

文章编号: 2095-2163(2023)04-0135-08

中图分类号: TP18

文献标志码: A

改进型卷尾猴搜索算法及光伏电池参数辨识

田小情, 张著洪

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对新型卷尾猴搜索算法存在初始卷尾猴分布、静态惯性系数及跟随者位置更新策略制约其全局开采与局部勘测能力的问题, 探讨改进型算法及其在光伏电池参数辨识中的应用。算法设计中, 利用 Logistic 混沌映射初始化卷尾猴种群; 引入灰狼优化的捕食策略和柯西变异扩大卷尾猴觅食范围, 且借助 S 型函数自适应调节惯性权重, 增强全局搜索能力。模型设计中, 将光伏电池双二极管结构模型扩展为四二极管模型, 进而获得多参数待定的二极管参数辨识模型。比较性的数值实验表明, 改进型卷尾猴搜索算法求解基准函数优化及参数辨识问题时, 在最优解的搜索能力、寻优效率以及参数辨识效果等方面具有明显优势, 且对复杂优化问题的解决具有较好潜力。

关键词: 卷尾猴搜索算法; S 型惯性权重; 柯西变异; 四二极管模型; 参数辨识

Improved capuchin search algorithm and its application to photovoltaic cell parameter identification

TIAN Xiaoqing, ZHANG Zhuhong

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] For the problem that the global exploration and local exploitation capabilities of the new-type capuchin search algorithm are greatly influenced by initial capuchin distribution, static inertia weight, and each capuchin follower's position update strategy, this work develops an improved capuchin search algorithm, while exploring its application to solar diode identification. In the design of the algorithm, the capuchin population is initialized by the Logistic chaotic mapping, and later, the predation strategy of gray wolf optimization and the conventional Cauchy mutation operator are adopted to enlarge the capuchin's predation scope. To avoid to come to stagnation, the algorithm adopts the S-shaped function to ensure that the static inertia weight changes adaptively. The solar double-diode model is extended into a multi-parameter four-diode one, furtherly the multi-parameter undetermined diode parameter identification model is obtained. The numerically comparative results have validated that, when solving the problems of benchmark function optimization and parameter identification, the algorithm has a significant advantage over the original capuchin search algorithm and other compared approaches in the aspects of solution quality, efficiency and parameter identification effect, and meanwhile is potential to complex optimization problems.

[Key words] capuchin search algorithm; S-shaped inertia weight; Cauchy variation; four-diode model; parameter identification

0 引言

元启发式随机搜索算法作为一种受生物或自然现象启发而设计的寻优方法, 在复杂工程问题的求解中已得到广泛应用。已有代表性的多种新型算法陆续被报道, 如金鹰优化^[1]、白鲨优化^[2]、鲸鱼优化^[3]、麻雀搜索^[4]等, 其主要特点是寻优速度快、结构简单、可操作性强且易于扩展, 但求解中、高维优

化问题时, 易于陷入局部搜索。特别地, 卷尾猴搜索算法 (Capuchin search algorithm, CapSA) 是 Braik 等学者^[5]于 2021 年模拟卷尾猴种群觅食行为而提出的新型群智能优化算法。相较于其它类型方法, 该算法的原理简单、寻优能力强, 且已应用于诸如压力容器设计等工程优化问题^[6]。近来, 多位学者已从不同角度对该方法的求解性能加以改进; 例如, Kanipriya 等学者^[7]基于反向学习及混沌局部搜索策略, 提出改进型卷尾猴搜索算法, 并将其用于神经

基金项目: 国家自然科学基金 (62063002)。

作者简介: 田小情 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能优化算法; 张著洪 (1966-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 数据科学、计算智能、深度学习等。

通讯作者: 张著洪 Email: zhzhong@gzu.edu.cn

收稿日期: 2022-10-17

网络 CNN-LSTM 中超参数优化,已获证其具有明显优势。

另一方面,参数辨识是光伏电池设计中不可缺少的重要环节,对电池性能的影响较大;当光伏电池出现老化、故障或不稳定时,参数变化极不稳定且不可预测^[8]。如何快速、准确地辨识光伏电池的内部参数,已成为光伏发电领域的重要科技难题。通常,数值优化法^[9]和近似估计法^[10]被用于光伏电池模型的参数辨识。前者的思想简单、易于实现,但得到的解的质量极大依赖于初始状态的选取。例如,Ayang 等学者^[9]通过融合最大似然估计和牛顿法获得一种混合优化方法,并用于单二极管模型的参数辨识,其寻优效率高,但搜索性能极大依赖于初始参数的取值;后者基于实验特征方程和 LambertW 函数来辨识模型的参数^[10],其易于实现,但关键数据点的确定及环境因素对此特征方程的影响较大。近来,智能优化^[11]已为光伏发电模型的求解提供了新方法,主要思路是借助少量实验数据,将光伏电池参数辨识转化为最优化问题,进而利用元启发式随机搜索算法求解模型的最优参数值。例如,张伟伟等学者^[11]以光伏电池单、双二极管模型的电流测量值和模型计算值的均方根误差为性能指标,利用改进型回溯搜索算法求解问题的最优参数值。可是,由于元启发式方法固有的早熟现象,以及光伏发电问题的特异性和模型的强非线性性,使得智能优化方法应用于光伏电池参数辨识的研究仍处于不断探索中。

