

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241298

# 基于 ISCSO 的智能电表误差和线损率联合评估模型

余传祥, 潘傲然, 毛文鹏, 郭豪杰, 余霖辉

(重庆大学输变电装备技术全国重点实验室(重庆大学), 重庆 400044)

**摘要:** 针对当前智能电表误差和线损率联合评估精度较低的问题, 提出了一种基于改进沙猫群优化算法(improved sand cat swarm optimization algorithm, ISCSO)的智能电表误差和线损率联合评估模型。首先根据典型台区拓扑结构和电能量守恒定律确定了电表误差和线损率评估模型的适应度函数, 并依据台区数据确定了参数范围。其次, 采用变焦佳点集、威布尔最优值引导策略、蒲公英优化算法以及联想学习变异策略对沙猫群优化算法进行改进, 并经测试函数验证了算法的优越性。最后, 基于适应度函数和改进后的算法建立了智能电表误差和线损率联合评估模型, 并通过算例验证了相比于带有遗忘因子递推最小二乘法的动态线损智能电表误差评估模型和智能电表误差与线损率联合评估的约束优化模型, 所提方法在智能电表误差与线损率的评估精度上都有较大的提升。

**关键词:** 智能电表; 线损率; 沙猫群优化算法; 误差评估

## Joint evaluation model of smart meter error and line loss rate based on ISCSO

YU Chuanxiang, PAN Aoran, MAO Wenpeng, GUO Haojie, YU Linhui

(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** To address the issue of low accuracy in the joint evaluation of smart meter errors and line loss rates, a joint evaluation model based on the improved sand cat swarm optimization (ISCSO) algorithm is proposed. First, the fitness function of the model is determined using a typical station topology structure and the law of energy conservation, and parameter ranges are determined based on area data. Next, the original sand cat swarm optimization algorithm is improved using a zoomed good point set, a Weibull optimal value-guided strategy, the dandelion optimizer, and an associative learning mutation strategy. The superiority of the improved algorithm is verified using benchmark test functions. Finally, the joint evaluation model for smart meter errors and line loss rates is established based on the fitness function and the improved algorithm. Case studies verify that the proposed method significantly improves the evaluation accuracy of smart meter errors and line loss rates compared to the dynamic line loss smart meter error evaluation model based on recursive least squares with a forgetting factor, and the constrained optimization model for joint evaluation of smart meter error and line loss rate.

This work is supported by the Management Science and Technology Project of the Headquarters of State Grid Corporation of China (No. 5700-202327261A-1-1-ZN).

**Key words:** smart meter; line loss rate; sand cat swarm optimization algorithm; error evaluation

## 0 引言

随着“双碳”目标的提出以及高比例新能源负荷接入电网, 构建新型电力系统变得至关重要<sup>[1-4]</sup>。而智能电表作为新型电力系统中信息采集的关键设备之一, 对于电力系统实现信息化、智能化、网联

化具有重要支撑作用<sup>[5-7]</sup>, 其计量准确性对于确保贸易双方结算的公平、公正以及优化资源配置非常关键<sup>[8]</sup>, 因此评估智能电表的运行误差对于电力系统具有重要的意义。然而目前国内智能电表的安装数目已达到数亿只, 依靠人工检定的方式对智能电表进行全覆盖、周期性的检定不仅实现困难, 且不能满足电能计量技术和电力公司精细化管理的要求<sup>[9]</sup>。另外, 人工检定的方式效率低下, 不能实现对智能电表运行误差的实时监测。因此如何快速、

