

基于实测数据的光伏电站故障穿越关键参数辨识

曹国强^{1,2}, 张靖^{1*}, 何宇¹, 叶永春³, 杨志¹, 孙启宸¹, 王志杨¹, 张子见¹,
雷爽¹, 闫江峰²

¹贵州大学电气工程学院, 贵州 贵阳

²贵州电网有限责任公司贵阳金阳供电局, 贵州 贵阳

³中国电建集团贵州电力设计研究院有限公司, 贵州 贵阳

收稿日期: 2024年12月8日; 录用日期: 2025年1月1日; 发布日期: 2025年1月7日

摘要

为了更好地避免新能源场站并网故障给电网造成解列, 验证光伏电站高低电压穿越能力, 得到其准确的模型控制参数等关键问题, 本文提出了一种基于高低电压穿越试验实测数据、考虑故障穿越全过程特性的光伏电站关键参数辨识方法。首先基于实测数据, 建立光伏电站BPA模型, 其次通过对模型参数进行灵敏度分析确定关键辨识参数, 最后提出一种多策略改进的樽海鞘群算法(Salp Swarm Algorithm, SSA)的光伏电站模型辨识方法, 不断优化更新待辨识参数并进行暂稳计算, 计算仿真模型输出与实测数据误差, 得到了光伏电站准确的模型参数。将该方法运用到贵州某实际光伏电站的并网性能测试中, 验证在不同工况下电站的高低电压穿越能力, 得到其准确的控制参数。结果表明: 所提的参数辨识方法能准确地辨识系统在不同工况下高低电压穿越关键参数, 且仿真与实测数据误差满足相关标准的技术要求, 可用于工程实际计算。

关键词

光伏电站, 高低电压穿越, 参数辨识, 灵敏度分析, 改进樽海鞘群算法, 新能源稳定运行

Identification of Key Parameters for Fault Crossing in Photovoltaic Power Plants Based on Measured Data

Guoqiang Cao^{1,2}, Jing Zhang^{1*}, Yu He¹, Yongchun Ye³, Zhi Yang¹, Qicheng Sun¹,
Zhiyang Wang¹, Zijian Zhang¹, Shuang Lei¹, Jiangfeng Yan²

¹School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

²Guiyang Jinyang Power Supply Bureau, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang Guizhou

*通讯作者。

文章引用: 曹国强, 张靖, 何宇, 叶永春, 杨志, 孙启宸, 王志杨, 张子见, 雷爽, 闫江峰. 基于实测数据的光伏电站故障穿越关键参数辨识[J]. 建模与仿真, 2025, 14(1): 74-88. DOI: 10.12677/mos.2025.141008

³China Power Construction Group Guizhou Electric Power Design and Research Institute Co., Ltd., Guiyang Guizhou

Received: Dec. 8th, 2024; accepted: Jan. 1st, 2025; published: Jan. 7th, 2025

Abstract

In order to better avoid the grid disconnection caused by the grid faults of new energy power plants, verify the high and low voltage ride-through capability of photovoltaic power plants, and obtain accurate model control parameters, this paper proposes a key parameter identification method for photovoltaic power plants based on high and low voltage ride-through test measurement data, considering the characteristics of the entire fault ride-through process. Based on the measured data, a BPA model of the photovoltaic power plant is established. By conducting sensitivity analysis on the model parameters, key identification parameters are determined. A photovoltaic power plant model identification method based on an improved Salp Swarm Algorithm (SSA) with multiple strategies is proposed. The method continuously optimizes and updates the parameters to be identified and performs transient stability calculations. The error between the output of the simulation model and the measured data is calculated to obtain accurate model parameters for the photovoltaic power plant. This method is applied to the grid performance testing of an actual photovoltaic power plant in Guizhou, verifying the high and low voltage ride-through capability of the power plant under different operating conditions and obtaining accurate control parameters. The results show that the proposed parameter identification method can accurately identify the key parameters of high and low voltage ride-through under different operating conditions, and the error between the simulation and measured data meets the technical requirements of relevant standards, making it suitable for practical engineering calculations.

Keywords

Photovoltaic Power Plant, High and Low Voltage Ride-Through, Parameter Identification, Sensitivity Analysis, Improved Salp Swarm Algorithm, Stable Operation of New Energy

Copyright © 2025 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

面对当前二氧化碳排放的严峻形势，我国做出“2030年前实现碳达峰、2060年前实现碳中和”的重大战略选择，近年来，风电、光伏等新能源增长迅猛[1] [2]。光伏电站通过电力电子器件接入电网，其外特性不同于传统同步电源，给电网精确计算造成了一定的困难，在稳态运行时表现为一个功率源，对电网相关计算影响尚不明显，但在暂态期间，局部故障对电网稳定影响更加显著，为确保高比例光伏接入的电力系统安全稳定运行[3]，因此迫切需要切实可行的方法得到其准确的模型参数以满足电网计算需求[4] [5]。研究有效的参数辨识方法是光伏电站参数辨识待解决的关键问题之一。

目前，参数辨识方法研究主要以四大参数(发电机、励磁系统、原动机及调速系统、负荷模型的有关参数)为主[6] [7]。虽然目前对光伏发电有了诸多研究，但是研究主要集中于稳态控制。参数辨识大都是对光伏组件和逆变器 PI 控制模型以及对限幅环节参数进行的研究，在光伏电站参数辨识方面的研究少之又少。文献[8]采用改进人工鱼群算法对光伏组件输出特性曲线进行数学模型参数辨识，并以此来判

断光伏组件的运行状态。文献[9]在樽海鞘群算法的基础上加入精英反向学习与差分策略来辨识光伏电池双二极管模型的参数。文献[10]提出了一种差分进化算法面向故障暂态建模的光伏并网逆变器的控制器参数辨识方法,准确辨识了 PI 调节器参数和限幅环节参数。文献[11]对樽海鞘群优化算法进行改进,提出了改进的樽海鞘群优化算法(ISSA)运用在机组调节系统参数辨识。文献[12]提出了一种结合自适应正态云模型的樽海鞘群辨识算法(CSSA),对永磁同步电机参数进行快速、准确的辨识。文献[13]提出一种基于改进樽海鞘群算法的静止同步补偿器模型参数解耦辨识方法。智能算法在参数辨识领域得到广泛应用,但是上述研究只是在实验室进行,均采用仿真数据验证辨识算法的有效性,少有相关实际数据进行验证,无法应用于实际工程需求。

