

多策略融合的鱼鹰算法

赵建萍, 邓佳欣

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年8月24日; 录用日期: 2023年10月13日; 发布日期: 2023年10月24日

摘要

针对鱼鹰算法易于陷入局部最优、收敛速度慢等问题, 本文提出了一种多策略融合的鱼鹰算法。在鱼鹰捕猎的阶段, 引入黄金正弦策略, 加快算法从搜索空间中收敛到可行解的速度; 在鱼鹰移动猎物阶段, 引入灰狼围攻策略, 增加精英个体的引导作用, 有效提高算法寻优精度; 对适应度值排序倒数5只鱼鹰个体采用较差个体放逐策略, 利用莱维飞行特性, 增强算法跳出局部极值的能力。在MATLAB中利用12个基准测试函数与9个算法进行对比测试, 并且将改进前后的鱼鹰算法应用在光伏电池参数估计中, 实验结果表明了本文所提改进鱼鹰算法是一种寻优精度高、稳定性强的算法。

关键词

鱼鹰算法, 黄金正弦算法, 灰狼算法, 莱维飞行, 双二极管光伏电池模型

Osprey Optimization Algorithm with Multi-Strategy Fusion

Jianping Zhao, Jiaxin Deng

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Aug. 24th, 2023; accepted: Oct. 13th, 2023; published: Oct. 24th, 2023

Abstract

Aiming at the problems that the osprey optimization algorithm is easy to fall into the local optimum and slow convergence, this paper proposes a multi-strategy fusion osprey optimization algorithm. In the stage of osprey hunting, the golden sine strategy is introduced to accelerate the convergence of the algorithm from the search space to a feasible solution; in the stage of osprey moving prey, the grey wolf siege strategy is introduced to increase the guiding role of the elite individuals and effectively improve the algorithm to find the optimal precision; the poorer individual banishment strategy is adopted for the bottom five osprey individuals in the order of fitness value,

and the Levy flight characteristics are used to enhance the ability of the algorithm to jump out of the local optimal value. Twelve benchmark functions and nine algorithms are used in MATLAB for comparative testing, and the osprey optimization algorithms before and after the improvement are applied in the estimation of photovoltaic cell parameters, and the experimental results show that the improved osprey optimization algorithm proposed in this paper is a kind of algorithm with high accuracy of optimization search and high stability.

Keywords

Osprey Optimization Algorithm, Golden Sine Algorithm, Grey Wolf Algorithm, Levy Flight, Double Diode Equivalent Model

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在各类先进技术不断被提出的当今, 元启发式算法作为经典方案仍在各个领域有出色的表现。蒲公英优化算法(Dandelion Optimization, DO) [1]、金豺优化算法(Golden Jackal Optimization, GJO) [2]、蜜獾算法(Honey Badger Optimization Algorithm, HBA) [3]、孔雀优化算法(Peafowl Optimization Algorithm, POA) [4]、爬行动物搜索算法(Reptile Search Algorithm, RSA) [5]、海马算法(Sea-horse Optimizer, SHO) [6]等新的群智能算法层出不穷, 图像分割[7]、路径规划[8]、资源调度[9]等应用场景也不断得到验证。

鱼鹰算法(Osprey Optimization Algorithm, OOA) [10]是 2023 年由 Mohammad D 等受鱼鹰捕鱼行为启发提出的新群智能算法。鱼鹰是一种善于捕鱼的鸟类, 其在水面上盘旋后俯冲将鱼抓出, 然后将鱼带回巢穴或是在岸边吃掉。鱼鹰算法即模拟鱼鹰捕鱼的两个行为, 具有较好的寻优精度, 但是收敛速度较慢且易于陷入局部最优。文献[11]对象群领导者利用折射反向学习机制与柯西变异相融合进行扰动, 有效提高算法跳出局部最优值的能力。文献[12]利用莱维飞行对侦察角色的麻雀个体位置移动方式进行改进, 增强了算法的寻优能力。

因此, 本文提出一种多策略融合的鱼鹰算法(Improved Osprey Optimization Algorithm, IOOA)。首先在鱼鹰算法的第一个阶段, 引入黄金正弦策略加速鱼鹰在整个搜索空间内捕鱼, 增强算法全局搜索的能力, 提高收敛速度; 其次在 OOA 的第二个阶段, 引入灰狼围攻策略增强精英个体的引导力, 提高算法寻优精度; 最后引入较差个体放逐策略, 对适应度值最差的 5 只鱼鹰进行莱维随机游走, 提升种群多样性并且提高算法跳出局部最优值的能力。本文选取了 12 个基准测试函数以及 9 个算法进行对比, 并且将 IOOA 和 OOA 应用在双二极管光伏电池等效模型的参数辨识中, 实验结果表明了 IOOA 是一种寻优精度高、收敛速度快的算法。

2. 标准鱼鹰算法

鱼鹰算法旨在模拟鱼鹰发现水下鱼的位置后潜入水下捕捉并将捕到的鱼带到合适位置食用的行为。在发现食物并捕捉阶段, 鱼鹰位置在整个搜索空间会发生较大变化。每个鱼鹰个体的位置作为一个候选解, 这里将适应度值更好的位置设定为食物源的位置, 鱼鹰的位置移动按照公式 1 进行。

$$x_{i,j}^{new} = x_{i,j} + \text{rand} \times (SF_{i,j} - I \times x_{i,j}) \quad (1)$$