综上,鉴于 CapSA 对最优化问题的求解有较大潜力,但收敛精度低、局部搜索能力有待增强,以及智能优化求解光伏电池参数辨识的研究尚处于起步阶段,本文从如何提高和平衡 CapSA 的开采与勘测能力出发,提出一种改进型卷尾猴搜索算法(Improved Capuchin Search Algorithm,ICapSA),进而在扩展双二极管模型为四二极管模型基础上,将 ICapSA 应用于二极管的参数辨识。比较性的实验显示,该算法的寻优质量有独特优势,且四二极管的参数辨识效果好。

1 卷尾猴搜索算法

考虑如下类型函数优化问题:

$$\min_{x \in D} f(x) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$, $ub_j \leq x_j \leq lb_j, 1 \leq j \leq p$; $f(\mathbf{x})$ 是非离散的目标函数;若对于任意 $\mathbf{x} \in D$, 均有 $f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x})$, 则 \mathbf{x}^* 称为最优解。

1.1 算法简述

CapSA 是一种模拟卷尾猴在森林中游荡觅食行为的群智能优化算法,其以领导者和跟随者作为个体,领导者负责发现食物区域,跟随者在该区域寻找食物的具体位置;卷尾猴在觅食过程中,依据自身位置与角色、历史最好位置、种群的全局最好位置及位置更新策略不断更新自身位置,直到最终获取食物后,停止食物的搜索。

给定规模为 N 的卷尾猴种群,第 i 只卷尾猴的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$; 依据适应度降幂排列卷尾猴种群中的卷尾猴,前 $1/2$ 只卷尾猴构成领导者种群 A ,后 $1/2$ 只卷尾猴构成跟随者种群 B 。在第 t 时刻,经由如下 3 步完成卷尾猴的位置更新:

(1) 卷尾猴的速度更新。卷尾猴 i (跟随者或领导者)经由式(2)更新其速度:

$$v_i(t+1) = \rho v_i(t) + \tau a_1 (x_{best}^i - x_i(t)) r_1 + \tau a_2 (F - x_i(t)) r_2 \quad (2)$$

其中, x_{best}^i 为卷尾猴 i 的历史最优位置; F 为所有卷尾猴的全局最好位置; a_1 和 a_2 是 2 个正常数,分别取 1.25 及 1.5; r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数,被用于调节粒子的搜索范围;惯性系数 ρ 控制上一时刻的速度对当前速度的影响; τ 为卷尾猴寿命指数函数,被用于平衡卷尾猴的全局和局部搜索能力,其由式(3)确定:

$$\tau = \beta_0 e^{-\beta_1 (\frac{t}{T})^{\beta_2}} \quad (3)$$

在此, T 为最大时间步; β_0 、 β_1 、 β_2 为给定的常数,依次取 2、21 及 2。

(2) 领导者种群的位置更新。种群 A 中位置为 $x_i(t)$ 的领导者 i 依据介于 $0 \sim 1$ 间的随机数 ε 的取值,确定相应的更新策略,即:

$$x_{ij}(t+1) = \begin{cases} \tau [lb_j + \varepsilon(ub_j - lb_j)] & 0.1 < \varepsilon \leq 0.2 \\ F + \frac{P_{ef} P_{bf} v_{ij}(t)^2 \sin(3r)}{g} & 0.2 < \varepsilon \leq 0.3 \\ x_{ij}(t) + v_{ij}(t) & 0.3 < \varepsilon \leq 0.5 \\ F + \tau P_{bf} \sin(3r) & 0.5 < \varepsilon \leq 0.75 \\ F + \tau P_{bf} (v_{ij}(t) - v_{i,j-1}(t)) & 0.75 < \varepsilon \leq 1.0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, P_{bf} 是领导者卷尾猴在跳跃运动中提供平衡的概率,取值 0.7; P_{ef} 为弹性系数,取值 9; r 是介于 $0 \sim 1$ 间的随机数。