**基金项目:** 国家电网有限公司总部管理科技项目资助(5700-202327261A-1-1-ZN)

准确、实时地实现智能电表的误差评估成为有待解决的难题。

环境因素作为影响智能电表误差的重要参量而备受瞩目。目前的研究集中于将温度、湿度、气压、电流等因素作为输入变量<sup>[10-11]</sup>，通过核支持向量回归、卷积神经网络、改进支持向量回归等神经网络的方法建立智能电表误差的估计模型<sup>[12-14]</sup>。然而，这些误差评估模型存在考虑环境因素不全面、无法面对复杂工况而导致模型精度不高以及难以实现工程应用的问题。近年来，得益于高级量测体系(advanced metering infrastructure, AMI)在电力系统中的应用。通过大规模量测数据而进行智能表误差评估的方式也有了相应的研究，相比于通过环境因素建立的模型，该方法因具有获取数据方便、评估实时性好、速度快等优点而备受关注。文献[15]通过文献[16]提出的 Levenberg-Marquardt 算法优化反向传播(back propagation, BP)神经网络，实现了线损率的精确计算，再利用限定记忆递推最小二乘法评估电能表运行误差。文献[17]针对由能量守恒定律建立的电表误差模型不可解的问题，提出一种基于降维评估模型的线损率估算方法，通过聚类中心近似表征未知线损率，再利用阻尼递归最小二乘法对智能电表误差进行评估。文献[18]通过扩展卡尔曼滤波算法对线损率进行评估，再通过限定记忆最小二乘法对智能电表误差进行评估。文献[19]假设线损率和用电量相关，根据用电量和线损率的关系建立了基于带有遗忘因子递推最小二乘法的动态线损智能电表误差评估模型。文献[20]针对每一个季节用电量的不同，建立了改进动态线损估计算法的超差电表误差估计方法，并将其用于超差电表的识别。文献[21]通过智能电表误差波动的上下界，构建了智能电表误差评估的约束优化模型，通过原始-对偶算法对模型进行求解，实现了智能电表误差和线损率的联合评估。

综上所述，虽然目前有关智能电表误差和线损率的联合评估方法已经取得显著进展，但是当前的研究对线损率的评估模型过于理想化，从而导致线损率评估不准确进而影响智能电表评估精度。此外，目前的研究多基于实验室条件进行算例验证，在复杂的实际工况中，其精度还有待验证。基于以上研究的不足，本文提出了一种基于改进沙猫群优化算法<sup>[22]</sup>(improved sand cat swarm optimization algorithm, ISCSO)的智能电表误差和线损率联合评估方法。首先根据台区拓扑结构和电能量守恒定律构造适应度函数。其次针对沙猫群优化算法(sand cat swarm optimization algorithm, SCSO)存在的依赖初始解、迭

代后期种群多样性降低、寻优能力不足等问题<sup>[23-24]</sup>，采用变焦佳点集使得初始化个体的分布更加均匀，以增加种群的多样性<sup>[25]</sup>；在搜索猎物阶段加入威布尔最优值引导策略来扩大搜索范围；在捕食阶段，融合蒲公英优化算法来提高算法的全局搜索能力和跳出局部最优的能力；引入联想学习变异策略来避免算法后期陷入局部最优。然后基于适应度函数和改进后的算法建立了智能电表误差和线损率联合评估模型。最后通过仿真算例和实际算例验证了所提方法相比于其他方法在智能电表误差和线损率联合评估方面具有更高的精度。

## 1 智能电表误差和线损率分析模型

### 1.1 电表误差和线损率计算模型

一个配电台区中的电能表可以分为总表和分表，分表是用于计量配电台区中各个用户的用电量，总表是用于计量整个配电台区的总用电量。其拓扑结构如图1所示。

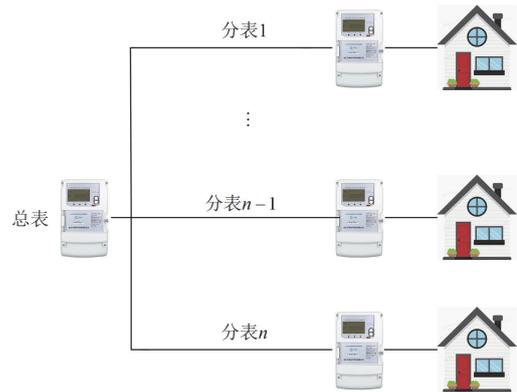


图1 台区拓扑结构图

Fig. 1 Topological structure diagram of station area

由于台区中总表的精度等级远高于分表，所以可以认定总表的读数没有误差。根据电能量守恒定律，台区总表的读数等于所有用户实际用电量加上台区线路损耗。定义  $y_{mn}$  为第  $m$  个计量时段第  $n$  个分表的读数， $z_m$  为总表在第  $m$  个计量时段的读数， $h_{mn}$  为第  $m$  个计量时段第  $n$  个分表的真实读数， $\varepsilon_n$  为第  $n$  个分表的误差， $d_m$  为第  $m$  个计量时段的线损率，可得

$$\varepsilon_n = \frac{h_{mn} - y_{mn}}{h_{mn}} \quad (1)$$

$$h_{mn} = \frac{y_{mn}}{1 + \varepsilon_n} \quad (2)$$

定义误差系数  $\alpha_n$  为

$$\alpha_n = \frac{1}{1 + \varepsilon_n} \quad (3)$$

所以在经过  $m$  个计量时段后, 有

$$\begin{cases} z_1 = \alpha_1 y_{11} + \alpha_2 y_{12} + \cdots + \alpha_n y_{1n} + d_1 z_1 \\ z_2 = \alpha_1 y_{21} + \alpha_2 y_{22} + \cdots + \alpha_n y_{2n} + d_2 z_2 \\ \vdots \\ z_m = \alpha_1 y_{m1} + \alpha_2 y_{m2} + \cdots + \alpha_n y_{mn} + d_m z_m \end{cases} \quad (4)$$