其中 $SF_{i,j}$ 为所选择捕猎的鱼, rand 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, l 为 $\{1, 2\}$ 之间随机数。 $x_{i,j}$ 为第 i 只鱼鹰个体的第 j 维位置, $x_{i,j}^{\text{new}}$ 是鱼鹰移动后得到的新位置。

在将鱼带到合适位置食用阶段, 鱼鹰在当前位置附近较小范围内移动, 开发阶段鱼鹰位置更新公式如下。

$$x_{i,j}^{\text{new}} = x_{i,j} + \frac{lb + \text{rand} \times (ub - lb)}{t} \quad (2)$$

其中 ub 是搜索空间的上界, lb 是下界。 t 是当前迭代次数。每次比较移动前后位置的适应度值, 将适应度值更好的作为新位置。

$$x_i = \begin{cases} x_i^{\text{new}}, & \text{if } \text{fit}_i^{\text{new}} < \text{fit}_i \\ x_i, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

其中 fit 为适应度值, 根据具体问题计算得到。

3. 改进鱼鹰算法

3.1. 黄金正弦策略

在标准 OOA 中, 鱼鹰个体在当前位置的附近移动, 仅仅依靠随着迭代次数增加, 步长减小的方式完成局部开发, 使得 OOA 局部开发能力不足。黄金正弦算法(Golden Sine Algorithm, Gold-SA) [13]是一种由黄金分割系数和正弦函数引导的具有较强局部开发能力的算法。为了提高 OOA 的寻优精度, 本文将黄金正弦策略引入捕食鱼的位置更新公式中。黄金正弦策略的数学建模如下,

$$x_{i,j}^{\text{new}} = x_{i,j} \times \left| \sin(r_1) \right| - r_2 \times \sin(r_1) \times \left| c_1 \times SF_{i,j} - c_2 \times x_{i,j} \right| \quad (4)$$

其中 r_1 为取值为 $[0, 2\pi]$ 的随机数, r_2 为 $[0, \pi]$ 之间的随机数, c_1 和 c_2 为收缩空间的因子, 表达式如下,

$$c_1 = ag + b(1 - g) \quad (5)$$

$$c_2 = a(1 - g) + bg \quad (6)$$

其中 a 和 b 的初始值分别设定为 $-\pi$ 和 π , g 为黄金分割率 $\frac{\sqrt{5}-1}{2}$ 。鱼鹰个体在收缩因子和正弦函数的引导下能够快速精确找到搜索空间内的最优位置。

3.2. 灰狼围攻策略

在标准 OOA 中, 开发阶段鱼鹰按照公式 2 找到更合适的位置进食, 但是仅仅是在当前位置附近较小范围内移动, 若当前位置所代表的鱼的位置对应的单一优秀个体不是全局最优个体, 那么标准 OOA 中该阶段的移动方式就会增加陷入局部最优解的风险。因此, 本文引入灰狼算法(Gray Wolf Optimization, GWO) [14]中多个优秀个体围攻的思想, 在 OOA 中加入最优个体和次优个体的影响。灰狼围攻策略的数学建模如下, 鱼鹰个体与最优个体和次优个体的距离分别为 D_1 和 D_2

$$D_1 = |C \times \text{best} - X| \quad (7)$$

$$D_2 = |C \times \text{sub} - X| \quad (8)$$

其中 best 表示最优个体的位置, sub 表示次优个体的位置。系数向量 $C = 2r_3$, r_3 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。受影响后的中间位置分别是 X_1 和 X_2 。

$$X_1 = \text{best} - A \times D_1 \quad (9)$$

$$X_2 = \text{sub} - A \times D_2 \quad (10)$$

其中 A 为系数向量, 用公式 11 计算得到。

$$A = 2dr_4 - d \quad (11)$$

$$d = 2 \left(1 - \frac{t}{\text{max_iter}} \right) \quad (12)$$

其中 max_iter 是最大迭代次数, r_4 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。受精英个体影响后的位置更新方式为:

$$X^{\text{new}} = \frac{X_1 + X_2}{2} \quad (13)$$

3.3. 较差个体放逐策略

在标准 OOA 中, 仅仅模拟了鱼鹰捕食鱼并将鱼带到合适位置食用的过程, 对于鱼鹰种群中最优个体设定为鱼的位置, 但是对于种群中较差的个体没有任何规定。这就导致适应度值较差的个体继续参与算法寻优, 一定程度上造成计算资源的浪费。因此本文引入较差个体随机游走策略, 对适应度值排序在最后 5 位的鱼鹰个体进行莱维随机游走[15], 增强算法跳出局部极值的能力。较差个体进行莱维随机游走的公式如下,

$$\text{Ext}_{t+1} = \text{Ext}_t + \text{Le}'\text{vy}(\text{dim}) \times \text{Ext}_t \quad (14)$$

其中 Ext 表示较差个体位置, dim 是维度, 莱维飞行表达式如下,

$$\text{Le}'\text{vy}(x) = 0.01 \times \frac{r_5 \times \sigma}{|r_6|^{1/\beta}} \quad (15)$$

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) + \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right)^{1/\beta} \quad (16)$$

其中 r_5 、 r_6 是 $[0, 1]$ 之间的随机数, β 一般取 0.5。

3.4. IOOA 主要步骤

本文改进 IOOA 主要步骤如下:

第一步: 设置种群规模为 N , 最大迭代次数为 max_iter , 初始化种群。

第二步: 计算鱼鹰个体适应度值并进行排序, 分别设定前两名是最优个体和次优个体, 设定排名最后的 5 位为较差个体。

第三步: 模拟鱼鹰的位置识别及捕猎行为。选择适应度值小的位置为鱼的位置, 按照公式 4 进行移动, 利用黄金正弦策略快速搜索。

第四步: 模拟鱼鹰的开发行为。根据公式 13 计算移动后的位置, 利用最优个体和次优个体的影响因子提高算法寻优的准确度。

第五步: 对排名后五位个体按照公式 14 进行放逐, 增强算法摆脱局部极值的能力。

第六步: 检查算法是否满足结束条件, 若满足则结束循环, 否则继续执行。

第七步: 输出最优解。

改进 IOOA 的算法流程图如图 1 所示。

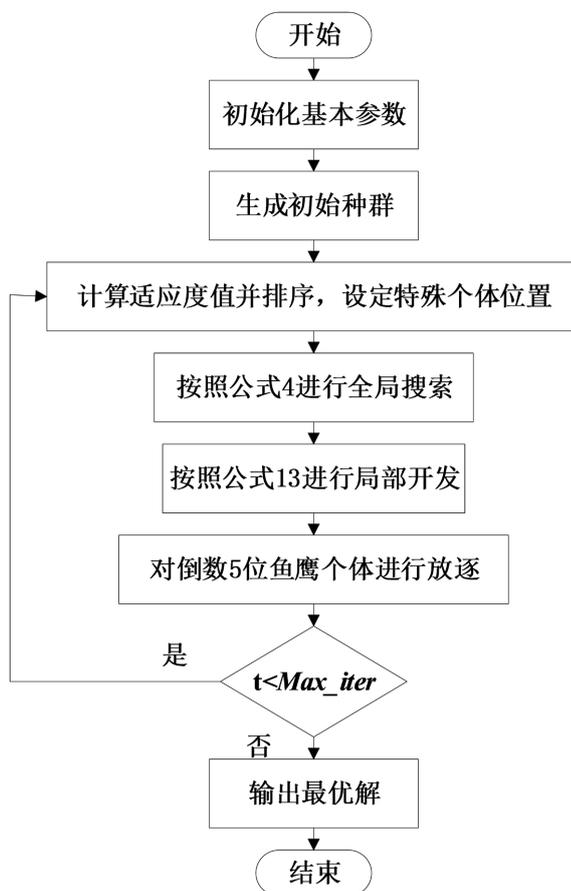


Figure 1. Flow chart of IOOA

图 1. IOOA 流程图

4. 算法性能测试

4.1. 基准函数测试实验

4.1.1. 基准函数

为了测试本文改进算法 IOOA 的性能, 选取了[16]中的 12 个基准测试函数, 其中 F1-F5 为单峰函数, F13 是多峰函数, 维度设定为 30 维, F14-F23 为固定维度多峰函数。单峰函数只有一个峰值, 求解简单, 体现的是算法的全局搜索能力; 多峰函数有多个峰值, 算法容易收敛于局部峰值, 因此求解复杂, 体现算法应对局部峰值干扰的能力; 而固定维度多峰函数设定更为复杂, 因此求解更加困难。

4.1.2. 基本函数测试结果及分析

对比实验是验证算法有效性的常用方法。本文选取了蒲公英优化算法 DO、金豺优化算法 GJO、灰狼优化算法 GWO、蜜獾算法 HBA、孔雀优化算法 POA、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO) [17]、爬行动物搜索算法 RSA、海马算法 SHO、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA) [18] 这 9 个包含经典算法以及近年提出的性能良好的算法作为对比算法进行实验。对比实验中设置的参数在表 1 中给出。

Table 1. Parameter settings**表 1.** 参数设置

参数来源	参数名	设定值
共同参数	种群规模 N	30
	最大迭代次数 \max_iter	1000
HBA	觅食能力 β	6
	常数 C	2
PSO	最大速度 V_{\max}	6
	学习因子 C_1 和 C_2	2
	惯性权重 w	0.8
RSA	狩猎精度控制参数 α	0.1
	探索精度控制参数 B	0.005
SHO	对数螺旋常数 u 和 v	0.05
	常数系数 l	0.05
WOA	对数螺旋常数 b	1

实验环境为 Windows 11 系统, 1.80GHz CPU, 内存 16GB, 编程语言为 MATLAB R2020b。为了避免偶然性对分析算法性能时造成较大偏差, 实验将独立重复运行 30 次, 将 30 次实验结果的平均值 Mean 和标准差 Std 记录在表 2 中, 最优结果加粗表示。

