的应用;最后,对象群优化算法进行总结,指出未来可能的研究方向。

关键词: 象群优化算法; 元启发式优化算法; 综述; 全局优化

中图分类号: TP 301.6

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2023)01-0002-09

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2023.01.002

A Survey of Elephant Herding Optimization Algorithm

CAI Yanguang¹ CHEN Ziheng¹ CHI Jianhua¹ SU Jinming¹ LI Junyi²

(1.College of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China

2.Guangdong Institute of Computing Technology Application, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Elephant herding optimization algorithm is a new meta heuristic optimization algorithm inspired by elephant clan structure and nomadic behavior. It aims to solve the problem of global optimization. It has the characteristics of less control parameters and easy implementation, and is widely used in scientific research and engineering fields. Firstly, the principle and flow of elephant herding optimization algorithm are introduced; Then, the research status of elephant herding optimization algorithm and its application in control, electrical power, artificial intelligence and other fields are discussed in detail; Finally, the elephant herding optimization algorithm is summarized and the possible research directions in the future are pointed out.

Keywords: elephant herding optimization algorithm; meta heuristic optimization technology algorithm; survey; global optimization

0 引言

近年来,元启发式优化算法发展迅猛。元启发式优化算法的提出大多受自然启发:有些受启发于种群行为,如灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法^[1]模拟严格的社会阶层机制和独特的捕猎行为;布谷鸟搜索(cuckoo search, CS)算法^[2]模拟布谷鸟繁衍行为;鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)^[3]模拟座头鲸捕猎行为;飞蛾扑火优化(moth-flame optimization, MFO)算法^[4]模拟飞蛾独特的导航

方式;混合蛙跳算法(shuffled frog leaping algorithm, SFLA)^[5]模拟青蛙觅食时种群的分布变化等;有些受启发于自然现象,如根据宇宙中的黑洞白洞提出多元宇宙优化(multi-verse optimizer, MVO)算法^[6];根据浅水波理论提出的水波优化(water wave optimization, WWO)算法^[7]等。相较于传统的优化方法,元启发式优化算法具有简单灵活,易于实现等特点,不仅在理论上有较大突破,还广泛应用于多个研究领域。

象群优化(elephant herding optimization, EHO)算法是 WANG 等^[8]提出的一种基于群体的元启发式优

* 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)。

化算法,旨在解决全局优化的问题。该算法的主要思想是将大自然中象群的氏族结构和游牧过程中公象离群的行为,抽象为氏族更新操作和分离操作,实现高效的寻优过程。EHO 算法因控制参数少,且不易陷入局部最优值,成为一种全局优化策略,相关研究成果日益增多。

本文对 EHO 算法的原理及流程、改进、应用等进行系统的概括和总结,并阐述 EHO 算法的研究及发展现状,为其未来的研究及应用提供一定借鉴。

1 EHO 算法原理及流程

1.1 EHO 算法基本原理

在大自然中,一个象群通常由几个氏族构成,每个氏族由一头雌性领袖大象、其他雌性大象和幼象组成。不同于雌性大象,雄性大象成长到一定的年龄会离开象群,独自生活。

为了利用 EHO 算法来解决全局优化的问题,WANG 等^[8]对算法提出理想化规则:

- 1) 象群由氏族构成,每个氏族都有固定数量的大象,最简单的形式是每个氏族都有数量相等的大象;
- 2) 适应度最差的雄性大象会在每一代开始时离开象群,独自生活;
- 3) 每个氏族在一头雌性领袖大象领导下生活,这头雌性领袖大象一般是最年长的母象。在优化问题中,雌性领袖大象可以想象为这个氏族中适应度最高的个体。

1.2 氏族更新操作

在一个氏族中,大象在一起生活,并受到一头雌性大象的领导,WANG 等^[8]将这种行为抽象为以下数学模型:

$$x_{\text{new,ci},j} = x_{\text{ci},j} + \alpha \times (x_{\text{best,ci}} - x_{\text{ci},j}) \times r \quad (1)$$

式中: $x_{\text{ci},j}$ 和 $x_{\text{new,ci},j}$ 分别为氏族 ci 中的个体 j 当前的位置以及它在下一代中的位置; $x_{\text{best,ci}}$ 为氏族 ci 的雌性领袖,是氏族 ci 中适应度最好的个体; α 为比例因子,取值范围为[0,1],表征雌性领袖对氏族中其他个体的影响; r 为随机数,取值范围为[0,1],主要用