令

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & z_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & z_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \cdots & y_{mn} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \cdots \quad \alpha_n]^T, \quad \mathbf{d} = [d_1 \quad d_2 \quad \cdots \quad d_m]^T$$

可得式(4)的矩阵形式为

$$\mathbf{z} = \mathbf{y}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{z}\mathbf{d} \quad (5)$$

## 1.2 适应度函数的建立

在智能算法中, 适应度函数被用于评估每个个体的适应度或优劣性, 这使得算法能够区分出哪些个体更接近问题的最优解。因此适应度函数的定义对于算法的运行和性能以及求解问题的精度至关重要。

由式(4)的电表误差分析模型可以看出, 该方程中有  $m+n$  个未知数, 而方程个数只有  $m$  个, 此方程属于欠定方程组, 通常存在无穷多个解, 通过上述方程评估线损率和电表误差十分困难。本文根据台区电表误差分析模型, 通过台区电表误差和线损率数据的特点来添加约束条件, 并建立适应度函数。

目前多数用户电表的允许误差为  $-1\% \sim 1\%$ , 由式(3)可知, 误差系数  $\alpha_n$  集中在 1 附近, 因此可以采用 2 范数对误差进行约束:

$$f_1(\boldsymbol{\alpha}) = \|\boldsymbol{\alpha} - \mathbf{I}\|_2 \quad (6)$$

将式(5)转化为 2 范数约束。

$$f_2(\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{d}) = \|\mathbf{z}^{-1}\mathbf{y}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{d} - \mathbf{I}\|_2 \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{I}$  为元素全为 1 的  $n \times 1$  向量。

根据电能量守恒定律可知, 式(7)应尽可能趋近于 0, 由于电表误差系数  $\alpha_n$  基本分布在 1 附近, 所以式(6)也基本趋近于 0, 因此可定义适应度函数为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{d}, \boldsymbol{\alpha}) = \min \left\{ \|\mathbf{z}^{-1}\mathbf{y}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{d} - \mathbf{I}\|_2^2 + a \|\boldsymbol{\alpha} - \mathbf{I}\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \begin{cases} d_1 \leq d \leq d_u \\ \alpha_1 \leq \alpha \leq \alpha_u \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

式中:  $a$  为约束参数;  $d_u$ 、 $d_l$  分别为线损率的上下界;  $\alpha_u$ 、 $\alpha_l$  分别为误差系数的上下界。

线损率的上下界可根据统计线损率的比例关

系进行设置<sup>[21]</sup>。本文中 线损率的下界可以设置为全年统计线损率最小值的 70%, 上界可以设置为全年统计线损率最大值的 130%。一般而言, 台区中的分表不会超过最大允许误差, 但是电表在运行过程中会受到多种因素的影响, 从而导致台区中有可能存在少量的超差电表, 为了保证模型在评估电表误差的过程中能够最大程度地覆盖所有超差表, 因此将电表误差系数的范围设置为  $-3\% \sim 3\%$ 。