Table 2. Results of comparative experiments**表 2.** 对比实验结果

函数	算法	Mean	Std	函数	算法	Mean	Std
F1	IOOA	0.0000E+00	0.0000E+00	F14	IOOA	9.9800E-01	1.4866E-16
	OOA	0.0000E+00	0.0000E+00		OOA	1.1304E+00	4.3099E-01
	DO	1.5928E-08	9.5084E-09		DO	9.9800E-01	5.3681E-16
	GJO	3.1976E-113	8.3915E-113		GJO	6.4046E+00	4.7534E+00
	GWO	1.0386E-58	2.5695E-58		GWO	4.1998E+00	3.9479E+00
	HBA	1.3772E-277	0.0000E+00		HBA	1.1964E+00	6.0540E-01
	POA	7.614E-211	0.0000E+00		POA	1.0311E+00	1.8148E-01
	PSO	1.6537E+01	4.5295E+00		PSO	3.2643E+00	2.6712E+00
	RSA	0.0000E+00	0.0000E+00		RSA	3.0918E+00	1.9501E+00
	SHO	8.5059E-288	0.0000E+00		SHO	5.4281E+00	4.7675E+00
WOA	5.4039E-147	2.9568E-146	WOA	2.4046E+00	2.9323E+00		
F2	IOOA	0.0000E+00	0.0000E+00	F15	IOOA	3.3824E-04	1.5854E-04
	OOA	0.0000E+00	0.0000E+00		OOA	4.4400E-04	1.5163E-04
	DO	1.0339E-04	4.5370E-05		DO	1.7718E-03	5.0634E-03
	GJO	1.7551E-66	2.1245E-66		GJO	4.1586E-04	2.7648E-04
	GWO	8.1939E-35	5.9183E-35		GWO	4.4156E-03	8.1148E-03
	HBA	8.9852E-146	4.4933E-145		HBA	4.5566E-03	8.2408E-03
	POA	2.395E-105	1.2106E-104		POA	3.0749E-04	1.5478E-09
	PSO	1.5020E+01	2.6415E+00		PSO	9.0994E-04	1.3604E-04
	RSA	0.0000E+00	0.0000E+00		RSA	1.2531E-03	5.2941E-04
	SHO	5.5484E-158	1.3285E-157		SHO	3.6820E-04	1.8276E-04
WOA	4.9090E-97	2.6888E-96	WOA	6.8198E-04	3.1223E-04		

Continued

F3	IOOA	0.0000E+00	0.0000E+00	F20	IOOA	-3.2186E+00	2.6055E-01
	OOA	0.0000E+00	0.0000E+00		OOA	-2.7421E+00	2.5343E-01
	DO	6.0887E-01	4.4160E-01		DO	-3.2823E+00	5.7005E-02
	GJO	4.5158E-35	2.4728E-34		GJO	-3.1036E+00	1.6029E-01
	GWO	1.4042E-13	7.4128E-13		GWO	-3.2414E+00	8.1554E-02
	HBA	4.009E-204	0.0000E+00		HBA	-3.2650E+00	7.3951E-02
	POA	9.3923E-209	0.0000E+00		POA	-3.3060E+00	4.1267E-02
	PSO	1.5913E+02	3.6606E+01		PSO	-3.2738E+00	5.9167E-02
	RSA	0.0000E+00	0.0000E+00		RSA	-2.7919E+00	3.0845E-01
	SHO	1.0169E-204	0.0000E+00		SHO	-2.8936E+00	4.5906E-01
WOA	1.6657E+04	8.9597E+03	WOA	-3.2475E+00	9.7401E-02		
F4	IOOA	0.0000E+00	0.0000E+00	F21	IOOA	-1.0153E+01	2.9244E-07
	OOA	0.0000E+00	0.0000E+00		OOA	-1.0153E+01	2.9483E-07
	DO	9.5931E-02	6.5388E-02		DO	-5.2190E+00	3.1815E+00
	GJO	3.9693E-33	1.4739E-32		GJO	-8.9673E+00	2.1790E+00
	GWO	1.6594E-14	3.9699E-14		GWO	-9.5637E+00	1.8354E+00
	HBA	2.3662E-118	8.2468E-118		HBA	-9.3426E+00	2.4875E+00
	POA	2.9897E-104	1.2904E-103		POA	-9.4734E+00	1.7626E+00
	PSO	2.5527E+00	2.5081E-01		PSO	-6.5579E+00	3.5217E+00
	RSA	0.0000E+00	0.0000E+00		RSA	-5.0393E+00	8.9950E-02
	SHO	3.4305E-116	8.8701E-116		SHO	-5.4789E+00	1.9752E+00
WOA	3.4357E+01	3.0798E+01	WOA	-7.9350E+00	2.5618E+00		
F5	IOOA	0.0000E+00	0.0000E+00	F22	IOOA	-1.0403E+01	3.8664E-05
	OOA	1.1623E-10	4.5773E-10		OOA	-1.0403E+01	3.1241E-05
	DO	2.6392E+01	1.8010E+00		DO	-7.1663E+00	3.6271E+00
	GJO	2.7485E+01	8.8000E-01		GJO	-1.0222E+01	9.6973E-01
	GWO	2.6790E+01	5.5297E-01		GWO	-1.0402E+01	2.1799E-04
	HBA	2.2165E+01	8.5624E-01		HBA	-9.2269E+00	2.6928E+00
	POA	2.7566E+01	1.0735E+00		POA	-1.0048E+01	1.3485E+00
	PSO	6.8916E+03	2.8000E+03		PSO	-8.8077E+00	2.9805E+00
	RSA	9.7106E+00	1.3807E+01		RSA	-5.0876E+00	7.5362E-07
	SHO	2.7929E+01	5.2938E-01		SHO	-5.5601E+00	1.6211E+00
WOA	2.7263E+01	5.1198E-01	WOA	-7.7453E+00	3.3784E+00		
F13	IOOA	1.3497E-32	5.5674E-48	F23	IOOA	-1.0536E+01	3.7730E-05
	OOA	5.7335E-12	2.8218E-11		OOA	-1.0536E+01	3.4249E-05
	DO	3.6725E-04	2.0060E-03		DO	-7.1942E+00	3.7387E+00
	GJO	1.6671E+00	2.4142E-01		GJO	-1.0262E+01	1.4808E+00
	GWO	6.3292E-01	2.6935E-01		GWO	-1.0535E+01	2.7837E-04
	HBA	1.1639E-01	1.2332E-01		HBA	-8.0801E+00	3.5553E+00
	POA	2.5958E+00	4.3152E-01		POA	-1.0175E+01	1.3720E+00
	PSO	3.0278E+01	9.0271E-01		PSO	-9.0890E+00	2.6638E+00
	RSA	2.3000E-01	7.0864E-01		RSA	-5.1284E+00	1.3817E-06
	SHO	2.0437E+00	3.3537E-01		SHO	-5.1184E+00	1.2772E+00
WOA	2.0369E-01	1.6917E-01	WOA	-9.7988E+00	1.8651E+00		