对于机电暂态仿真,新能源场站等值模型除了描述新能源场站稳态特性以外,还需要准确地反映大干扰下新能源场站的动态特性,以满足新能源对大电网动态特性的分析需求[14]。文献[15]根据云南某风电场的实测录波数据,对风电接入系统故障以及风电场传统距离保护在双馈风电场集电线路上的动作特性进行了分析,并对集电线路参数进行了参数辨识。光伏电站目前已有的文献大多是研究光照变化对暂态特性的影响,主要是通过实验室数据进行参数辨识与模型验证,少有文献对高低电压穿越大扰动进行暂态分析,本文通过高低电压穿越试验获取光伏电站的高低电压穿越数据,建立场站模型,对新能源发电系统进行扰动试验,并对系统响应进行记录,获得实际系统的输入及其响应,同时利用实测的输入和输出,以全过程输出误差最小为目标,填补了现有文献主要依赖仿真数据进行辨识的不足,无法解决实际工程问题的问题。

基于上述分析,研究了一种考虑全过程光伏电站故障穿越关键参数辨识方法。首先利用高低电压穿越试验现场实测数据,通过 PSDBPA 电力系统仿真软件建立光伏电站机电暂态模型,其次进行灵敏度分析确定待辨识参数,提出一种多策略改进的樽海鞘群算法,该算法适合解决多维优化问题。为提高原算法的收敛精度,引入混沌精英种群机制来获取满足多样性的初始种群,然后将差分进化的变异、交叉和选择策略融合进领导者的位置更新机制以避免算法陷入早熟,再对追随者进行莱维飞行扰动来扩大搜索范围,同时引入非线性递减的权重系数来评估先前个体对当前个体的影响程度,增强了算法的局部搜索能力,最后将最优值代入模型中,计算模型输出与实测数据的误差,验证了参数辨识结果的准确性。建立 Matlab 和 PSDBPA 的联合仿真实验平台,调用 BPA 内核进行暂稳计算,准确辨识出光伏电站的关键参数。仿真算例验证了本文所提模型和算法的正确性和有效性。

2. 光伏电站高低电压穿越能力测试

实测数据的获取

以贵州某光伏电站为研究对象,选取典型光伏发电单元,试验接线如图 1、图 2 所示,将“新能源电网适应性检测平台”串入 35 kV 集电线路与箱变之间,输入端接 35 kV 集电线路,输出端接箱变 35 kV 侧。电量记录分析仪分别采集箱变 35 kV 高压侧电流、电压,35 kV 集电线路侧电流、电压及箱变 0.8 kV 低压侧电流、电压。

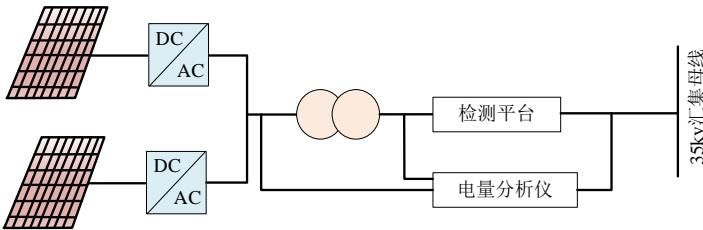


Figure 1. Wiring diagram for high and low voltage ride through test
图 1. 高、低电压穿越试验测试接线图



Figure 2. High and low voltage ride through test wiring and on-site testing diagram

图 2. 高、低电压穿越试验现场测试实物图

如图 3 所示, 当光伏发电单元并网点电压在电压轮廓线及以上的区域时, 光伏发电单元必须保证不脱网连续运行; 当在轮廓线以外允许电网切出。

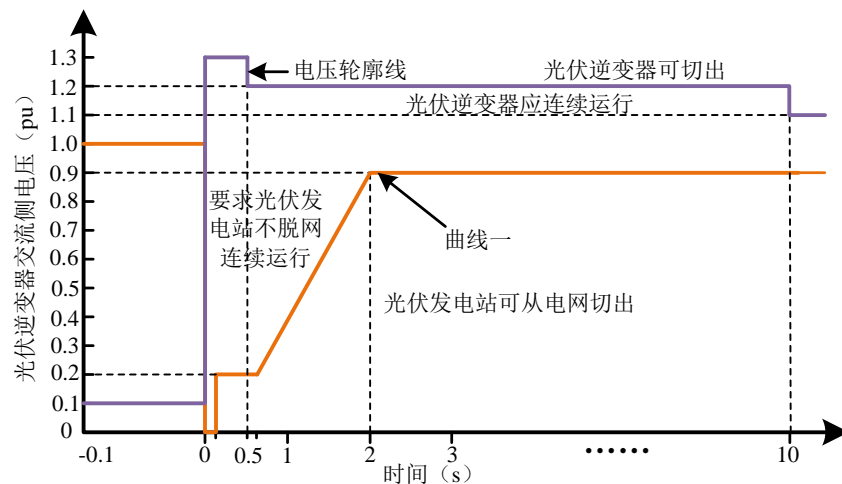


Figure 3. Requirements for high and low voltage ride through of photovoltaic power generation units

图 3. 光伏发电单元高低电压穿越要求

利用新能源高低电压穿越能力检测平台在现场开展测试, 采用 TK-2046 便携式电量记录分析仪记录高低电压穿越实测波形, 处理试验录波数据, 采样间隔设置为 0.005 s, 提取各电气量的基波正序分量, 基准容量设置为 100 MVA, 降低实测数据采样率至电网暂态分析计算的通用步长 0.01 s。

3. 光伏电站机电暂态建模

3.1. 基于 BPA 的光伏电站故障穿越辨识模型

根据光伏电站基本信息, 由中国电力科学研究院开发的电力系统稳定计算程序(PSD-BPA)建立光伏发电系统暂态控制模型, 该程序提供了详细的风电、光伏发电模型, 可用于分析新能源发电在电网故障或操作过程中的机电暂态特性。下图 4 给出了实际 PSD-BPA 软件对应的光伏电站穿越模型, 该系统模型包含了: 光伏发电模型 MS、正常状态下有功控制模型 EU、无功控制模型 EZ、有功无功功率限制模型 ES、低电压高电压状态判断模型 EV、低电压穿越下有功控制模型 LP、无功控制模型 LQ。