## 2 改进沙猫群优化算法

### 2.1 沙猫群优化算法

沙猫群优化算法是模拟自然界中沙猫群生存的一种元启发式智能算法。该算法分为 3 个阶段: 种群初始化、搜索猎物、捕食猎物, 其位置更新方式如图 2 所示。

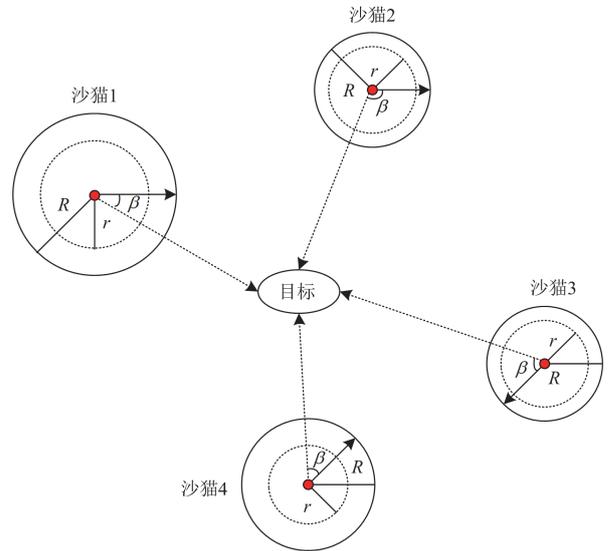


图 2 沙猫位置更新示意图

Fig. 2 Schematic diagram of sand cat position update

该算法中有 3 个参数, 分别为行为沙猫灵敏度  $r_G$ 、灵敏度范围  $r$  以及选择参数  $R$ , 分别定义为

$$r_G = S_M - \frac{S_M \times t}{T} \quad (9)$$

$$r = r_G \times \text{rand}(0,1) \quad (10)$$

$$R = 2 \times r_G \times \text{rand}(0,1) - r_G \quad (11)$$

式中:  $S_M$  为最大灵敏度,  $S_M = 2$ ;  $t$  为算法当前迭代次数;  $T$  为最大迭代次数;  $\text{rand}(0,1)$  为  $0 \sim 1$  之间的随机数。

种群初始化是在沙猫的生存区域随机生成沙猫个体, 其公式为

$$x_{ij} = l_{b,j} + \text{rand}(0,1) \times (u_{b,j} - l_{b,j}) \quad (12)$$

式中:  $x_{ij}$  为第  $i$  个沙猫个体的第  $j$  维变量;  $u_{b,j}$  和  $l_{b,j}$  分别表示第  $j$  维变量的上、下界。

当  $|R| > 1$  时, 沙猫处于搜索猎物阶段, 其位置更新公式为

$$p_{\text{pos}}(t+1) = r \times (p_{\text{bc}}(t) - \text{rand}(0,1) \times p_c(t)) \quad (13)$$

式中:  $p_{\text{bc}}(t)$  为当前时刻最优候选位置;  $p_{\text{pos}}(t+1)$  为下一时刻的位置;  $p_c(t)$  为当前时刻位置。

当  $|R| \leq 1$  时, 沙猫处于捕食猎物阶段。首先沙猫会生成一个随机位置  $p_r(t)$ , 其次通过轮盘选择算法生成随机角度  $\beta$  来确定沙猫移动的方向, 最后再对猎物进行捕食。其位置更新公式为

$$p_r(t) = |\text{rand}(0,1) \times p_b(t) - p_c(t)| \quad (14)$$

$$p_{\text{pos}}(t+1) = p_b(t) - r \times p_r(t) \times \cos(\beta) \quad (15)$$

式中:  $p_b(t)$  为当前最优位置;  $p_r(t)$  为种群中随机选择的个体。

## 2.2 多策略改进沙猫群优化算法

为了提升算法寻优效果, 本文采取以下 4 种策略对沙猫群优化算法进行改进。

### 1) 变焦佳点集初始化种群

沙猫群优化算法通过伪随机算法初始化种群的方式会使初始种群分布不均, 从而会影响算法的精度和收敛速度。而佳点集的核心在于构造在给定空间内分布均匀的点集<sup>[26]</sup>。这种均匀性有助于提高算法的搜索效率和精度, 从而更容易找到全局最优解, 其基本原理如下。

设  $G_s$  是  $s$  维欧氏空间中的单位立方体, 如果存在点集  $P_{\text{int}}(k) (k=1,2,\dots,K)$ , 其偏差满足式(16), 则称  $P_{\text{int}}(k)$  为佳点集。

$$\varphi(\theta) = D(\mu, \tau) \theta^{-1+\tau} \quad (16)$$

式中:  $K$  为佳点个数;  $D(\mu, \tau) \theta^{-1+\tau}$  为只与  $\mu$  和  $\tau$  ( $\tau$  为任意正数) 有关的常数;  $\mu$  为佳点。

一般采用分圆域法取佳点集, 表示为

$$\mu_k = \{2 \cos(2\pi k/p)\}, 1 \leq k \leq s \quad (17)$$

式中:  $\mu_k$  为第  $k$  个佳点;  $p$  为满足  $(p-3)/2 \geq D$  的最小素数。

变焦佳点集是对佳点集的改进, 其原理是按照一定的倍数对初始种群数目进行缩放调整, 再对这些粒子的适应度进行排序形成一个从小到大的粒子适应度序列, 选取粒子适应度序列前面等同于种群数目的粒子进行迭代, 从而提高算法的精度。

使用变焦佳点集改进后的种群初始化公式为

$$x_{ij} = (u_{b,j} - l_{b,j}) \times (\mu_i^j \times i) + l_{b,j} \quad (18)$$

式中:  $\mu_i^j$  为使用分圆域法获得的第  $i$  个沙猫对应的佳点在第  $j$  维分量上的取值。

### 2) 融合蒲公英优化算法

沙猫群优化算法在搜索猎物阶段位置更新依赖当前最优候选位置, 然而这种位置更新方式会使得算法更倾向于利用已知信息, 因此忽视了探索未知区域的重要性。这种失衡可能导致算法陷入局部搜索, 从而使得算法的全局搜索能力受限, 难以找到全局最优解。