于在后期搜索阶段提高种群的多样性。

公式(1)无法对雌性领袖位置进行更新。为此,WANG 等^[8]又提出氏族中心的概念,并采用公式(2)对其进行更新:

$$x_{\text{new,ci},j} = \beta \times x_{\text{center,ci}} \quad (2)$$

式中: β 代表氏族中心 $x_{\text{center,ci}}$ 对雌性领袖的影响,取值范围为[0,1]。

氏族中心 $x_{\text{center,ci}}$ 的定义为

$$x_{\text{center,ci},d} = \frac{1}{n_{\text{ci}}} \times \sum_{j=1}^{n_{\text{ci}}} x_{\text{ci},j,d} \quad (3)$$

式中: $1 \leq d \leq D$ 为第 d 维度, D 为总维度; n_{ci} 为氏族中大象的数量。

1.3 分离操作

自然界中雄性大象的生活习性是成长到一定年龄就会离开象群独自生活。为进一步提高 EHO 算法的搜索能力,利用公式(4)更新适应度最差的大象位置:

$$x_{\text{worst,ci}} = x_{\text{min}} + (x_{\text{max}} - x_{\text{min}} + 1) \times R \quad (4)$$

式中: x_{max} 和 x_{min} 代表大象位置取值范围的上限和下限; R 为随机数,取值范围为[0,1]。

EHO 算法流程图如图 1 所示。

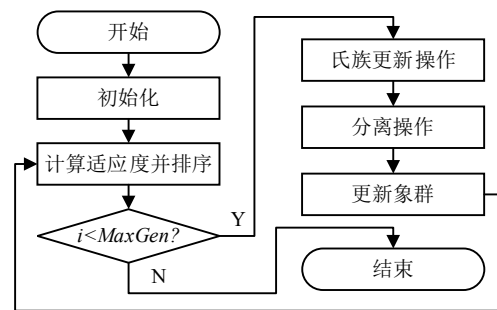


图 1 EHO 算法流程图

2 EHO 算法改进

尽管 EHO 算法应用广泛并取得良好的效果,但是其本身存在着一些局限性,如氏族中大象的数量固定;分离算子的作用有限导致种群多样性受限等。为提高 EHO 算法的性能,许多学者做了适当的改进,

如引入对立学习策略、高斯突变、混沌策略、离散化、改进更新策略、量子算法、其他机制等。

2.1 改进型 EHO 算法

2.1.1 引入对立学习策略

对立学习策略作为一种有效改善初始种群的手段，广泛应用于多种智能算法。其主要思想是考虑候选解的同时考虑对应的相反解，相反解定义为

$$p' = x_{\max} + x_{\min} - p \quad (5)$$

式中： p 为随机生成的候选解， p' 为 p 的相反解。

LI W 等^[9]将对立学习策略引入象群初始化和氏族更新阶段，用于更新雌性领袖；采用 K 均值聚类算法将位置相似的大象聚到一个氏族；在分离阶段引入柯西变异算子；经多个基准测试以及旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) 测试表明，该算法具有较强的竞争力。SINGH 等^[10]提出一种改进的 EHO 算法，采用基于对立学习的初始化获得更好的初始种群；基于正弦余弦的氏族更新操作将宗族个体向宗族首领或向外更新；利用带有步长控制器的 Lévy 飞行分布对更新的位置进行局部和全局搜索；改进后的 EHO 算法提高了收敛速度和求解精度。DUAN 等^[11]在 EHO 算法中引入镜面反射学习，增强初始种群的多样性和遍历性，提高了收敛速度；利用高斯扰动进一步增加初始种群的多样性；引入黄金正弦机制，改进氏族领袖位置的更新方式，使每一代处于最佳位置的个体向全局最优移动，增强了算法的全局探索和局部开发能力。

镜面反射学习是基于对立学习的一种特例，其相反解定义为

$$x_{pi} = (0.5\mu + 0.5) \times (x_{\min} + x_{\max}) - \mu x_i \quad (6)$$

为便于操作，将 μ 的取值范围设为 $[0,1]$ 。

2.1.2 引入高斯突变

DUAN 等^[12]针对 EHO 算法在开发阶段表现欠佳，收敛速度慢等问题，提出一种改进的基于蝠鲞觅食和高斯突变的全局优化 EHO (Manta ray foraging and Gaussian mutation-based EHO for global optimization,

MGEHO) 算法，将高斯变异应用于最差的大象个体，增强种群的多样性，使 MGEHO 保持较强的局部搜索能力；将 EHO 算法的种群更新算子替换为蝠鲞的翻斗觅食策略，最优调整族长位置；设置一个动态收敛因子，随着程序运行状态的改变，实现勘探和开发的平衡。实验结果表明，该算法在齿轮系设计问题中表现优于 EHO 算法和 WOA。