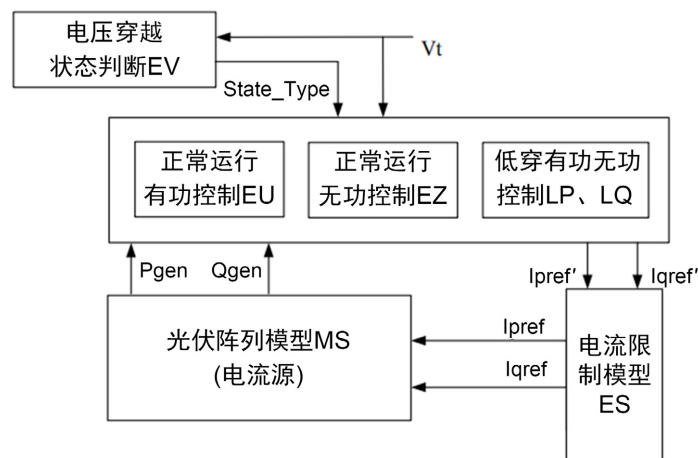


Figure 4. BPA based voltage ride through model for photovoltaic power plants
图 4. 基于 BPA 的光伏电站电压穿越模型

3.2. 待辨识参数的确定

通过分析 BPA 光伏发电机电暂态模型结构及光伏电站基础信息，首先进行参数的可辨识性分析，扰动越大则参数辨识的精度越高[16]。待辨识参数的可辨识分析通过参数的灵敏度进行分析，使参数按指定规律发生微小变化时系统输出的变化，即输出轨迹灵敏度分析，如下式所示：

$$P_{x_i} = \frac{\frac{f(t, x_1, x_i + \Delta x, \dots, x_n) - f(t, x_1, x_i, \dots, x_n)}{\Delta x_i}}{\frac{\Delta x_i}{x_{i0}}} \quad (1)$$

式中： P_{x_i} 为第 i 个待辨识参数 x_i 灵敏度； x_{i0} 为第 i 个待辨识参数的初始值， Δx_i 为第 i 个待辨识参数的变化量； f 为系统观测量(这里指电压电流功率)； t 为仿真时间。根据灵敏度分析结果确定待辨识参数如下表 1：

Table 1. Key identification parameters
表 1. 关键辨识参数

参数名	参数值
低(高)穿有功电流或功率控制值	IP-SET1
低(高)穿结束后有功爬坡初值前功率保持时间(周波)	TDELAY
低(高)穿后有功爬坡的初始值	IP-SET2
低(高)穿后有功爬坡时功率上升速率	IP-RATE
恢复时间(s)	TP
调整系数或指定值	Q-RATE

确认待辨识参数位置，通过改进优化算法自动更新待辨识参数，调用 BPA 内核 dat 和 swi 文件进行暂稳计算，最后输出各参数最终辨识值，其辨识原理如下图 5 所示。

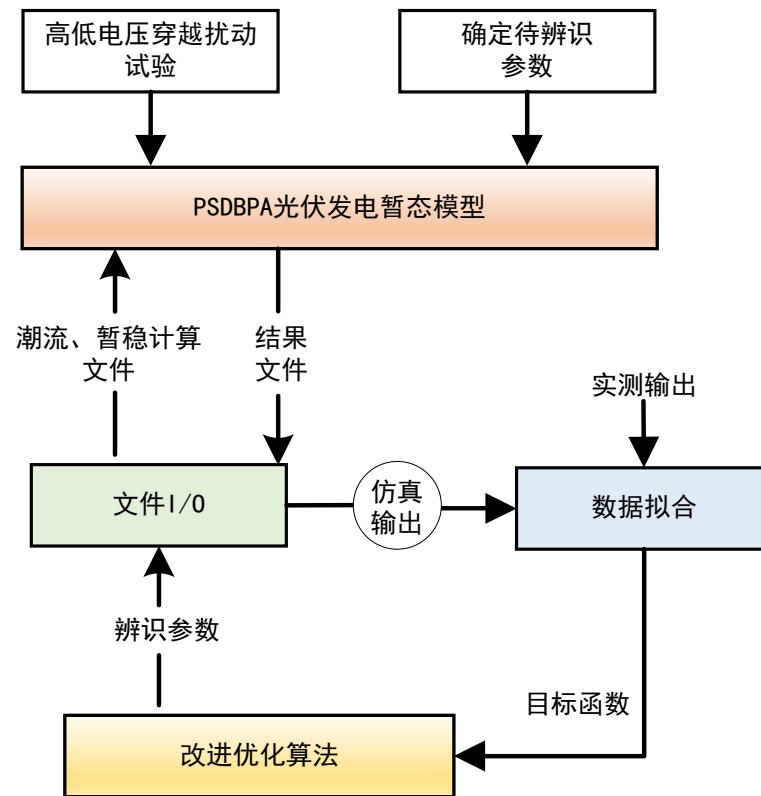


Figure 5. Identification principle block diagram
图 5. 辨识原理框图

4. 基于多策略改进的樽海鞘群算法下光伏电站参数辨识方法

依据 BPA 光伏发电系统数学模型, 进行暂稳分析, 分析系统的电流、电压、功率等在暂态过程中的变化, 得到其准确的控制参数。核心算法采用一种新型智能化优化算法--樽海鞘群算法(Salp Swarm Algorithm, SSA)。SSA 参数少, 易于实现和调整, 收敛速度较快, 但该算法与其他群智能算法一样, 都有容易陷入局部最优以及收敛精度不高等缺点[17] [18]。基于领导者与追随者的更新原理, 提出一种多策略改进的樽海鞘群算法(Improved Salp Swarm Algorithm, ISSA), 首先引入混沌精英种群机制来获取多样性的初始种群, 然后将差分进化的变异、交叉和选择策略融合进领导者的位置更新机制以避免算法陷入早熟, 其次对追随者进行莱维飞行扰动来扩大搜索范围, 同时引入非线性递减的权重系数来评估先个体对当前个体的影响程度, 增强了算法的局部搜索能力。并与原 SSA 及其他群智能算法进行比较, 结果表明 ISSA 具有更高的收敛精度和全局搜索能力。