(3) 跟随者种群的位置更新。种群 B 中位置为 $x_i(t)$ 的跟随者 i 更新后的位置是介于自身位置和上一时刻位置的中间位置,即:

$$x_i(t+1) = \frac{1}{2}(x_i(t) + x_{i-1}(t)) \quad (5)$$

1.2 算法性能分析

CapSA 求解低维优化问题具有稳定性好、求解精度高、进化能力强等优点,但由于种群初始化的随机性、惯性系数 ρ 设置难和跟随者位置更新策略的缘故,其搜索性能有限。当其用于求解性能指标复杂的优化问题时,因目标函数的结构复杂、决策变量多且计算量大,使得搜索性能和效率急剧退化。例如,对于如下优化问题:

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^{100} (x_i - \cos(x_i))^2 \quad -10 \leq x_i \leq 10 \quad (6)$$

CapSA 求解函数 $f(x)$ 的最小值的搜索曲线如图 1 所示。图 1 中, n 和 f 分别表示迭代次数和目标函数值。经由图 1 获知, CapSA 在最大迭代数为 500 前提下,获得的最好目标值为 85.55,但与最小目标值的偏差较大;而在前 12 次的迭代尚能维持全局搜索,但随着迭代数的增加,却快速陷入局部搜索,寻优性能急剧下降。

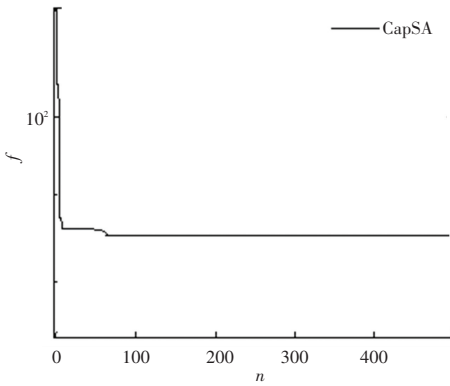


图 1 CapSA 求解函数 $f(x)$ 的最小值的搜索曲线

Fig. 1 The search curve for CapSA solving the minimum value of the function $f(x)$

概括起来, CapSA 存在如下主要缺陷:

- (1) 初始卷尾猴的位置分布直接影响领导者的全局开采能力,导致觅食过程中难以发现食物位置。
- (2) 惯性系数 ρ 不具有自适应变化特性,使得在食物搜索后期的局部勘测能力弱且收敛速度慢。
- (3) 跟随者的位置更新策略缺乏自适应性,影响全局搜索能力。
- (4) 在全局最优个体的位置信息引导下进行更新时,领导者的位置在每个维度上的变化量快速减小,导致卷尾猴种群中各个体加速陷入局部搜索,进而发现食物位置的几率变小。

2 改进型卷尾猴搜索算法

针对 CapSA 存在的以上不足,围绕初始种群的生成方式、惯性权重系数、跟随者位置更新进行如下改进。

(1) 初始种群。由于随机生成初始种群易于导致 CapSA 的收敛速度和精度极大地降低;为此,利用如下 Logistic 混沌映射生成初始种群:

$$x_k = l b_k + y(k) (u b_k - b_k) \quad 1 \leq k \leq p \quad (7)$$

$$\text{其中, } y(k) = 4y(k-1)(1-y(k-1))。$$

(2) 自适应惯性权重。速度更新具有继承上一次迭代速度的经验和能力,但惯性系数 ρ 常为固定值,导致 CapSA 在迭代前期搜索范围小,而迭代后期搜索半径过大,从而不能自适应平衡种群的局部勘测和全局开采能力。为此,引入如下 S 型函数来取代惯性系数 ρ :

$$\omega(t) = \omega_{\max} + \frac{\omega_{\min} - \omega_{\max}}{1 + \exp(-\mu(T - t - m \times r))} \quad (8)$$

其中, ω_{\max} 及 ω_{\min} 分别为最大和最小权重; m 为进化因子,且 $\mu = 10^{\log(m)-2}$ 。由此,卷尾猴 i 经由式(9)更新速度:

$$v_i(t+1) = \omega(t)v_i(t) + \tau a_1(x_{best}^i - x_i(t))r_1 + \tau a_2(F - x_i(t))r_2 \quad (9)$$

(3) 跟随者种群的位置更新。跟随者始终追随领导者寻找食物;每个跟随者利用自身当前和上一时刻之间的中间位置进行位置更新,这种确定性的位置更新策略在领导者陷入局部最优时,跟随者较难执行全局搜索,进而使得 CapSA 的寻优性能受到极大影响。为此,利用灰狼优化^[12]的觅食策略更新跟随者种群的位置,即:

$$x_i(t+1) = F - a(r_3 - 1) |r_4 F - x_i(t)| \quad (10)$$

其中, a 由式(11)确定:

$$a = 2(1 - \frac{t}{T}) \quad (11)$$

在此, r_3 和 r_4 为介于 0~2 的随机数。

(4) 全局最好位置更新。卷尾猴种群的全局最好位置对卷尾猴的位置更新起引导性作用;一旦其为局部最优位置,则卷尾猴种群的全局开采能力必然较弱。为此,利用柯西变异策略增强全局最好位置被更新的能力,即:

$$F = \begin{cases} F & f(F) < f(X) \\ X & f(F) \geq f(X) \end{cases} \quad (12)$$