高斯变异数学描述为

$$\hat{x}_i = x_i \times [1 + \text{Gaussian}(\delta)] \quad (7)$$

式中： $\text{Gaussian}(\delta)$ 为符合高斯分布的随机变量。

2.1.3 引入混沌策略

TUBA 等^[13]引入圆映射和正弦映射 2 种混沌映射机制到 EHO 算法，并应用于多个基准函数，将改进的 EHO 算法在多个基准函数实验中进行测试，发现其中位数、标准偏差、最优解等参数的表现均优于 EHO 算法和粒子群优化算法。

圆映射定义为

$$x_{k+1} = \left[x_k + b - \frac{a}{2\pi} \sin(2\pi x_k) \right] \quad (8)$$

正弦映射定义为

$$x_{k+1} = ax_k^2 \sin(\pi x_k) \quad (9)$$

WANG 等^[14]对初始解进行混沌处理，在位置更新过程中加入动态影响因子、Lévy 飞行算子和边界变异算子。实验结果表明，改进策略有效地提高了 EHO 算法求解优化问题的精度和稳定性；结合 BP 神经网络应用于冷热负荷预测模型，输出结果更准确，振荡更小。

2.1.4 引入离散化

HAKLI 等^[15]将 EHO 算法二值化，提出一种新的二值化的 BinEHO 算法，在保留 EHO 算法搜索能力的同时，可处理不同的二进制问题；由于氏族中心的概念不适用于二元优化，采用变异算子对雌性领袖进行更新，并只突变一个维度，避免对雌性领袖高度扰动导致算法收敛不稳定；分离操作通过随机生成的方

式进行, 每个维度的取值范围在 $\{0,1\}$ 之间。实验结果证明, 在 0-1 背包等二元优化的问题上, BinEHO 算法是一种稳健有效的解决方案。

BinEHO 氏族更新操作公式为

$$X_{\text{new},ci}^{j,d} = X_{\text{best},ci}^d \quad (10)$$

式中: $X_{\text{new},ci}^{j,d}$ 为氏族 ci 中大象 j 第 d 维的新值, $X_{\text{best},ci}^d$ 为氏族 ci 中雌性领袖第 d 维的值。个体的所有维度均为二进制值 0 和 1, 更新的维度数通过 Dimension Rate (DR) 确定。

ŞİMŞİR 等^[16]提出一种基于离散象群优化算法的部分发射序列 (discrete elephant herding optimization-based partial transmit sequence, DEHO-PTS) 方案, 解决了通用滤波多载波峰值平均功率比高的问题。仿真结果表明, DEHO-PTS 具有降低峰均比、旁瓣抑制和误码率的性能, 且计算复杂度较低。

2.1.5 引入改进更新策略

ELHOSENY 等^[17]针对 EHO 算法没有考虑早期不同大象群体中的细节对当前和未来搜索过程的指导意义, 对 EHO 算法的更新策略进行如下改进:

$$x_i^{r+1} = \theta y_i^{r+1} + \omega x_j^r \quad (11)$$

式中: y 是按公式(1)求解得到的个体, x_j^r 为当前个体的位置, x_i^{r+1} 为下一代个体的位置, θ 和 ω 为权重因子, 取值为

$$\theta = rand, \omega = 1 - rand \quad (12)$$

公式(11)将新一代个体的生成加入上一代的影响, 避免出现复杂优化的问题而导致收敛速度慢的情况。

ELHOSSEINI 等^[18]将 EHO 算法中的 α 修改为自适应值:

$$\alpha = \alpha + \frac{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}}{n} \quad (13)$$

改进后的 EHO 算法在 Ackley 测试函数中运行 50 次, 相较于 EHO 算法取得更优的结果。

JADOUN 等^[19]利用适应度较好的大象替代两代中适应度较差的大象, 节省适应度较差的个体收敛到最优解的时间; 增加氏族中公象的数量, 加快勘探和开发的速度, 加快算法收敛; 根据适应度丢弃大象的策略, 进一步减少收敛时长。

2.1.6 引入量子算法

GAO 等^[20]基于 EHO 算法和量子计算机制, 设计一种量子象群算法 (quantum elephant herding algorithm, QEHA), 对 BP 神经网络 (BP neural network, BPNN) 的初始阈值和权值进行优化, 解决了传统 BP 神经网络容易陷入局部极小值和鲁棒性差的问题, 并通过 QEHA-BPNN 解决脉冲噪声环境下的调制识别问题。