4.1. 樽海鞘群算法

樽海鞘群算法由澳大利亚学者 Seyedali Mirjalili 等人通过研究海底生物樽海鞘群体在觅食过程中呈链状向食物方向移动的行为特征, 于 2017 年提出的一种群体智能优化算法[19]。SSA 算法中樽海鞘以群体形成链状的形式分布, 在搜索空间中找寻更好的食物源作为群体运动目标方向, 所有樽海鞘个体通过不断更新自身位置, 逐步向最优食物源移动。

在 SSA 中, 定义在 d 维的搜索空间内樽海鞘链的每个个体的位置矢量为, 其中 N 为种群规模, 则由维度为 d 的 N 个樽海鞘个体组成, 即为一个维矩阵, 见式(1):

$$x_j^i = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_d^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_d^2 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ x_1^N & x_2^N & \cdots & x_d^N \end{bmatrix} \quad (2)$$

SSA 通过生成随机数来进行种群的初始化, 根据搜索空间每一维的上下限, 初始化樽海鞘个体的位置 x_j^i , $i=1,2,\dots,N$, $j=1,2,\dots,d$, 如式(2)所示:

$$x_j^i = rand(N,d) \times (ub_j - lb_j) + lb_j \quad (3)$$

式中空间维度 d 即待优化参量的个数; ub_j 和 lb_j 分别为第 j 维搜索空间的上、下界; $rand(N,d)$ 是一个 N 行 d 列且数值在 $[0, 1]$ 之间的随机矩阵。计算每个樽海鞘的适应度值并进行排序, 以此得到食物源的位置, 领导者需要带领追随者追踪食物源, 因此领导者的位置更新见式(3):

$$x_j^i = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

式中 x_j^i 表示第 i 个领导者在第 j 维的当前位置; F_j 表示在第 j 维空间内食物源的位置; c_2 和 c_3 是维持搜索空间的随机系数, 均在 $[0, 1]$ 之间取值, 其中 c_2 决定当前空间位置搜索步长, c_3 决定搜索方向; c_1 是平衡全局勘探和局部开发阶段的重要参量, 其计算见式(4):

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{4l}{L}\right)^2} \quad (5)$$

式中 l 表示当前迭代次数; L 表示最大迭代次数。

樽海鞘群中追随者的位置更新服从牛顿运动定律, 如式(5)所示:

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (6)$$

式中 x_j^i 表示第 i 个追随者在第 j 维的当前位置。

4.2. 多策略改进的樽海鞘群算法

原始樽海鞘群算法通过随机方法来初始化种群, 这会令目标精度与收敛速度不能一直保持稳定; 领导者以食物源为牵引的搜索方式能加速算法收敛, 但存在遍历不充分、全局勘探不足等问题; 追随者位置更新仅由前次迭代位置和前一个个体位置决定, 这会令算法存在足够的局部开发, 但是如果领导者落入局部最优, 追随者在局部范围内的搜索将造成算法寻优的局限。

为避免局部收敛和个体早熟等问题对 SSA 算法的寻优性能造成影响, 引入混沌精英种群机制、差分进化领导者机制、动态惯性权重追随者机制等策略对标准 SSA 算法进行联合改进, 进一步增强种群多样性, 提高个体的局部开发与全局搜索能力。

4.2.1. 精英种群机制

种群初始化作为群体智能算法的重要环节, 初始化位置的好坏可以直接影响算法的收敛速度和最优解精度。本文采用 Chebyshev 混沌映射来初始化种群, 相比于 Tent 混沌映射存在对混沌系统初始状态和系统参数异常敏感的特点, Chebyshev 映射具备数学表达式简单、没有系统参数、初值敏感性相对不高以及鲁棒性强等优点[20]。该映射的定义如式(7)所示:

$$p^{i+1} = \cos\left(i \cos^{-1}\left(p^i\right)\right) \quad (7)$$

式中为[0, 1]之间的随机数。

4.2.2. 差分进化领导机制

为增强种群的多样性, 采用差分进化(Differential Evolution Algorithm, DE)领导者机制, 通过变异、交叉和选择策略来寻找优质个体, 加强个体之间的信息交流, 从而避免使用单一个体引导带来的不足[21] [22]。根据差分进化中常用的变异操作, 即随机选择三个不同的个体向量 x^i 进行结合, 得到变异个体如式(7)所示:

$$v^{i,l+1} = x^{r_1,l} + F\left(x^{r_2,l} - x^{r_3,l}\right) \quad (8)$$

式中 r_1, r_2, r_3 为[1, 0.5M]内三个不同差分个体的编号; 缩放因子 F 为[0, 1]范围内的随机数; l 为迭代次。

采用交叉操作构造试验个体 $u_j^{i,l+1}$, 构造方法见式(8):

$$u_j^{i,l+1} = \begin{cases} v_j^{i,l} & \text{rand} \leq CR \\ x_j^{i,l} & \text{rand} > CR \end{cases} \quad (9)$$

式中 rand 表示产生[0, 1]之间的随机数; 交叉概率因子 CR 的范围在[0, 1]之间。计算经交叉操作产生后新樽海鞘个体的适应度值, 如果新个体具有更优的适应度值, 则对原始个体进行替换, 如式(9)所示:

$$x^{i,l+1} = \begin{cases} u^{i,l} & f(u^{i,l}) \leq f(x^{i,l}) \\ x^{i,l} & f(u^{i,l}) > f(x^{i,l}) \end{cases} \quad (10)$$

4.2.3. 动态惯性权重追随者机制

标准 SSA 算法中, 追随者的位置更新仅由前次迭代位置和前一个个体位置决定, 这会令算法陷入局部最优。但是如果领导者落入局部最优, 那么追随者在局部范围内进行的搜索将造成算法寻优的局限。莱维飞行是一种将大步长和小步长相融合的随机数组, 该数组服从莱维分布, 莱维飞行应用于智能算法时能够增加种群多样性且扩大搜索范围, 对适应度高于种群平均适应度的个体进行莱维飞行扰动, 同时为了摆脱对先前体的过度依赖, 引入非线性递减的权重系数来评估先前个体对当前个体的影响程度, 更好地权衡樽海鞘群算法的全局探索和局部开发能力[23] [24]。新的追随者位置更新见式(11):

$$x^{i,t+1} = \begin{cases} x^{i,t} \cdot \text{Levy}(D) & f(x^{i,t}) \geq av_fit \\ \frac{1}{2}(x^{i,t} + w \cdot x^{i-1,t}) & f(x^{i,t}) < av_fit \end{cases} \quad (11)$$

$$w = w_1 \cdot \left(\frac{w_0}{w_1}\right)^{t/L} \quad (12)$$

式中: $\text{Levy}(D)$ 产生多种随机步长; av_fit 是种群平均适应度值; w_0 是初始权重; w_1 是终止权重。经反复测试, 取 $w_0 = 0.8, w_1 = 0.4$, 惯性权重由 0.8 非线性下降到 0.4, 保证前期较好的搜索能力与后期快速收敛。