蒲公英优化算法(dandelion optimizer, DO)是一种新的元启发式算法, 模拟了蒲公英种子依靠风进行远距离飞行的过程, 可分为上升、下降和着陆 3 个阶段<sup>[27]</sup>。DO 在上升过程中依靠调节因子  $E$  结合种群当前位置对个体进行更新, 定义为

$$q = \frac{1}{T^2 - 2T + 1} - \frac{2}{T^2 - 2T + 1} t + 1 + \frac{1}{T^2 - 2T + 1} \quad (19)$$

$$E = 1 - \text{rand}(0,1) \times q \quad (20)$$

式中:  $q$  为调节系数。

调节因子  $E$  呈现前期步长大, 后期步长小的趋势, 有利于算法的收敛。因此结合沙猫群优化算法的搜索猎物阶段, 可以很好地解决其位置的更新依赖当前最优候选位置的问题, 并且有利于提升算法的寻优能力和收敛性。结合蒲公英优化算法后的位置更新公式为

$$p_{\text{new}}(t) = E \times p_c(t) \quad (21)$$

式中:  $p_{\text{new}}(t)$  为当前时刻的位置。

### 3) 威布尔最优值引导策略

在捕食猎物阶段, 沙猫群优化算法的位置更新公式和随机个体的选择都依赖于当前最优解, 但是随着捕食阶段的深入, 沙猫群算法中的个体越来越集中于当前最优解附近。这使得算法在达到一定的迭代次数后, 解的质量可能不再显著提高, 甚至可能出现解的质量下降的情况, 从而导致算法陷入局部最优解, 最终使得算法的精度降低。为增加种群的多样性并使得算法跳出局部最优解, 本文提出了一种威布尔最优值引导策略。其位置更新公式为

$$L = p_b(t) - p_c(t) \quad (22)$$

$$p_{\text{new}}(t) = p_b(t) + L \times w(A, B) \quad (23)$$

式中:  $L$  为当前种群最优个体位置  $p_b(t)$  和当前个体位置  $p_c(t)$  的差值;  $w(A, B)$  为服从威布尔扰动的随机数<sup>[28]</sup>;  $A$  为威布尔扰动的尺度参数;  $B$  为形状参数。以  $\eta$  为变量的威布尔扰动的函数表达式为

$$f(\eta) = \frac{B}{A} \left( \frac{\eta}{A} \right)^{(B-1)} e^{[-(\eta/A)^B]} \eta \geq 0 \quad (24)$$

在具体的算法中, 形状参数决定了分布密度曲

线的基本形状, 尺度参数起到放大或缩小曲线的作用, 当  $B$  值较小时, 搜索的方向会变得更加随机, 有利于提高算法的全局搜索能力<sup>[23]</sup>。而当  $A$  值较小时, 使得扰动的步长较小, 有利于算法进行局部精细化搜索。本文中  $A=4$ 、 $B=0.2$ 。

#### 4) 联想学习变异策略

在寻优的过程中, 沙猫群优化算法的种群个体缺乏联系, 从而使算法的搜索效率和种群多样性降低。受粒子群优化算法等元启发算法的影响, 改进算法通过引入联想学习变异策略机制进行扰动变异以增强个体间的信息交流与合作, 从而提升算法的整体性能。

在联想学习变异策略中, 每个沙猫有两种学习途径, 分别是随机向其他两个沙猫个体进行学习或者向一个沙猫个体以及最优个体进行学习, 这两种学习方式可以定义为

$$p_{sa}(t) = \frac{p_{ra}(t) + p_{rb}(t)}{2} \quad (25)$$

$$p_{sc}(t) = \frac{p_{ra}(t) + p_b(t)}{2} \quad (26)$$

式中:  $p_{ra}(t)$ 、 $p_{rb}(t)$  分别为随机选择的沙猫个体;  $p_{sa}(t)$ 、 $p_{sc}(t)$  分别为两种学习方式。