KAUR 等^[21]提出基于量子 EHO 算法的新一代对抗网络 (a new generative adversarial network with a quantum elephant herd optimization, GAN-QEHO), 为特征选择 (feature selection, FS) 过程选择最佳的特征子集; 通过对大象个体的量化, 可扩大特征空间的搜索范围, 并在勘探和开发之间实现最佳权衡。

2.1.7 引入其他机制

LI W 等^[22]提出一种改进的基于动态拓扑和学习的生物地理学优化 EHO 算法, 解决数值优化的问题; 通过动态改变大象族群的数量来改变种群的拓扑结构; 利用基于生物地理学学习算子或基于 EHO 算子更新每个个体。实验结果表明, 该算法在 TSP 中的表现优于人工蜂群算法、蚁群算法、遗传算法等智能算法。

LI J 等^[23]提出一种实时控制策略, 解决了多泵运行时污水管网中化学品输送的动态约束优化问题, 采用改进的自然启发式 EHO 算法进行决策, 在极大的搜索空间及可接受的计算代价下, 可快速收敛到更好的解。通过数据模拟表明, 该算法是求解动态约束优化问题的有效方法。

VELLIANGIRI 等^[24]利用泰勒级数对 EHO 算法进行改进, 开发基于泰勒-EHO 算法的深度信念网络 (Taylor-elephant herd optimization based deep belief network, TEHO-DBN), 解决了 DDoS 攻击检测的问

题。仿真结果表明, TEHO-DBN 的性能有所提高, 最大准确度为 0.830。

GUTTULA 等^[25]提出一种带新尺度因子的 EHO 算法, 对微带贴片电阻参数进行调整, 通过优化选择贴片宽度、贴片长度、基片介电值等参数来提高天线增益。

2.2 混合型 EHO 算法

元启发式优化算法为大规模、复杂、多约束及多变量等问题的求解提供了一条有效途径, 并逐渐成为研究热点。但不同的元启发式优化算法在算法提出、算法流程等方面各有特点和局限性。虽然算法本身的改进能够在一定程度上克服其局限性, 但很难从根源上解决算法缺陷。混合算法旨在融合算法的优势, 在不同算法之间取长补短, 提高算法求解复杂优化问题的能力和效率。

2.2.1 混合元启发式算法

ALOTAIBI 等^[26]整合蛾类搜索算法和 EHO 算法, 提出基于蛾象群优化的堆叠式自动编码器方法, 用于攻击检测, 采用准确性、FAR 和检测率对性能进行评估, 验证了该算法的有效性。

AJINU 等^[27]提出基于海狮优化算法和 EHO 算法的混合算法, 对深度卷积神经网络 (deep convolutional neural network, DCNN) 的权值和激活函数进行优化选择, 以便提供更优的基于位置的服务。

BOSE 等^[28]提出一种基于混合象群虚拟惯性 (elephant herd virtual inertia, EVI) 控制优化算法的智能预测反馈模糊 (predictive feedback fuzzy, PFF) 控制器和比例-积分-微分 (proportional integral derivative, PID) 控制器; EVI 对 PFFPID 控制器进行调优, 根据产生的功率补偿负载, 满足负荷需求。仿真结果表明, 该控制器对随机负载扰动和参数变化具有较好的鲁棒性。

ANNAPANDI 等^[29]采用斑点鬣狗优化与 EHO 算法相结合的方法, 通过评估建立准确的系统控制信号, 并根据源端和负载端功率的变化建立离线控制信号。实验结果表明, 与现有的技术相比, 该方法可有效地

管理混合可再生能源的功率流。

BABU 等^[30]混合 EHO 算法和鲸鱼优化算法用于 ORB 特征选择和 CNN 隐藏层神经元数量优化, 解决了深度学习的时间复杂度高和计算量大等问题, 该算法在准确度方面表现优异。

RAO 等^[31]就网络系统多输入多输出技术发射天线的选择问题, 提出一种基于 GWO 算法和 EHO 算法的混合算法, 利用多目标约束选择最佳的发射天线, 提高容量和能量效率。

2.2.2 混合人工智能算法

KILANY 等^[32]将 EHO 算法和随机森林 (random forest, RF) 分类器结合, 找到一组具有调整的超参数和特征的最优分类模型。经测试该算法的地图总精度高于其他算法, 且减少输入特征的数量。