首先确定待辨识关键参数, 然后建立 Matlab 和 PSDBPA 联合仿真实验平台, 读取 PSDBPA 暂稳计算的参数文件, 定位待辨识参数的位置, 根据模型约束条件, 不断迭代, 通过优化算法生成更新待辨识参数, 输入 PSDBPA 机电暂态模型之中进行暂态计算, 使得辨识结果与实测结果全过程满足目标函数,

输出各参数最终辨识值。

基于多策略改进的樽海鞘群算法流程图如图 6 所示：

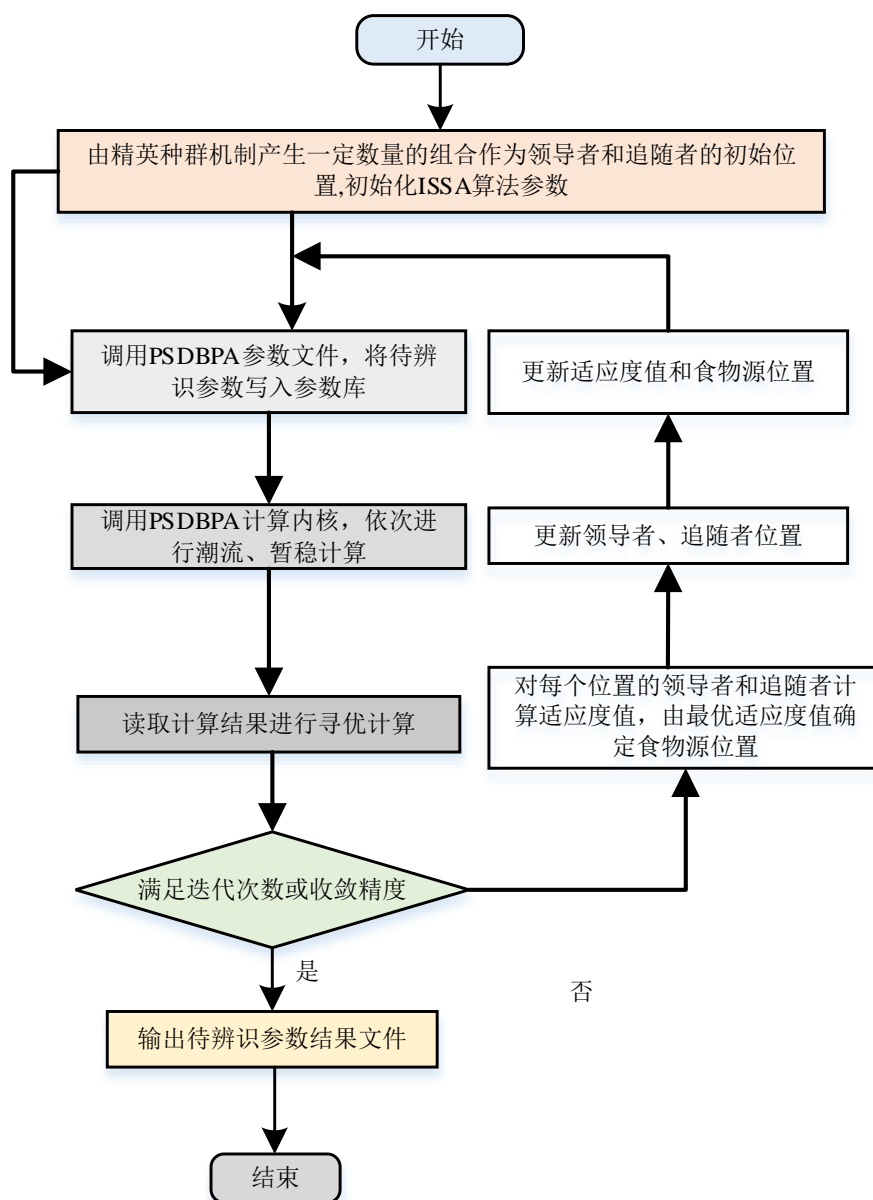


Figure 6. Flow chart of parameter identification for multi strategy improved bottle sea squirt swarm algorithm

图 6. 多策略改进樽海鞘群算法参数辨识流程图

4.3. 偏差计算

通过计算模型仿真数据与试验数据之间的偏差，验证模型的准确程度。包括并网点电压 U_s ，电流 I ，无功电流 I_Q ，有功功率 P ，无功功率 Q 。依据国标 GBT32892-2016《光伏发电系统模型及参数测试规程》首先要先进行全过程数据区段的划分。

数据区段划分后，分别计算各时段暂态和稳态区间的偏差，各区段偏差不超过最大允许偏差(表 2)。

Table 2. Maximum allowable deviation
表 2. 最大允许偏差

电气参数	F _{1,max}	F _{2,max}	F _{3,max}	F _{G,max}
电压偏差	0.02	0.05	0.05	0.05
电流	0.10	0.20	0.15	0.15
无功电流	0.10	0.20	0.15	0.15
有功功率	0.10	0.20	0.15	0.15
无功功率	0.10	0.20	0.15	0.15

1) 稳态(暂态)区间的平均偏差

稳态区间的平均偏差, 即模型仿真与试验数据在稳态区间内偏差的算术平均值, 计算公式如下:

$$F_{1(2)} = \left| \frac{1}{K_{S_End} - K_{S_Start} + 1} \sum_{i=K_{S_Start}}^{K_{S_End}} X_S(i) - \frac{1}{K_{M_End} - K_{M_Start} + 1} \sum_{i=K_{M_Start}}^{K_{M_End}} X_M(i) \right| \quad (13)$$

式中: $X_M(i)$ 、 $X_S(i)$ 为稳态(暂态)区间内测试数据和仿真数据基波正序分量的标么值, K_{S_Start} 、 K_{S_End} , K_{M_Start} 、 K_{M_End} 为计算误差区间内模型仿真数据和试验数据的第一个序号和最后一个序号。