其中, X 是 F 经由标准柯西变异算子作用后产生的位置向量。

结合式(4)、(7)~(12), ICapSA 的算法描述如下。

步骤1 参数设置: 种群规模 N 、最大和最小权重 (ω_{\max} , ω_{\min}) 及最大迭代数 T 。

步骤2 置 $n \leftarrow 1$, 依据式(7) 初始化卷尾猴种群 $X(t)$ 。

步骤3 依据适应度降幂排序 $X(t)$ 中的卷尾猴, 划分 $X(t)$ 为领导者种群 A 和跟随者种群 B 。

步骤4 经由式(11)更新种群 A 和 B 中各卷尾猴的速度。

步骤5 位置更新:

5.1: 利用式(4)更新种群 A 中领导者的位置;

5.2: 经由式(12)更新种群 B 中跟随者的位置;

5.3: 更新种群 A 、 B 中各成员的历史最好位置;

5.4: 借助 $A \cup B$ 中卷尾猴的最好位置更新 F 。

步骤6 依据式(12)更新 F 。

步骤7 置 $t \leftarrow t + 1$; 若 $t < T$, 则执行步骤3; 否则, 输出最优解。

ICapSA 的计算复杂度主要由步骤3~5 确定。在一个迭代周期内, 步骤3 需对卷尾猴个体进行排序, 计算复杂度为 $O(M \log N)$; 步骤4 需对卷尾猴的速度更新, 计算复杂度为 $O(N + 3.5Np)$; 步骤5 对卷尾猴领导者种群 A 更新, 最坏情形下计算复杂度为 $O(0.5N + 2.5Np)$; 步骤6 的计算复杂度为 $O(N + Np)$ 。因此, 在最差情形下, ICapSA 的计算复杂度

为 $O(N(\log N + 2.5 + 7p))$ 。综上分析表明, ICapSA 的种群规模 N 和优化问题的维度 p 是影响其搜索效率的重要因素。

3 数值实验

在配置为 Windows10/CPU3.7GHz/RAM4.0 GB/Matlab R2018a 环境下开展 ICapSA 的性能测试。选取 7 种具有代表性的元启发式算法(灰狼优化 GWO^[12]、野雁优化 WGA^[13]、蚁狮优化 ALO^[14]、黑猩猩优化 ChOA^[15]、飞蛾扑火优化 MFO^[16]、正弦余弦算法 SCA^[17]、鲸鱼优化 WOA^[3])、卷尾猴搜索算法 CapSA 参与 ICapSA 的比较, 各算法的最大迭代数为 1 000。参与比较的算法的参数设置源于相应文献; ICapSA 中, 取 $m = 50, N = 30, \omega_{\max} = 0.9$, 以及 $\omega_{\min} = 0.5$ 。

3.1 算法性能测试

测试实例包括维度为 30 的 13 个基准函数优化问题 $F_1 \sim F_{13}$ ^[18], 其中 $F_1 \sim F_7$ 为单峰值函数, $F_8 \sim F_{13}$ 为多峰值函数。各算法对每个测试问题均独立运行 25 次, 获得的最好目标值的统计值、搜索效率及显著性水平为 5% 的 t 检验值用于算法的性能比较分析, 见表 1; 以 $F_1, F_3, F_5, F_7, F_9, F_{11}$ 为例, 各算法的平均搜索曲线如图 2 所示。图 2 中, n 和 f 分别表示迭代次数和目标函数值。