DURAIRASAN 等^[33]结合增强的 EHO 算法和自适应神经模糊推理系统 (adaptive neuro fuzzy inference system, ANFIS), 实现低成本微电网系统建模与优化配置的混合方法; 根据负荷需求, EHO-ANFIS 方法选择低燃料成本、低排放、低运营维护成本的微电网优化组合, 提高局部搜索的能力和精度, 降低计算复杂度。

MANOHAR 等^[34]为提高双馈感应发电机 (doubly fed induction generator, DFIG) 系统的低电压穿越能力, 提出一种基于混合算法的控制模型, 结合改进的 EHO 算法和 RF 算法, 保证基于 DFIG 的风能转换系统在压降和故障条件下的低压穿越能力。其中, EHO 算法被用作离线方式, 从可用的搜索空间中确定理想的解决方案。

3 EHO 算法应用

目前, EHO 算法广泛应用于控制、电气电力、路径规划、人工智能、金融、医疗等领域。

3.1 控制领域

ALHAYANI 等^[35]采用 EHO 算法整定 PID 控制器参数, 将 K_p 、 K_i 、 K_d 发送给 EHO 算法, 并利用积分绝对误差 (integral absolute error, IAE) 作为 EHO 算法的目标函数, 通过 EHO 算法的迭代整定 PID 参数,

将该控制器用于仿真控制四区域互联电力系统。实验结果表明,在负载频率控制方面,该算法相较于粒子群算法的超调量、调节时间等动态响应参数方面表现更佳。

JEGAJOITHI 等^[36]在基于 Xilinx 系统生成器 (Xilinx system generator, XSG) 的嵌入式控制器引入 EHO 算法,获得光伏发电的最大功率。利用基于 EHO 算法的嵌入式控制器,控制 boost 变换器的开关脉冲,对 PID 的增益参数进行有效优化,将功率、温度、电压、电流以及 PID 参数等作为象群位置的编码值,将集成 PV 框架输出的功率作为适应度。实验结果表明,对比 XSG-INC、XSG-P&O 等方法,其效率提高了 1%~3%。

EI-NAGGAR 等^[37]提出一种基于 EHO 算法的最优 PI 控制器,控制并网四相 8/6 开关磁阻发电机 (switched reluctance generator, SRG)。该控制器在影响 SRG 输出电压的故障条件下,通过调节发电机的关断延迟角,增强并网 SRG 的低压穿越能力。

3.2 电气电力领域

BAYOUMI 等^[38]提出一种新的多晶硅太阳能电池模型,即改进的三二极管模型,能更准确地模拟太阳能电池的电气行为,并采用 EHO 算法进行参数估算。仿真结果表明,EHO 算法在解决方案质量和收敛速度等方面均优于闭环粒子群优化算法。

DEWANGAN 等^[39]设计基于 EHO 算法的控制器,应用于互联电力系统负荷频率的控制,利用 EHO 算法获得调整后的控制器参数集。通过比较统计分析,验证了基于 EHO 算法的控制器有效性。

3.3 路径规划领域

HOUACINE 等^[40]在 EHO 算法的基础上提出 Robotic-EHO 算法,用于复杂和未知环境下的目标搜索问题;主要增加无碰撞路径规划策略、速度限制以及对离散环境中多目标版本的扩展。实验结果表明,Robotic-EHO 算法在高动态遏制率的情况反应更好。

ALIHODZIC 等^[41]提出基于可行规则的约束处理方法,将调整后的 EHO 算法应用于无人机的路径规

划。试验结果表明,该方法能够找到最小的燃油路径,并优于遗传算法和粒子群算法。

ZHOU 等^[42]在 EHO 算法中引入粒子群算法的速度更新公式和混合运算方法,提高了 EHO 算法跳出局部最优的能力;结合蚁群算法,应用于辐射环境中距离和辐射双重约束下的核机器人的路径规划。实验结果表明,该算法能获得可靠路径,收敛速度更快。

3.4 人工智能领域

MANSOUR 等^[43]提出一种基于深度学习的脑出血诊断与分类模型,并基于 Kapur 图像分割技术和 EHO 算法开发了 KT-EHO 算法用于图像分割,指示病变部位。仿真结果表明,KT-EHO 算法拥有较高的准确度。

AARTHI 等^[44]提出一种利用自适应神经模糊推理的系统分类器,从良性和恶性类别中提取特征后,利用自适应 EHO 算法获得优化特征。该分类器具有较高的准确度、灵敏度。