2) 稳态(暂态)区间平均绝对偏差

$$F_{3(4)} = \frac{\sum_{i=K_{Start}}^{K_{End}} |X_M(i) - X_S(i)|}{K_{End} - K_{Start} + 1} \quad (14)$$

式中: K_{Start} 、 K_{End} 为计算偏差时第一个和最后一个仿真、测试数据序号。

3) 稳态区间的最大偏差

$$F_5 = \max_i = K_{Start} \cdots K_{End} (|X_S(i) - X_M(i)|) \quad (15)$$

分别计算有功功率(F_{G_P})、无功功率(F_{G_Q})、无功电流($F_{G_I_Q}$)、电流(F_{G_I})加权平均绝对偏差。计算公式如下:

$$F_{G_*} = 0.1F_{A*} + 0.6F_{B*} + 0.3F_{C*} \quad (16)$$

式中: F_{G_*} 加权平均绝对偏差, 其中 F_A 、 F_B 、 F_C 分别为 A、B、C 时段测试和方针数据的平均绝对偏差。

采用下式作为目标函数, 区间误差为约束。

$$J = F_1 + F_2 + F_3 + F_G \quad (17)$$

5. 算例分析

5.1. 算例分析

为了验证本文所提出辨识算法的正确性, 采用贵州某实际光伏电站的实测故障穿越波形进行辨识和仿真验证, 分别测试低电压穿越在高功率、低功率运行时, 并网点电压跌落 0%、20%、40%、60%、80%、90%在三相对称故障和非对称故障, 高电压穿越三相对称, 并网点电压升高至 115%、120%、125%、130%, 在初始参数辨识利用分工况试验数据开展, 选取一个低穿工况, 一个高穿工况

进行辨识。整个场站均采用相同型号的光伏板，逆变器，箱变，采用单机倍乘的方式进行整个场站的等值。

下图 7 给出了辨识结果的仿真波形与实际波形对比图。工况一：高负荷三相对称电压跌落 40% 场景下，工况二：高负荷三相对称电压升高 124% 场景下，从图中可以看出，辨识结果的仿真波形与实际波形高度吻合。

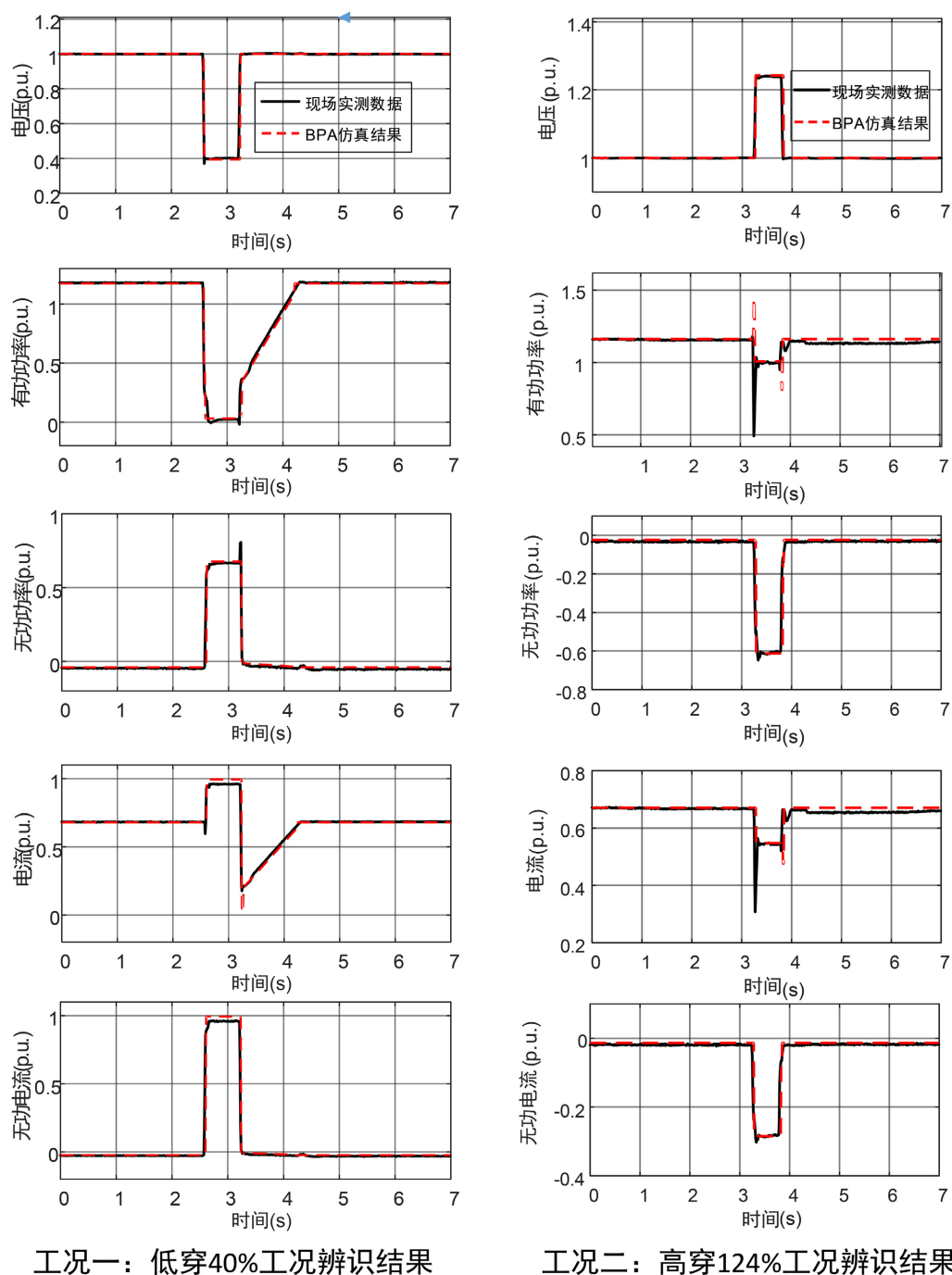


Figure 7. Comparison between simulated and actual waveforms of identification results

图 7. 辨识结果的仿真波形与实际波形对比图

并网点电压在 2.565 s 时发生低穿，有功迅速下降，无功上升以支撑电压恢复，持续 650 ms 故障清除，电压恢复。建立的光伏电站 BPA 模型能够很好的拟合实测数据，能够精确反映光伏电站实际的运行情况。关键参数辨识结果如下表 3 所示：