分析表 2 数据可以发现, 在选取的 12 个测试函数中, 除了 F15, 本文改进算法 IOOA 的平均值均小于其余 10 个对比算法。在 F15 下 IOOA 排名第二, 同样保持较高的寻优精度。在 F21、F22、F23 中, 标准 OOA 就达到了很好的寻优结果, 但是 IOOA 仍然超越了 OOA。F21 函数的理想最优结果是-10.1532, OOA 和 IOOA 的寻优平均值均是理想结果, 但是 IOOA 的标准差更小, 说明在同等高精度的情况下 IOOA 的稳定性更强。F22 的最优结果是-10.4028, IOOA 取得-10.402851 的平均值, 而 OOA 的平均值是-10.402905; F23 的最优结果是-10.5363, IOOA 取得-10.536345, 而 OOA 取得-10.536372, 因此 F22 和 F23 中 IOOA 都是在平均值上相较 OOA 有着微弱优势。但在其他测试函数下 IOOA 相较 OOA 有明显优势, 如 F5、F13、F14、F15 和 F20, IOOA 的寻优精度均超过 OOA。因此 IOOA 是一种寻优能力强、适用范围广的算法。

将部分函数得到的收敛曲线在图 2 中给出, 本文改进算法 IOOA 的收敛曲线用带有五角星的曲线表示, 标准 OOA 用带有空心圆的曲线表示。

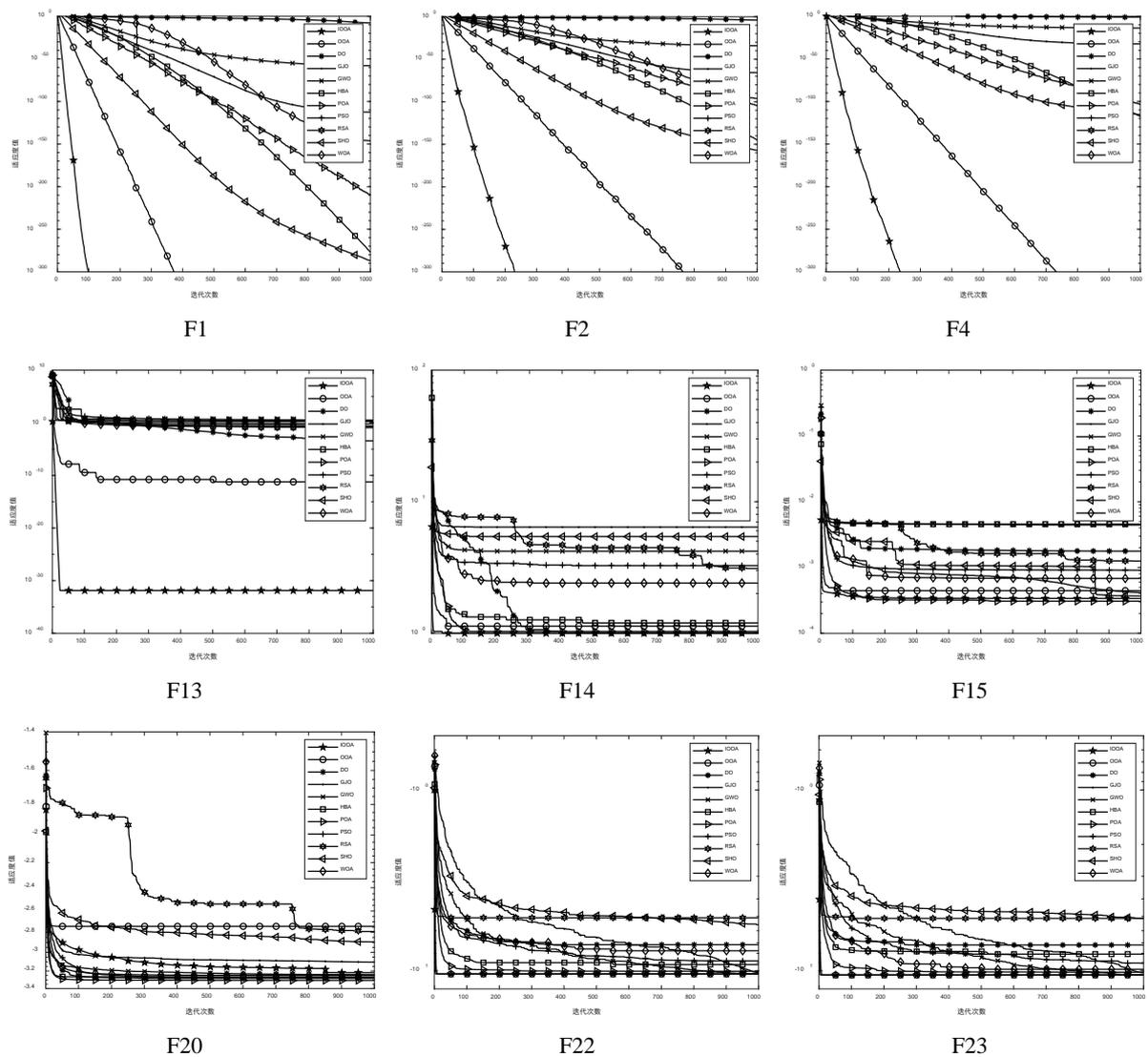


Figure 2. Convergence curves for benchmark test functions
图 2. 基准测试函数收敛曲线

观察图 2 中 F1、F2 和 F4 的收敛曲线图可以看出, 标准 OOA 算法在单峰函数下的收敛曲线在其他对比算法下方, 说明了 OOA 算法自身就具有良好的性能, 但 IOOA 曲线出现在 OOA 曲线更下方, 证明了 IOOA 相比 OOA 有更高的寻优精度和收敛速度。在 F13 的收敛曲线图中, IOOA 的曲线在所有对比算法曲线的下方, 与其他算法曲线有明显区别, 说明了 IOOA 在 F13 下的寻优效果相较于对比算法有明显优势。在 F14 的收敛曲线图中, 可以看出 POA、HBA、OOA 以及 IOOA 的寻优效果较好, 但是 IOOA 最先开始收敛并且收敛到了高精度结果, DO 看似较晚开始收敛, 但是同样达到了高精度寻优结果, 结合表 2 数据可知, IOOA 的标准差小于 DO 标准差, 说明 IOOA 相较于 DO 算法更稳定。在 F15 图中, POA 的收敛曲线在所有对比算法最下方, 但是 IOOA 仅次于 POA, 同样表现出良好的性能。在 F20 的曲线图中, IOOA 与 OOA 的收敛曲线差距明显, 并且有几个算法收敛曲线在开始阶段出现在 IOOA 收敛曲线下方, 但是结合表 2 数据, IOOA 在第 850 次迭代就收敛到 F20 的最优值-3.2 附近。在 F22 和 F23 的收敛曲线图中, 相较于其他对比算法, IOOA 和 OOA 的收敛曲线在最下方, 说明 OOA 算法在处理这类较为复杂的问题时相比其他对比算法有着明显优势, 结合表 2 数据分析, IOOA 和 OOA 在 F22 和 F23 下的寻优效果差距虽然不大, 但是 IOOA 相较 OOA 更接近函数的理想最优结果。各个对比算法在测试函数下的收敛曲线图直观验证了 IOOA 是一种收敛速度快、寻优精度高的算法。