GUPTHA 等^[45]结合 EHO 算法和 LSTM 算法,提出一种基于深度学习的字符识别模型 EHO-LSTM; EHO 算法和 LSTM 算法分别用于特征选择和分类。实验结果表明,该模型在英语和阿拉伯语数据集中相较于其他模型具有更好的性能。

HASSANIEN 等^[46]基于 EHO 算法和 SVR 算法提出 EHO-SVR 算法,用于将人类情绪作为可量化的连续变量进行预测。实验结果表明,EHO 算法可提高 SVR 分类器的回归准确率,回归准确率为 98.64%。

3.5 金融领域

DAS 等^[47]利用 EHO 算法对具有混沌、非季节性、非平稳和随机性质的时间序列数据进行预测,应用于股票市场、货币兑换等场合。实验结果表明,EHO 算法优于局部线性径向基函数神经网络和粒子群优化算法。

METAWA 等^[48]采用 EHO 算法选择最佳特征子集,结合改进水波纹算法和深度置信网络,预测金融危机。其在多个信贷数据集中取得较高的正确率。

3.6 医疗领域

NAYAK 等^[49]将 EHO 算法应用于肺癌和乳腺癌

数据集,对癌症进行预测。实验结果表明,该算法相对于其他算法有更好的预测效果。

PARUCHURI 等^[50]提出一种基于最优灰度共生矩阵 (grey level co-occurrence matrix, GLCM) 特征提取和极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 分类的新冠肺炎自动诊断模型。利用 EHO 算法可得到最优的 GLCM 特征,其最大灵敏度为 89.56%, 特异性为 90.45%, 准确性为 90.69%, 验证了该模型的有效性。

4 EHO 算法的发展与展望

EHO 算法因具有简单、高效等特点,在算法的理论研究、改进以及应用方面有广阔的前景。当前,EHO 算法广泛应用于电气、控制以及人工智能等领域,并取得显著的效果。但 EHO 算法提出的时间较短,在理论和应用方面的研究仍有进一步发展的空间。本文对 EHO 算法未来的发展持有以下观点:

1) 改进分离机制。在 EHO 算法的分离机制中,利用公式(4)将适应度最差的个体用随机生成的个体替换,仅考虑解空间上下限的约束,导致收敛缓慢。MUTHUSAMY 等^[51]提出基于正余弦机制的位置更新机制,在多个基准函数中表现优于 EHO 算法。目前,对于分离机制的研究较少,仍有待深入。

2) 初始种群的改进。EHO 算法采用随机初始化的方式生成初始种群,对收敛速度造成一定的影响。

3) 通过上述的应用可知,EHO 算法在参数优化及特征选择方面颇有成效,可以考虑进一步挖掘 EHO 算法在参数优化及特征选择方面的潜力。

4) EHO 算法应用于多个工程领域,可以考虑扩展该算法在组合优化等领域的应用。

5 结束语

EHO 算法作为一种元启发式优化算法,具有较高的研究价值和广泛的应用场景。相对于其他算法,具有鲁棒性强、算法流程简单易实现、控制参数少等特点。本文系统地梳理了 EHO 算法近年来的研究发展情况,详细地介绍了 EHO 算法的特点、流程、改进

以及在多个领域的应用。希望能够立足于现状,促进该算法的研究与发展,以期应用到更广泛的领域。

参考文献

- [1] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014,69(3): 46-61.
- [2] YANG X S, SUASH DEB. Cuckoo Search via Lévy flights [C]//2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC). Coimbatore, India: IEEE, 2009:210-214.
- [3] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016,95:51-67.
- [4] MIRJALILI S. Moth-flame optimization algorithm: a novel nature-inspired heuristic paradigm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015,89:228-249.
- [5] EUSUFF M M, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm[J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2003, 129(3):210-225.
- [6] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, HATAMLOU A. Multi-verse optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization[J]. *Neural Computing and Applications*, 2016,27(2):495-513.
- [7] ZHENG Y J. Water wave optimization: a new nature-inspired metaheuristic[J]. *Computers & Operations Research*, 2015,55: 1-11.
- [8] WANG G G, DEB S, GAO X Z, et al. A new metaheuristic optimization algorithm motivated by elephant herding behavior [J]. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2016, 8(6):394.
- [9] LI W, WANG G G. Improved elephant herding optimization using opposition-based learning and K-means clustering to solve numerical optimization problems[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021(prepublish):1-32.
- [10] SINGH H, SINGH B, KAUR M. An improved elephant herding optimization for global optimization problems[J]. *Engineering with Computers*, 2021(prepublish):1-33.
- [11] DUAN Y, LIU C, LI S, et al. Gaussian perturbation specular reflection learning and golden-sine-mechanism-based elephant herding optimization for global optimization problems[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021,2021:1-25.
- [12] DUAN Y, LIU C, LI S, et al. Manta ray foraging and Gaussian mutation-based elephant herding optimization for global optimization[J]. *Engineering with Computers*, 2021[2022-01-30].
- [13] TUBA E, CAPOR-HROSIK R, ALIHODZIC A, et al. Chaotic