此外, 沙猫还会依据均值为个体当前位置  $p_c(t)$ , 方差为  $f_2^2 b_G^2$  的高斯分布进行变异, 根据以上 3 种方式, 可得种群的更新公式为

$$p_{new}(t) = f_1(0.05N(p_c(t), f_2^2 b_G^2) + b_0(p_{sa}(t) + p_c(t)) + b_0(p_{sc}(t) + p_c(t))) \quad (27)$$

$$b_G = 0.5(u_{b,j} + l_{b,j}) \quad (28)$$

$$f_1 = 1 - 2 \times \text{rand}(0,1) \quad (29)$$

$$f_2 = 1 - t/T \quad (30)$$

式中:  $N(p_c(t), f_2^2 b_G^2)$  服从均值为  $p_c(t)$ 、方差为  $f_2^2 b_G^2$  的高斯分布;  $f_1$ 、 $f_2$  为学习因子;  $b_0 = 0.1$ 。

$f_1$  的取值范围为  $[-1,1]$ , 表示向两个方向进行学习,  $f_2$  随着迭代次数的增加而逐渐减小, 从而使算法能够在较大范围内快速探索到解空间, 增加发现全局最优解的可能性。而随着迭代次数的增加, 逐渐减小学习因子, 使算法在发现潜在最优区域后, 更加细致地搜索该区域, 从而加快算法的收敛, 同时精确逼近全局最优解。

### 2.3 改进沙猫群优化算法流程

改进沙猫群优化算法步骤如下, 流程图如图 3 所示。

Step1: 初始化算法相关参数: 种群规模、维度、

最大迭代次数、搜索空间的范围。

Step2: 利用佳点集初始化种群。

Step3: 根据适应度函数计算沙猫个体的适应度值, 并更新全局最优位置。

Step4: 根据式(9)一式(11)计算沙猫灵敏度  $r_G$ 、灵敏度范围  $r$  以及选择参数  $R$ 。

Step5: 通过选择参数  $R$  判断沙猫下一步的行为是处于搜索阶段还是捕食阶段。

Step6: 若沙猫处于搜索阶段, 根据式(13)更新个体位置和适应度, 再融合蒲公英优化算法更新个体位置并计算适应度; 若处于捕食阶段, 根据式(15)更新个体位置和适应度, 再引入威布尔最优值引导策略更新个体位置, 并计算适应度。

Step7: 比较两种适应度值, 并选择最优值的位置进行更新。

Step8: 引入联想学习变异策略更新个体位置并重新计算适应度。

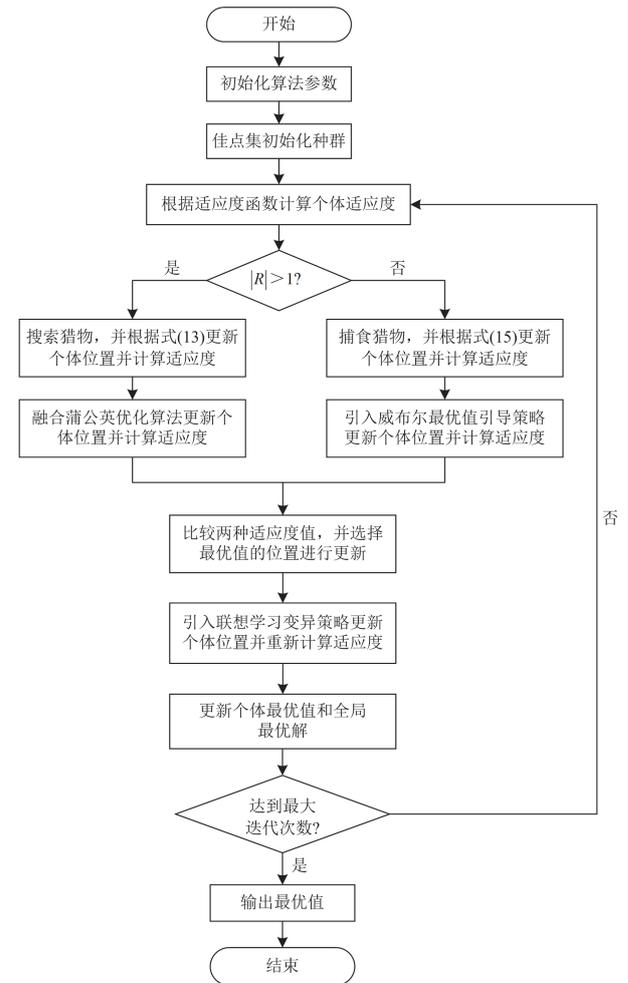


图 3 改进沙猫群优化算法流程图

Fig. 3 Flowchart of improved sand cat swarm optimization algorithm

Step9: 判断算法是否达到最大迭代次数。若达到最大迭代次数则输出最优个体位置及其适应度, 否则转至 Step3。

### 3 算法性能测试

为了验证 ISCSO 算法的可行性和优越性, 本文在固定维度函数、高维单峰函数以及高维多峰函数中分别选取一个测试函数进行测试。并将改进后的算法和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)、蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)以及原算法进行性能对比。3 个测试函数的取值范围、最优值等信息如表 1 所示。设置高维测试函数的维度均为 30 维, 种群规模为 20, 迭代次数为 300。分别对各算法进行 100 次仿真实验, 并记录最优值  $T_{aver}$ 、平均值  $T_b$