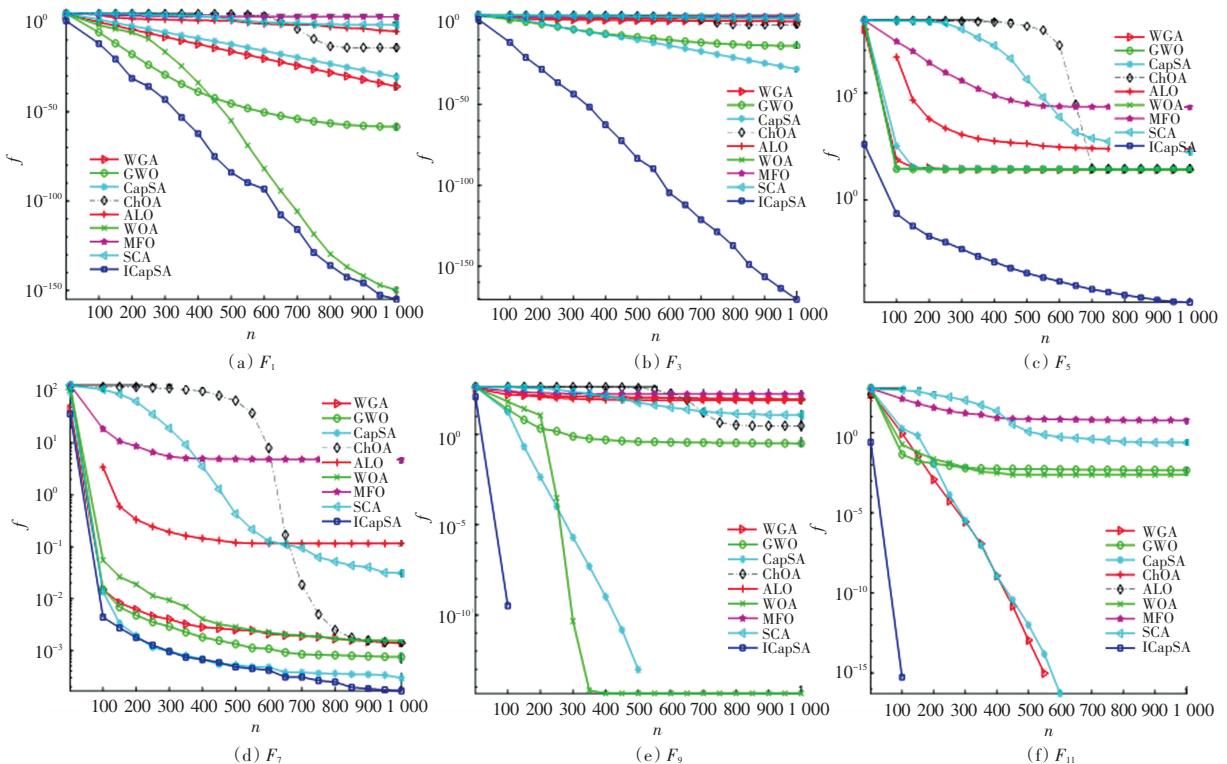


图2 算法的平均搜索曲线比较

Fig. 2 Comparison of average search curves of algorithms

表 1 各算法的统计结果比较

Tab. 1 Comparison of statistical results of each algorithm

F		CapSA	WGA	GWO	ChOA	ALO	WOA	MFO	SCA	ICapSA
F_1	μ	1e-36	1.0e-58	2e-31	1e-14	8e-06	1e-148	20.00	0.000 4	9e-169
	σ	8e-37	2.0e-58	9e-32	3e-14	6e-06	8e-148	40.32	0	0
F_2	μ	1e-18	1.0e-34	2e-16	1e-10	31.320 0	2e-102	19.20	1e-07	4e-87
	σ	4e-19	1.2e-34	5e-17	1e-10	43.786 0	1e-101	14.41	0	1e-86
F_3	μ	30.350	4.0e-14	6e-29	0.272 2	1 106.5	27 717.000	65.00	23.220	9e-174
	σ	13.990	1.4e-13	3e-29	0.798 8	583.780 0	3 147.000	12.88	0	0
F_4	μ	9e-17	8e-11	2e-14	0.003 8	10.929 0	46.880	71.69	16.450	2e-90
	σ	1e-17	1e-10	4e-14	0.006 1	3.608 9	33.790	8.27	0	1e-89
F_5	μ	26.630	25.110 0	26.870 0	28.929 0	240.120 0	27.380	75.98	31.820	0.828 0
	σ	0.439	0.176 0	0.951 0	0.061 2	414.770 0	0.598	15.36	0	4.141 0
F_6	μ	4e-05	0	0.666 0	3.086 2	1e-05	0.049	0.000 2	4.544	1e-09
	σ	6e-06	0	0.361 0	0.334 1	1e-05	0.055	0.000 2	0	2e-09
F_7	μ	0.483	0.001 0	0.000 9	0.001 4	0.115 5	0.002	3.600	0.011	0.000 1
	σ	0.282	0.000 4	0.000 5	0.001 6	0.042 3	0.002	5.212	0	0.000 1
F_8	μ	-9 025	-4 397.65	-6 040	-5 758	-5 676	-11 152	-8 022.1	-4 105	-12 313
	σ	32.797	479.100 0	709.200 0	49.130 0	683.150 0	1 593.2	849.240 0	0	885.710 0
F_9	μ	0	92.460 0	1.090 0	3.036 1	77.885 0	0	158.180 0	49.660	0
	σ	0	13.953 0	4.478 0	3.659 0	20.476 0	0	39.770 0	0	0
F_{10}	μ	8e-16	7e-15	1e-14	19.961 0	2.071 0	3e-15	19.420 0	20.170	8e-16
	σ	0	1e-15	2e-15	0.000 9	0.611 6	2e-15	1.388 0	0	0
F_{11}	μ	0	0	0.001 5	0.018 2	0.014 8	0.003 2	21.710 0	0.597	0
	σ	0	0	0.003 8	0.025 2	0.012 6	0.016 1	39.390 0	0	0
F_{12}	μ	5e-07	1e-32	0.034 0	0.407 9	9.804 3	0.007 2	1.143 0	1.371	2e-10
	σ	4e-07	5e-48	0.018 0	0.220 4	4.478 0	0.005 6	1.505 0	0	1e-10
F_{13}	μ	0.001 6	1e-32	0.579 0	2.844 2	2.898 0	0.212 0	1 640 250	35.420	3e-09
	σ	0.003 6	5e-48	0.220 0	0.100 4	1.434 2	0.133 0	8 201 254	0	5e-09
$w/t/l$		11/0/2	10/3/0	10/0/3	11/0/2	12/0/1	8/0/5	11/0/2	10/0/3	/
RT		2.331	6.708	2.723	4.148 1	41.213	2.312	2.819	2.294	1.751