- elephant herding optimization algorithm[C]//2018 IEEE 16th World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI). Kosice: IEEE, 2018.
- [14] WANG H J, JIN T, WANG H, et al. Application of IEHO-BP neural network in forecasting building cooling and heating load[J]. *Energy Reports*, 2022(8):455-465.
- [15] HAKLI H. BinEHO: a new binary variant based on elephant herding optimization algorithm[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(22):16971-16991.
- [16] ŞİMŞİR Ş, TAŞPINAR N. A novel discrete elephant herding optimization-based PTS scheme to reduce the PAPR of universal filtered multicarrier signal[J]. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 2021,24(6):1428-1441.
- [17] ELHOSENY M, SELIM M M, SHANKAR K. Optimal Deep Learning based Convolution Neural Network for digital forensics Face Sketch Synthesis in internet of things (IoT)[J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2020,12(11): 3249-3260.
- [18] ELHOSSEINI M A, EL SEHIEMY R A, RASHWAN Y I, et al. On the performance improvement of elephant herding optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2019, 166:58-70.
- [19] JADOUN V K, SHARMA N, JHA P, et al. Optimal scheduling of dynamic pricing based V2G and G2V operation in microgrid using improved elephant herding optimization[J]. *Sustainability*, 2021,13(14):7551.
- [20] GAO H. Evolutionary neural network based on quantum elephant herding algorithm for modulation recognition in impulse noise[J]. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 2021,15(7)[2022-01-29].
- [21] KAUR I, LYDIA E L, NASSA V K, et al. Generative adversarial networks with quantum optimization model for mobile edge computing in IoT big data[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021[2022-01-28].
- [22] LI W, WANG G G. Elephant herding optimization using dynamic topology and biogeography-based optimization based on learning for numerical optimization[J]. *Engineering with Computers*, 2022,38:1585-1613.
- [23] LI J, LI W, CHANG X, et al. Real-time predictive control for chemical distribution in sewer networks using improved elephant herding optimization[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022,18(1):571-581.
- [24] VELLIANGIRI S, KARTHIKEYAN P, VINOTH KUMAR V. Detection of distributed denial of service attack in cloud computing using the optimization-based deep networks[J]. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2021,33(3):405-424.
- [25] GUTTULA R, NANDANAVANAM V R, SATYANARAYANA V. Design and optimization of microstrip patch antenna via improved metaheuristic algorithm[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 120(2): 1721-1739.
- [26] ALOTAIBI A S. A hybrid attack detection strategy for cybersecurity using moth elephant herding optimization-based stacked autoencoder[J]. *IET Circuits, Devices & Systems*, 2021, 15(3): 224-236.
- [27] AJINU A, MAHESWARAN C P. A novel prediction model for mobility tracing of users with hybrid metaheuristic concept[J]. *Wireless Networks*, 2022, 28(1): 107-123.
- [28] BOSE R B, AUXILLIA D J. A robust predictive feedback FPID controller using elephant herd virtual inertia optimization control algorithm in Islanded microgrid[J]. *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, 2021, 34(5)[2022-01-30].
- [29] ANNAPANDI P, BANUMATHI R, PRATHEEBA N, et al. An efficient optimal power flow management based microgrid in hybrid renewable energy system using hybrid technique[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2021, 43(1): 248-264.
- [30] BABU G, KHAYUM P A. Elephant herding with whale optimization enabled ORB features and CNN for Iris recognition [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021[2022-01-30].
- [31] RAO I V, KALYAN S S S, NAGENDRAM S, et al. A novel massive MIMO strategy for optimal antenna selection via hybrid algorithm[J]. *International Journal of Electronics*, 2021: 1-18.
- [32] KILANY M, ZHANG C, LI W. Optimization of urban land cover classification using an improved elephant herding optimization algorithm and random forest classifier[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2021,42(15):5741-5763.
- [33] DURAIRASAN M, RAMPRAKASH S, BALASUBRAMANIAN D. System modeling of micro-grid with hybrid energy sources for optimal energy management—A hybrid elephant herding optimization algorithm-adaptive neuro fuzzy inference system approach[J]. *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, 2021, 34(6) [2022-01-29].
- [34] MANOHAR G, VENKATESHWARLU S, JAYA LAXMI A. A DFIG-based wind energy conversion system (WECS) for