4.1.3. 秩和检验

为了更准确的对比各个算法的寻优效果, Wilcoxon 秩和检验是常用的统计检验方法[19]。一般来说, 秩和检验标准设置为 0.05, 即当秩和检验结果小于 0.05 的时候, 说明改进算法相较于对比算法有显著优势, 其他情况说明没有显著优势。各个对比算法相较于 IOOA 的 Wilcoxon 秩和检验结果记录在表 3 中。

Table 3. Results of the Wilcoxon rank sum test

表 3. Wilcoxon 秩和检验结果

算法	F1	F2	F3	F4	F5	F13
OOA	2.2508e-48	2.3920e-120	2.0292e-67	7.3411e-107	0	0
DO	0	0	0	0	0	0
GJO	0	1.4811e-317	0	0	0	0
GWO	0	0	0	0	0	0
HBA	2.6324e-314	5.7277e-299	4.8263e-318	1.1667e-313	0	0
POA	1.0398e-319	1.0953e-308	2.7987e-304	7.0228e-309	0	0
PSO	0	0	0	0	0	0
RSA	3.6347e-25	1.7442e-04	7.3040e-22	3.3243e-04	0	0
SHO	1.6570e-291	1.5322e-272	2.4663e-290	2.5662e-294	0	0
WOA	0	1.1476e-317	0	0	0	0
算法	F14	F15	F20	F21	F22	F23
OOA	0	3.4384e-319	4.4129e-319	3.0680e-236	4.6592e-294	3.9634e-270
DO	0	0	3.8512e-279	0	0	0
GJO	0	2.9643e-323	1.6220e-102	0	0	0
GWO	0	0	8.3981e-195	0	0	0
HBA	0	0	2.3003e-320	0	0	0
POA	0	1.2216e-169	7.1942e-309	0	0	0

Continued

PSO	0	0	5.0439e-233	0	0	0
RSA	0	0	1.9762e-322	0	0	0
SHO	0	4.9883e-312	8.1317e-298	0	0	0
WOA	0	0	1.3872e-263	0	0	0

表 3 中可以观察到, 包含 OOA 在内的 10 个对比算法在 12 个基准测试函数下的秩和检验结果均远小于标准值 0.05, 说明本文改进 IOOA 相较于对比算法有着显著性优势。进一步验证了 IOOA 的有效性和竞争性。

4.2. 双二极管光伏电池参数辨识应用

除了测试算法的基本性能, 还需要检验算法实际应用的能力。光伏电池的参数辨识是群智能算法的一个典型应用场景, 其中双二极管光伏电池模型(Double Diode Equivalent Model, DDM) [20]有着电路模型相对简单、参数精度要求高的特点。DDM 中所需辨识的 7 个参数分别是光生电流 I_{ph} 、扩散电流 I_{sd1} 、饱和电流 I_{sd2} 、串联电阻 R_s 、并联电阻 R_{sh} 、扩散二极管理想因子 n_1 和复合二极管理想因子 n_2 , 这 7 个参数的边界在表 4 中给出。