Table 3. Key parameter identification results
表 3. 关键参数辨识结果

辨识参数	范围	辨识结果
IP-SET1	[0, 100]	17.270
TDELAY	[0, 10]	0.019
IP-SET2	[0, 100]	29.737
IP-RATE	[-1, 1]	0.008
TP	[0, 10]	1.150
Q-RATE	[-1, 1]	0.012

从图 8 中可以看出，辨识结果的仿真波形与实际波形高度吻合，且仿真与实测数据误差满足相关标准的技术要求。准确地模拟了电压穿越过程中无功支撑及电压穿越结束后的有功功率恢复过程。

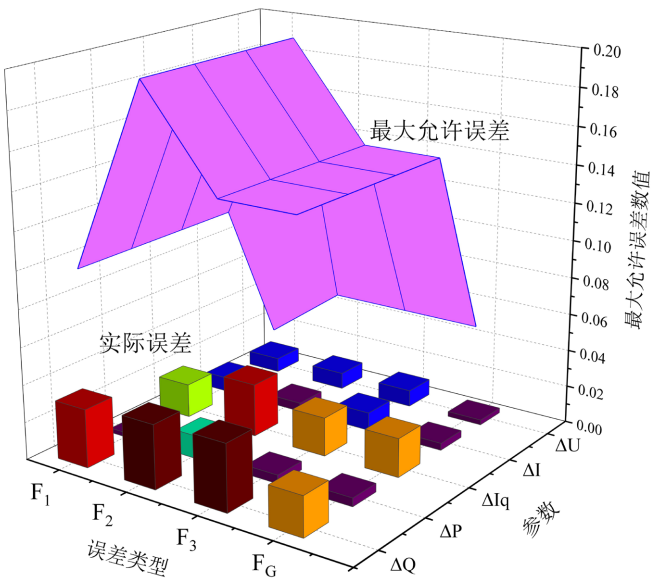


Figure 8. Verification results of identification model
图 8. 辨识模型验证结果

5.2. 求解算法对比分析

如下表 4，选取鲸鱼优化算法(WOA)、海鸥优化算法(SOA)、灰狼优化算法(GWO)、原始 SSA 算法以及两种最新改进的樽海鞘群算法(RDSSA, CASSA)进行比较[23] [24]。为保证实验公平性，所有算法种群数 N 均设置为 30，最大迭代数均设置为 800。

表 5 中最优结果用粗体标出，从表 4 可以看出，在工况一和工况二下，本文提出的 ISSA 均能在最优值、平均值、最差值和标准差上明显优于其他对比算法，证明提出的 ISSA 具有更高的寻优精度与寻优能力。为直观展示各算法收敛精度，7 种算法的收敛曲线图如下图 9 所示。

Table 4. Algorithm parameter settings
表 4. 算法参数设置

算法	参数设置
WOA	$b = 1$
SOA	$a = 2$
GWO	$r_1, r_2 \in [0, 1], a_{\max} = 2, a_{\min} = 0$
SSA	$c_{1\max} = 2, c_{1\min} = 0$
RDSSA	$A(l) = e^{-30(l/L)}$
CASSA	$w_s = 0.9, w_e = 0.4, P_{cr} = 0.3, \chi_{craziness} = 0.0001$
ISSA	$c_{1\max} = 2, c_{1\min} = 0, w_0 = 0.8, w_1 = 0.4$

Table 5. Results of 30 tests of 7 algorithms under two working conditions
表 5. 7 种算法在两种工况下测试 30 次的结果

工况	算法	最优值	平均值	最差值	标准差
1	WOA	4.34E-91	1.30E-82	3.54E-81	6.46E-82
	SOA	8.22E-16	6.57E-14	4.88E-13	9.50E-14
	GWO	1.78E-28	1.13E-27	4.41E-27	9.04E-28
	SSA	1.65E-01	1.46E+00	3.53E+00	9.62E-01
	RDSSA	2.16E-28	4.20E-26	4.13E-25	7.64E-26
	CASSA	3.35E-35	3.76E-35	4.14E-35	2.00E-36
	ISSA	1.01E-185	9.95E-174	1.75E-172	0.00E+00
2	WOA	1.40E-03	1.21E-02	5.04E-02	1.06E-02
	SOA	1.41E-01	3.22E-01	7.95E-01	1.39E-01
	GWO	1.35E-02	4.77E-02	1.20E-01	2.85E-02
	SSA	1.08E+00	6.39E+00	1.50E+01	3.27E+00
	RDSSA	4.61E-08	2.03E-04	0.0032	5.77E-04
	CASSA	5.19E-08	1.60E-03	4.46E-02	8.10E-03
	ISSA	2.55E-10	1.75E-07	5.27E-07	1.28E-07

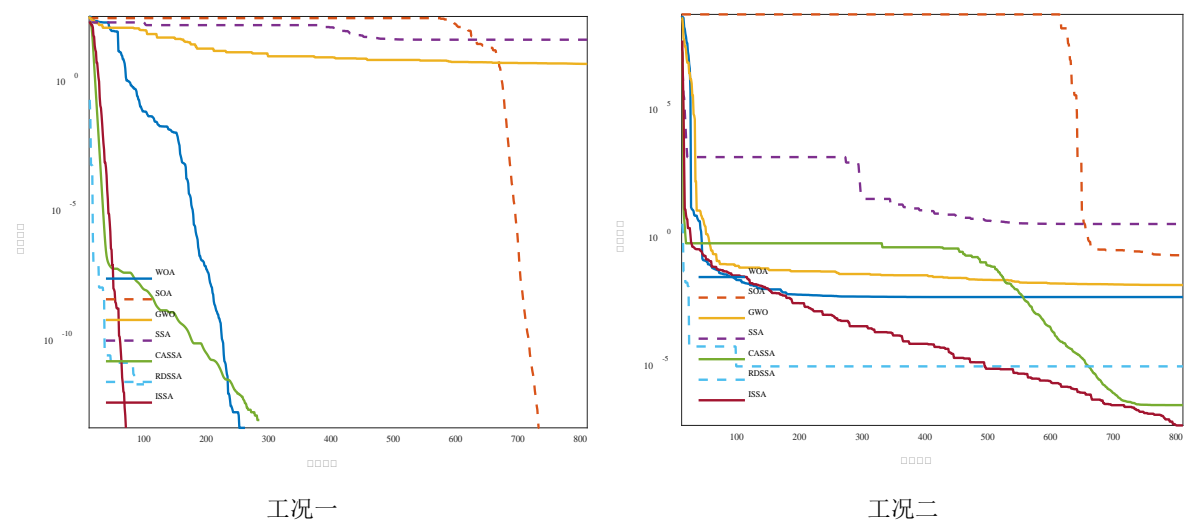


Figure 9. Convergence chart of comparison curves for various algorithms
图 9. 各算法对比曲线收敛图