- LVRT enhancement using a hybrid approach: an efficient MEHRFA technique[J]. *Soft Computing*, 2021,25(4):2559-2574.
- [35] ALHAYANI F, JABER A S, AYDIN Ç, et al. Tuning of PID controller for four-area load frequency control using elephant herding optimization[Z]. 2020.
- [36] JEGAJOTHI B, YAASHUWANTH C. Generation of maximum power in PV system using EHO based embedded controller[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 12(5):5161-5178.
- [37] EL-NAGGAR M F, MOSAAD M I, HASANIEN H M, et al. Elephant herding algorithm-based optimal PI controller for LVRT enhancement of wind energy conversion systems[J]. *Ain Shams Engineering Journal*, 2021,12(1):599-608.
- [38] BAYOUMI A S, EL-SEHIEMY R A, MAHMOUD K, et al. Assessment of an improved three-diode against modified two-diode patterns of MCS solar cells associated with soft parameter estimation paradigms[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(3):1055.
- [39] DEWANGAN S, PRAKASH T, PRATAP SINGH V. Design and performance analysis of elephant herding optimization based controller for load frequency control in thermal interconnected power system[J]. *Optimal Control Applications and Methods*, 2020,42(1):144-159.
- [40] HOUACINE N A, DRIAS H. When robots contribute to eradicate the COVID-19 spread in a context of containment[J]. *Progress in Artificial Intelligence*, 2021,10(4):391-416.
- [41] ALIHODZIC A, TUBA E, CAPOR-HROSIK R, et al. Unmanned aerial vehicle path planning problem by adjusted elephant herding optimization[C]//2017 25th Telecommunication Forum (TELFOR). Belgrade: IEEE, 2017:1-4.
- [42] ZHOU H F, ZHANG H, QIU M W. Radiation avoiding algorithm for nuclear robot path optimization[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2022,169:108948.
- [43] MANSOUR R F, ALJEHANE N O. An optimal segmentation with deep learning based inception network model for intracranial hemorrhage diagnosis[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021,33(20):13831-13843.
- [44] AARTHI R, HELEN PRABHA K. Classification of brain neoplasm from multi-modality MRI with the aid of ANFIS classifier[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2021,32(3):933-957.
- [45] GUPTHA N S, BALAMURUGAN V, MEGHARAJ G, et al. Cross lingual handwritten character recognition using long short term memory network with aid of elephant herding optimization algorithm[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2022, 159:16-22.
- [46] HASSANIEN A E, KILANY M, HOUSSEIN E H, et al. Intelligent human emotion recognition based on elephant herding optimization tuned support vector regression[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018,45:182-191.
- [47] DAS S, MISHRA S, SENAPATI M. Improving time series forecasting using elephant herd optimization with feature selection methods[J]. *Journal of Management Analytics*, 2021, 8(1):113-133.
- [48] METAWA N, PUSTOKHINA I V, PUSTOKHIN D A, et al. Computational Intelligence-based financial crisis prediction model using feature subset selection with optimal deep belief network[J]. *Big Data*, 2021,9(2):100-115.
- [49] NAYAK M, DAS S, BHANJA U, et al. Elephant herding optimization technique based neural network for cancer prediction[J]. *Informatics in Medicine Unlocked*, 2020,21: 100445.
- [50] PARUCHURI P K, GOMATHY V, DEVI E A, et al. An intelligent COVID-19 classification model using optimal grey-level co-occurrence matrix features with extreme learning machine[J]. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 2021,65(4):334.
- [51] MUTHUSAMY H, RAVINDRAN S, YAACOB S, et al. An improved elephant herding optimization using sine-cosine mechanism and opposition based learning for global optimization problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021,172(8):114607.

作者简介:

蔡延光, 男, 1963, 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

陈子恒, 男, 1998, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能优化、物流控制与优化。E-mail: c.z.h.good@163.com

池建华, 男, 1997, 硕士研究生, 主要研究方向: 控制与优化。E-mail: cjh7156@163.com

苏锦明, 男, 1997, 硕士研究生, 主要研究方向: 控制与优化。E-mail: cointreau_su@163.com

李俊奕, 男, 1986, 学士, 工程师, 主要研究方向: 大数据、科技管理、信息化项目管理。E-mail: lijy@gdcc.com.cn