Table 4. Boundaries of DDM parameters to be measured

表 4. DDM 待测参数边界

参数	下界	上界
I_{ph}	0	1
I_{sd1}	0	1
I_{sd2}	0	1
R_s	0	0.5
R_{sh}	0	100
n_1	1	2
n_2	1	2

实际的电压值和电流值数据在[21]中可以找到, 在标准温度 25°C 下进行实验, 将标准 OOA 和改进 IOOA 进行 DDM 参数辨识得到的结果记录在表 5 中, 将均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为参数辨识准确性的评价指标, 最优结果加粗表示。

Table 5. Results of DDM parameter identification

表 5. DDM 参数辨识结果

算法	I_{ph}	I_{sd1}	I_{sd2}	R_s	R_{sh}	n_1	n_2	RMSE
OOA	0.7439	1.73E-7	1.05E-7	0.0723	70.0543	1.5294	1.4931	0.0776
IOOA	0.7590	1.02E-7	9.76E-8	0.0422	45.6361	1.4743	1.4720	0.0085

表 5 中可以明显看出 IOOA 的 RMSE 小于 OOA 的 RMSE, 说明了改进 IOOA 的参数辨识准确度更高。为了更直观的对比改进前后算法的参数辨识效果, 将拟合的 I-V 和 P-V 特性曲线在图 3 中给出, 其中实际数据用虚线表示, OOA 估计的数据用空心圆表示, IOOA 估计得到的数据用五角星表示。

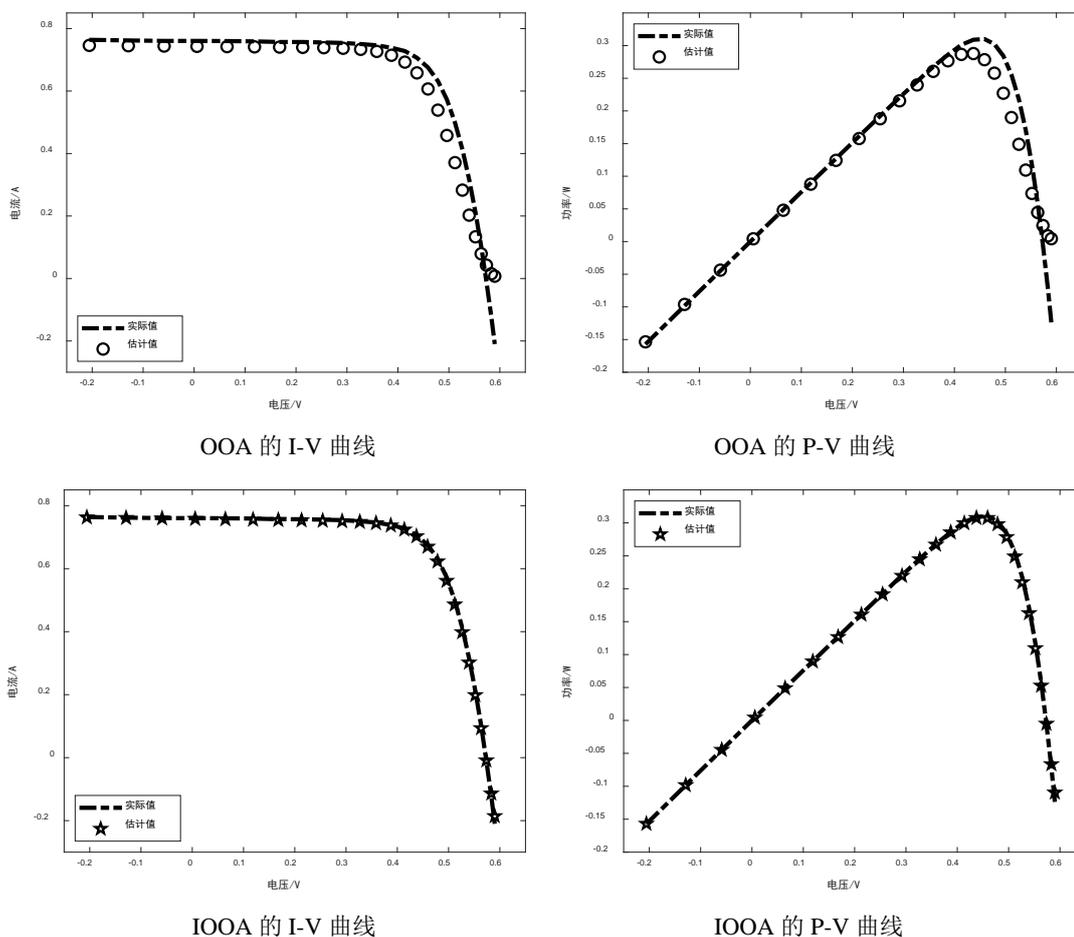


Figure 3. I-V and P-V characteristic curves of the algorithm before and after improvement for DDM parameter identification

图 3. 改进前后算法对 DDM 参数辨识的 I-V 和 P-V 特性曲线

观察图 3 曲线可以看出, 标准 OOA 虽然基本拟合出实际数据的形状, 但是有明显误差, 而 IOOA 得到的曲线与实际数据拟合程度高, 说明 IOOA 进行 DDM 参数辨识的效果更好、准确度更高。