和方差  $V_{ar}$ , 测试结果如表 2 所示。3 个函数的示意图和适应度变化曲线分别如图 4—图 6 所示。

表 1 测试函数

Table 1 Test functions

类型	函数表达式	维度	取值范围	最优值
高维单峰函数	$F_1(x) = \sum_{i=1}^M  x_i  + \prod_{i=1}^M  x_i $	30	[-10,10]	0
高维多峰函数	$F_2(x) = -20 \exp[-0.2 \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i^2}] - \exp(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \cos(2\pi x_i)) + 20 + e]$	30	[-32,32]	0
固定维度函数	$F_3(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp[-\sum_{j=1}^6 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2]$	6	[0,1]	-3.32

表 2 算法测试结果

Table 2 Algorithm testing results

函数	指标	PSO	GWO	DBO	SCSO	ISCSO
$F_1$	$T_b$	$1.388 \times 10^{-1}$	$1.032 \times 10^{-17}$	$8.430 \times 10^{-53}$	$1.520 \times 10^{-45}$	0
	$T_{aver}$	$4.689 \times 10^{-1}$	$2.987 \times 10^{-16}$	$3.603 \times 10^{-28}$	$3.937 \times 10^{-39}$	0
	$V_{ar}$	$1.799 \times 10^{-1}$	$2.840 \times 10^{-31}$	$1.298 \times 10^{-53}$	$2.894 \times 10^{-76}$	0
$F_2$	$T_b$	$5.120 \times 10^{-2}$	$3.952 \times 10^{-14}$	$4.441 \times 10^{-16}$	$4.441 \times 10^{-16}$	$4.441 \times 10^{-16}$
	$T_{aver}$	2.682	$9.779 \times 10^{-14}$	$4.796 \times 10^{-16}$	$4.441 \times 10^{-16}$	$4.441 \times 10^{-16}$
	$V_{ar}$	1.483	$2.292 \times 10^{-27}$	$1.262 \times 10^{-31}$	0	0
$F_3$	$T_b$	-3.321	-3.321	-3.321	-3.321	-3.321
	$T_{aver}$	-3.168	-3.259	-3.219	-3.218	-3.189
	$V_{ar}$	$4.342 \times 10^{-2}$	$6.173 \times 10^{-3}$	$1.946 \times 10^{-3}$	$1.544 \times 10^{-2}$	$1.227 \times 10^{-3}$

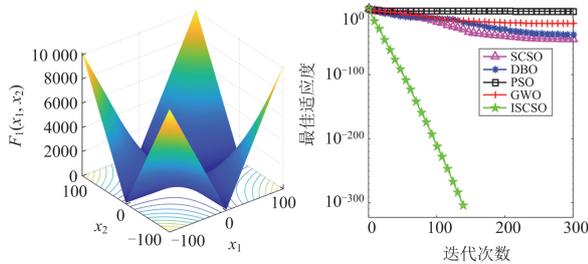


图 4  $F_1$  函数示意图和适应度变化曲线

Fig. 4  $F_1$  function diagram and fitness change curve

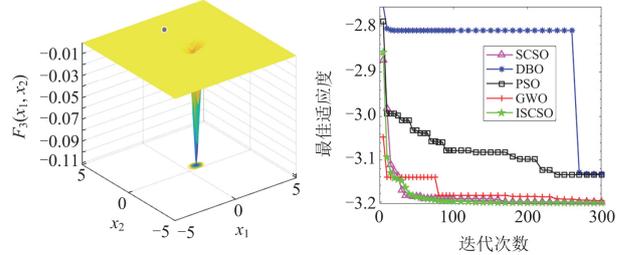


图 6  $F_3$  函数示意图和适应度变化曲线

Fig. 6  $F_3$  function diagram and fitness change curve

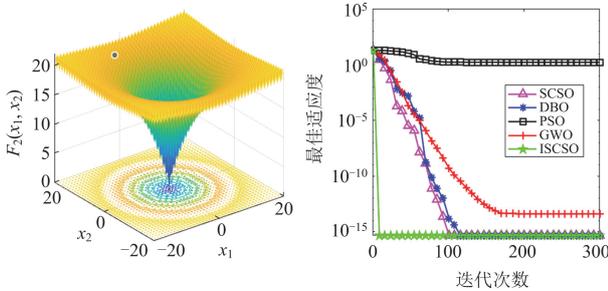


图 5  $F_2$  函数示意图和适应度变化曲线

Fig. 5  $F_2$  function diagram and fitness change curve

由表 2 和图 4 可知, 对于高维单峰函数  $F_1$  而言, PSO、GWO、DBO、SCSO 的全局搜索能力比较弱, 迭代 300 次仍然不能寻找到最优值, 而 ISCSO 算法在迭代 150 次即可寻找到最优值, 表明改进算法的寻优能力强、寻优速度快。