从结果图来看, ISSA 的收敛精度普遍优于其他 6 种对比算法。综合分析可知原 SSA 加入多策略改进后, 收敛精度明显增强。表明本文提出多策略改进的樽海鞘群优化算法全局寻优精度性能更具竞争力。

6. 结论

本文以贵州某光伏电站为研究对象, 以现场实测高低电压穿越试验数据为基础。得到结论如下:

1) 构建基于高低穿现场实测数据的 BPA 光伏电站模型。使用实际测量数据对本文所提出的辨识策略进行验证, 辨识结果满足国家相关标准, 具有一定实用价值。

2) 提出一种基于现场实测数据的光伏电站模型参数辨识方法, 对光伏电站开展现场实测试验, 建立 Matlab 和 PSDBPA 联合仿真试验平台, 实现二者的循环调用, 提出一种改进的樽海鞘群算法, 完成了光伏发电系统在不同工况下的模型参数辨识, 仿真与实测数据对比验证了本文所提方法的有效性, 为光伏发电系统的参数辨识、故障特性分析等提供了参考。

3) 本研究仅对高低电压穿越期间响应进入稳态的试验数据进行了分析, 对于试验数据在故障期间具有明显的动态过程, 如何精确建模是下一步的研究重点, 优化控制策略以及限幅环节, 避免进低(高)穿和出低(高)穿过程产生过压过流, 超调量过大引发系统保护停机等。

基金项目

黔科合支撑([2022]一般 013); 黔科合支撑([2022]一般 014); 黔科合平台人才(GCC[2022] 016-1); 黔教技([2022] 043 号)。

参考文献

- [1] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2806-2818.
- [2] 康克佳. 我国可再生能源发电总装机突破 14 亿千瓦[N]. 中国城市报, 2023-12-04(A07).
- [3] 王蒙, 张文朝, 汪莹, 等. 高比例光伏接入的电力系统暂态过电压控制策略[J]. 太阳能学报, 2023, 44(10): 148-155.
- [4] 曹斌, 刘文焯, 原帅, 等. 基于低电压穿越试验的光伏发电系统建模研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(18): 146-155.
- [5] 周于清, 李大虎, 姚伟, 等. 受端近区光伏电站对 LCC-HVDC 系统稳定性影响分析[J]. 中国电力, 2024, 57(3): 170-182.
- [6] 聂永辉, 张春雷, 高磊, 等. 基于改进鸡群算法的静止无功补偿器模型参数辨识方法[J]. 电网技术, 2019, 43(2): 731-738.
- [7] 李立, 郑天悦, 黄世楼, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的 DFIG 变流器控制系统参数辨识方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(12): 50-60.
- [8] 韩伟, 王宏华, 王成亮, 等. 基于参数辨识的光伏组件故障诊断模型[J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1198-1204.
- [9] 易威, 杨家强, 张晓军. 一种基于改进型樽海鞘群算法的光伏电池参数辨识方法[J]. 电工技术, 2021(14): 58-61, 64.
- [10] 孔祥平, 袁宇波, 阮思烨, 等. 面向故障暂态建模的光伏并网逆变器控制器参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(11): 65-72.
- [11] 张路遥. 基于 ISSA 和 IAHA 算法的抽水蓄能机组调节系统参数辨识[D]: [硕士或博士学位论文]. 邯郸: 河北工程大学, 2023.
- [12] 张铸, 张仕杰, 饶盛华, 等. 改进樽海鞘群算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(8): 139-146.
- [13] 王明超, 董佳圆, 李继影, 等. 基于 ISSA 的 STATCOM 模型参数解耦辨识研究[J]. 东北电力大学学报, 2020, 40(1): 81-89.
- [14] 孙华东, 李佳豪, 李文锋, 等. 大规模电力系统仿真用新能源场站模型结构及建模方法研究(一): 模型结构[J].

- 中国电机工程学报, 2023, 43(4): 1378-1388.
- [15] 王春又, 束洪春, 孙士云, 等. 基于实测数据的双馈风电场集电线路时域距离保护[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(9): 113-121.
- [16] 黄其新, 孙黎霞, 甄威, 等. 同步发电机参数辨识的蚁群算法及扰动分析[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(11): 50-53.
- [17] 梁成龙, 陈志环. 基于混合策略改进的樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2541-2550.
- [18] 余紫康, 董红斌. 具有混合策略的樽海鞘群特征选择算法[J]. 智能系统学报, 2024, 19(3): 757-765.
- [19] 申晋祥, 鲍美英, 张景安, 等. 基于改进樽海鞘群算法的特征选择方法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(9): 2714-2721.
- [20] 崔文璇, 张祎彤, 张梅洁. 基于 Tent-Chebyshev 切换的粒子群优化算法[J]. 航空计算技术, 2023, 53(5): 15-19.
- [21] Song, Z.H., Ren, C.L. and Meng, Z.Y. (2024) An Adaptive Differential Evolution with Opposition-Learning Based Diversity Enhancement. *Expert Systems with Applications*, **243**, Article ID: 122942. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122942>
- [22] Mohamed, A., et al. (2024) Evolution-Based Energy-Efficient Data Collection System for UAV-Supported IoT: Differential Evolution with Population Size Optimization Mechanism. *Expert Systems with Applications*, **245**, Article ID: 123082. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.123082>
- [23] 杨博, 段金航, 李密维, 等. 基于改进秃鹰优化算法的海上混合光伏-波浪能转换器阵列优化[J]. 电网技术, 2024, 48(6): 2480-2489.
- [24] 孙惠娟, 宋煜钧, 陈俐, 等. 计及备用风险性的新型电力系统源网协同安全经济调度[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(4): 135-142.