5. 总结

本文针对标准 OOA 算法寻优精度不高、易于陷入局部最优等问题, 提出了改进的 IOOA。在鱼鹰进行位置识别及捕猎阶段, 引入黄金正弦策略, 利用正弦函数快速收缩在被选鱼的位置附近, 加快 OOA 全局搜索的速度; 在将鱼带到合适位置的开发阶段, 引入灰狼围攻策略, 利用最优个体和次优个体的影响力选择精确度高的开发位置; 每次迭代将适应度值排名后 5 位个体重新释放到搜索空间中进行莱维随机游走, 增强算法跳出局部最优值的能力。在算法性能测试中选用 12 个基准测试函数进行实验, 包含单峰函数、多峰函数以及固定维多峰函数, 并选用 9 个性能良好的对比算法, 实验结果表明 IOOA 是一种有竞争力、稳定性强的算法。将改进前后的鱼鹰算法应用于双二极管光伏电池模型的参数辨识中, 均方根误差以及拟合的 I-V、P-V 曲线均证明了 IOOA 相较于标准 OOA 改进效果明显, 是一种寻优精度高的算法。

参考文献

- [1] Zhao, S.J., Zhang, T.R., Ma, S.L. and Chen, M. (2022) Dandelion Optimizer: A Nature-Inspired Metaheuristic Algo-

- rithm for Engineering Applications. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **114**, Article ID: 105075. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105075>
- [2] Chopra, N. and Ansari, M.M. (2022) Golden Jackal Optimization: A Novel Nature-Inspired Optimizer for Engineering Applications. *Expert Systems with Applications*, **198**, Article ID: 116924. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116924>
- [3] Hashim, F.A., Houssein, E.H., Hussain, K., Mabrouk, M.S. and Al-Atabany, W. (2022) Honey Badger Algorithm: New Metaheuristic Algorithm for Solving Optimization Problems. *Mathematics and Computers in Simulation*, **192**, 84-110. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2021.08.013>
- [4] Wang, J.B., Yang, B., Chen, Y.J., et al. (2022) Novel Phasianidae Inspired Peafowl (*Pavo muticus/cristatus*) Optimization Algorithm: Design, Evaluation, and SOFC Models Parameter Estimation. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, **50**, Article ID: 101825. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101825>
- [5] 付华, 许桐, 邵靖宇. 基于水波进化和动态莱维飞行的爬行动物搜索算法[J/OL]. 控制与决策: 1-9, 2023-08-17. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0647>
- [6] Zhao, S.J., Zhang, T.R., Ma, S.L. and Wang, M.C. (2022) Sea-Horse Optimizer: A Novel Nature-Inspired Meta-Heuristic for Global Optimization Problems. *Applied Intelligence*, **53**, 11833-11860. <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03994-3>
- [7] 于国庆, 韩芑芑. 基于蝙蝠粒子群的二维 OTSU 图像分割方法[J]. 计算机仿真, 2022, 39(10): 379-385.
- [8] 雷金羨, 孙宇, 朱洪杰. 改进蚁群算法在带时间窗车辆路径规划问题中的应用[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(11): 3535-3544. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2022.11.017>
- [9] 耿蓉, 张昭, 牛天水, 等. 基于改进蚁群算法的天基资源调度研究与仿真[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2023, 44(2): 168-176.
- [10] Mohammad, D. and Pavel, T. (2023) Osprey Optimization Algorithm: A New Bio-Inspired Metaheuristic Algorithm for Solving Engineering Optimization Problems. *Frontiers in Mechanical Engineering*, **8**, Article 1126450. <https://doi.org/10.3389/fmech.2022.1126450>
- [11] 余修武, 黄露平, 刘永, 等. 融合柯西折射反向学习和变螺旋策略的 WSN 象群定位算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(12): 3183-3189.
- [12] 尹德鑫, 张达敏, 蔡朋宸, 等. 改进的麻雀搜索优化算法及其应用[J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(10): 1844-1851.
- [13] 张磊, 刘升, 高文欣, 等. 精英反向黄金正弦海洋捕食者算法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(2): 355-362.
- [14] 薛阳, 燕宇铖, 贾巍, 等. 基于改进灰狼算法优化长短期记忆网络的光伏功率预测[J]. 太阳能学报, 2023, 44(7): 207-213.
- [15] 邓佳欣, 张达敏, 何庆, 等. 结合莱维飞行和布朗运动的金鹰算法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(6): 1290-1307.
- [16] Faramarzi, A., Heidarinejad, M., Mirjalili, S. and Gandomi, A.H. (2020) Marine Predators Algorithm: A Nature-Inspired Metaheuristic. *Expert Systems with Applications*, **152**, Article ID: 113377. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113377>
- [17] 鞠浩, 王旭东, 陆佳红. 基于混合参数化与粒子群算法的风力机翼型气动优化设计[J]. 太阳能学报, 2023, 44(5): 473-479.
- [18] 张希淼, 马宁, 付伟, 等. 融合混沌映射和二次插值的自适应鲸鱼优化算法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(4): 1088-1096.
- [19] 赵沛雯, 张达敏, 张琳娜, 等. 融合黄金正弦算法和纵横交叉策略的秃鹰搜索算法[J]. 计算机应用, 2023, 43(1): 192-201.
- [20] Gafar, M., El-Schiemy, R.A., Hasanien, H.M. and Abaza, A. (2022) Optimal Parameter Estimation of Three Solar Cell Models Using Modified Spotted Hyena Optimization. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. <https://doi.org/10.1007/s12652-022-03896-9>
- [21] Ayyarao, T.L.V. and Kumar, P.P. (2022) Parameter Estimation of Solar PV Models with a New Proposed War Strategy Optimization Algorithm. *International Journal of Energy Research*, **46**, 7215-7238. <https://doi.org/10.1002/er.7629>