*注: w 、 t 及 l 分别表示 t 检验中 ICapSA 显著优于、同等性能于、劣于被比较算法的问题数; μ 和 σ 分别表示算法求解 1 个测试问题获得的 25 个目标值的均值和均方差; RT 表示给定的算法运行以上测试问题的平均运行时间。

经由表 1 中的均值可知, MFO、SCA、ALO 求解以上 13 个实例的性能整体上劣于其它算法的性能, 同时表 1 中的均方差值说明 MFO 和 ALO 求解单、多峰值函数优化问题的稳定性较差, 收敛能力相对偏弱; 其次, 相较于其它参与比较的算法, CapSA 求解多峰值函数优化问题的搜索效果及稳定性整体上具有明显优势, 但也存在寻优精度低及求解 F_3 、 F_5 、 F_8 失效的不足, 这主要由算法易陷入局部搜索导致。对于 ICapSA, 经由表 1 中的均值和方差获知, 无论是获得的解的质量、还是算法搜索效果的稳定性, 均明显优于其它参与比较的算法; 同时除了求解

F_5 、 F_8 获得的解的精度及搜索效果的稳定性有待提高外, 对于其它测试问题, 得到的解的质量均较高, 搜索效果较稳定、且求解性能对求解问题的特征依赖较弱。与 CapSA 相比, 其寻优性能有显著提升。另外, t 检验值表明, 与 CapSA、WGA、GWO、ChOA、ALO、WOA、MFO、SCA 比较, ICapSA 依次求解 11、10、10、11、12、8、11、10 个测试实例有明显优势, 因此该算法显著优于参与比较的 8 种算法。另外, 算法的平均运行时间表明, ICapSA 的执行效率最高, WOA 及 SCA 次之, 而 ALO 的执行效率最低。

经由图 2 可知, MFO、ALO、GWO、WOA 和 SCA

易陷入局部搜索,且收敛速度慢,表明其全局开采能力弱;ChOA在前期收敛能力不足,求解精度较低;WGA虽然收敛速度快,但易于陷入局部搜索,且求解性能不稳定;CapSA的进化能力相对较强,收敛速度快,但获得的解的精度偏低;ICapSA能有效克服CapSA存在的不足,且相比于其它参与比较的算法,收敛速度快,求解精度高,全局搜索能力强。

3.2 光伏电池的参数辨识

光伏电池双二极管模型(Double Diode Model, DDM)由1个受光照影响的理想电流源、2个并联二极管(D_1, D_2),以及1个等效并联电阻 R_{sh} 和1个等效串联电阻 R_s 组成^[19],如图3所示。

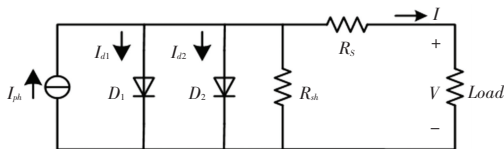


图3 光伏电池双二极管模型

Fig. 3 Photovoltaic cell double diode model

图3中, I_{ph} 、 I_{d1} 、 I_{d2} 、 R_s 、 R_{sh} 、 I 、 V 分别表示双二极管电池的光生电流、二极管饱和电流、串联电阻、并联电阻、输出电流和输出电压。根据基尔霍夫电流定律,输出电流 I 由式(13)计算得到:

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{sh} \quad (13)$$

其中, I_{ph} 为光生电流; I_{d1} 、 I_{d2} 分别为第一、二个二极管的电流; I_{sh} 为等效并联电阻电流。根据Shockley方程, I_{d1} 、 I_{d2} 及 I_{sh} 由式(14)确定:

$$I_{di} = I_{sdi} \left(\exp\left(\frac{q(V + IR_s)}{n_i K T_0}\right) - 1 \right), I_{sh} = \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (14)$$

$1 \leq i \leq 2$

其中, I_{sdi} 及 n_i 分别表示第 i 个二极管的饱和电

$$\min_x RMSE(\mathbf{x}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M \left(I_{ph} - \sum_{i=1}^4 I_{sdi} \left(\exp\left(\frac{q(V_j + I_j R_s)}{n_i K T_0}\right) - 1 \right) - \frac{V_j + I_j R_s}{R_{sh}} - I_j \right)^2 \quad (17)$$

经由文献[20]获得26组实测电流 I_k 与电压 V_k , $M=26$ 。参照第3.1节的实验方案,在最大迭代数为5000前提下,ICapSA与参与比较的方法均对模型FDM求解25次,获得的统计结果见表2;算法的搜索曲线如图5(a)所示,以及ICapSA获得的电压与电流、电压与功率曲线如图5(b)~(c)所示。

经由表2获知,ICapSA及参与比较的算法求解以上四二极管模型FDM后,各自获得的最好目标值及统计值之间仅存在精度差异,且搜索效果较为稳定;相对而言,ICapSA的精度最高,所获模型的参数值逼近理论值的程度最高,因此应用于太阳能四二

流及理想因子; K 是玻尔兹曼常数,取值 $1.3806503 \times 10^{-23}$ J/K; q 表示电子的电荷量,取值 $1.60217646 \times 10^{-19}$ C。在此, T_0 是电池的开尔文温度。由此,双二极管的电流可由下式计算:

$$I = I_{ph} - \sum_{i=1}^2 I_{sdi} \left(\exp\left(\frac{q(V + IR_s)}{n_i K T_0}\right) - 1 \right) - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (15)$$

在给定电流 I 和电压 V 下,式(15)包含7个待定参数,即 I_{ph} 、 I_{sdi} 、 I_{sd2} 、 IR_s 、 R_{sh} 、 n_1 及 n_2 ,则可通过参数辨识获得参数值。由于该模型所含参数较少,因此求解较为容易。研究中,为检测ICapSA的性能,将图2中双二极管模型扩展为含4个二极管的模型,简称此模型为四二极管模型,如图4所示。

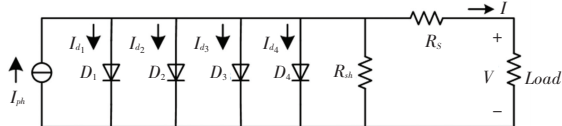


图4 光伏四二极管模型

Fig. 4 Photovoltaic cell four-diode model

类似于以上双二极管的电流计算表达式,四二极管的电流经由式(16)计算:

$$I = I_{ph} - \sum_{i=1}^4 I_{sdi} \left(\exp\left(\frac{q(V + IR_s)}{n_i K T_0}\right) - 1 \right) - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (16)$$

式(16)包含的待定参数为 I_{ph} 、 I_{sdi} 、 R_s 、 R_{sh} 、 n_i ,这里 $1 \leq i \leq 4$ 。记此11个参数构成的向量为 \mathbf{x} 。于是,在给定 M 组电流与电压实测数值 $\{(I_j, V_j) | 1 \leq j \leq M\}$ 下,获得如下参数辨识模型(Four-diode model, FDM):

极管模型的参数辨识效果最好,同时 t 检验值进一步说明ICapSA求解FDM具有明显优势。图5(a)表明,ICapSA的搜索曲线下降速度最快,且能快速达到全局收敛;结合以上的算法性能测试实验获知,参与比较的算法仅能获得精度较低的解,且易于陷入局部搜索。图5(b)~(c)说明,ICapSA获得的参数值能使得由式(16)计算得到的电流和功率值与测量值的误差最小,且电流误差介于 $1.4 \times 10^{-3} \sim 1 \times 10^{-5}$ 之间,功率误差介于 $8 \times 10^{-4} \sim 1 \times 10^{-5}$ 。因此表明FDM的模型设计是合理的,且ICapSA是有效的。

表 2 各算法 25 次运行获得的最小目标值、均值、方差及 *t*-检验值

Tab. 2 The minimum target values, means, variances, and *t*-test values obtained by each algorithm in 25 runs

Algorithm	Best	μ	σ	<i>p</i> - value
WGA	4.355e-03	6.282e-03	3.626e-04	1.16e-08
GWO	3.620e-03	5.080e-02	8.302e-03	3.26e-09
CapSA	6.045e-03	1.445e-02	1.246e-03	2.56e-08
ChOA	9.161e-03	1.330e-01	1.884e-03	1.22e-09
ALO	1.362e-03	8.266e-02	1.096e-01	3.10e-10
WOA	2.042e-02	2.637e-02	8.169e-03	1.26e-09
MFO	8.862e-03	1.810e-02	8.381e-03	1.01e-09
SCA	2.229e-01	2.392e-01	3.263e-03	1.41e-09
ICapSA	9.706e-04	1.008e-03	7.393e-06	/

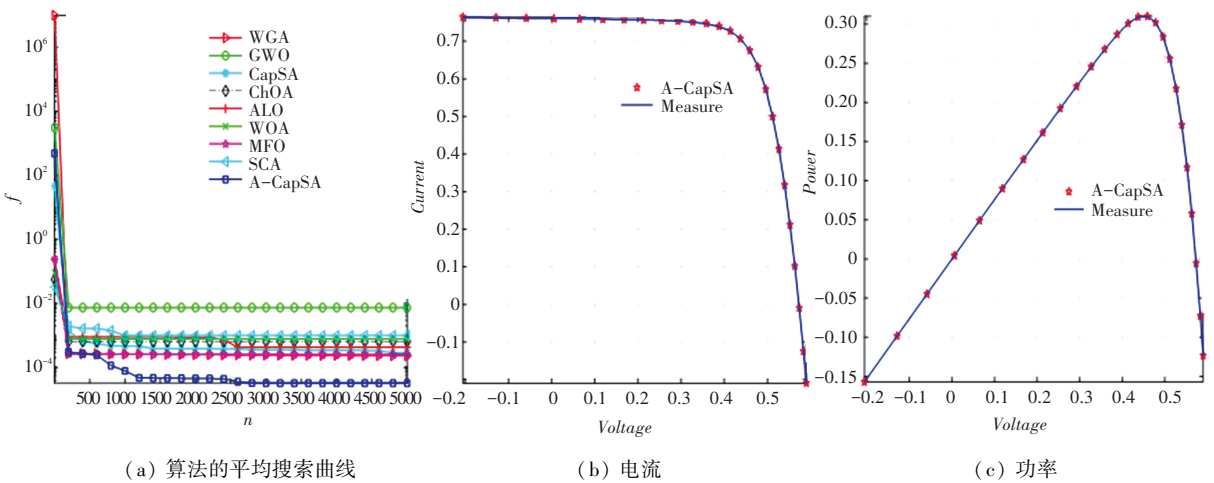


图 5 算法搜索曲线及实测与计算值形成的曲线

Fig. 5 Algorithm search curve and curve formed by measured and calculated values

4 结束语

为改善卷尾猴搜索算法的寻优性能及探讨其潜在的应用,利用混沌因子增强初始卷尾猴种群的多样性,同时借助柯西变异及灰狼觅食策略提升种群的全局搜索能力;借助自适应变化的惯性权重增强种群的全局开采与局部搜索能力,以及提升算法的寻优效率,获得 ICapSA。理论分析表明,此算法的计算复杂度由种群规模和优化问题的维度决定。比较性的性能测试分析表明,ICapSA 求解 13 个基准函数优化问题时,其寻优性能和搜索效率在 9 个测试函数上均优于另 8 个对比算法。通过将光伏电池二极管模型扩展为四二极管模型,参数辨识结果表明,ICapSA 求解四二极管模型参数辨识问题,能获得最好的辨识效果,且模型计算得到的电流与功率值逼近实测值的程度高,其最小误差均达到 $1 \times$

10^{-5} 。

参考文献

- [1] MOHAMMADI-BALANI A, NAYERI M D, AZAR A, et al. Golden eagle optimizer: A nature-inspired metaheuristic algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 152(21):15-16.
- [2] BRAIK M, HAMMOURI A, ATWAN J, et al. White shark optimizer: A novel bio-inspired meta-heuristic algorithm for global optimization problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 243(15):26-34.
- [3] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [4] 宋扬,石勇,刘宝泉,康家玉,等. 基于改进麻雀搜索算法的机场微电网优化调度策略[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(03):33-40.
- [5] BRAIK M, SHETA A, AL-HIARY H. A novel meta-heuristic search algorithm for solving optimization problems: capuchin search algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(5):2515-2547.

(下转第 146 页)