由表 2 和图 5 可知, 对于高峰多维函数  $F_2$  而言, PSO、GWO 的寻优能力较弱, 寻找到的最优值与真实最优值存在较大差距; DBO、SCSO 和 ISCSO 算法在迭代 300 次后寻找到的最优值相同, 但是 DBO 算法相较其他两种算法的方差较大, 说明其寻优稳定

性不强;而相比于 SCSSO 和 DBO, ISCSO 寻找到最优解的迭代次数更少,说明 ISCSO 的寻优速度更快。

由表 2 和图 6 可知,对于固定维度函数  $F_3$  来说, GWO、SCSSO 和 ISCSO 算法均可寻找到最优值,但是 GWO 和 SCSSO 算法的方差较大,寻优稳定性不强;ISCSO 在所有算法中的方差最小,表明改进后的算法可以稳定、准确地搜索到全局最优值,并且迭代的次数更少。

综上所述,ISCSO 对于 3 种不同类型的函数均能搜索到最优值或者接近理论值的最优解,并且其寻优速度、寻优精度以及寻优稳定性均比其他 4 种算法更好。

#### 4 算例分析

为了验证模型在理想状况和实际工况下的可行性,本文分别将仿真数据和真实数据代入模型进行分析。

本文算例在 Matlab 中进行仿真,设定台区分表的数目为 100 块,每块分表包含 200 天的用电量数据。所用的真实数据为四川省某台区 2023 年 1 月到 12 月的 78 个用户的实际计量数据,其中包括每块分表的计量数据、台区总表数据以及统计线损率等数据。

##### 4.1 实际数据预处理

在实际运行环境中,电力系统采集的数据会受到环境等多种不确定因素的影响。这些因素会导致数据存在缺失以及异常等问题。同时智能电表在轻载状态下产生的无规律脉冲会导致电能表的潜动而产生误差,这一现象所带来的误差被视为暂时性误差<sup>[19]</sup>。当电表不再处于轻载状态时,这种误差通常会消失。因此需要对这些数据进行预处理来减小数据质量对评估精度的影响,具体处理方式如下。

首先,采用记录前后两次数据的平均值对缺失数据进行补充;其次,对比每一天各个分表数据的总和与总表的数据,若分表数据总和大于总表数据,则判断该组数据为异常数据,直接剔除;最后,根据日平均用电量对用户进行分类,将日平均用电量低于 1 度的用户分为轻载用户,其余用户为普通用户,并剔除轻载用户的数据(其中包括全年用电量为 0 的用户)。

##### 4.2 约束参数 $a$ 的最佳取值范围分析

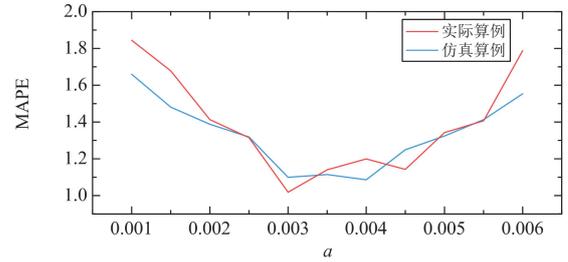
约束参数  $a$  是影响本文误差评估精度的重要参数,因此本文基于仿真数据和真实数据对约束参数  $a$  的最佳取值范围进行分析,并选取平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)和均方

根误差(root mean square error, RMSE)作为评价指标。MAPE 和 RMSE 的值越小,说明评估模型的精确度越高,计算公式为

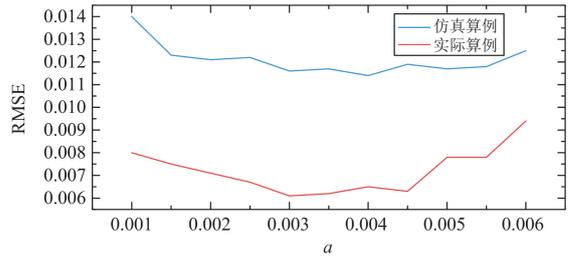
$$e_{\text{MAPE}} = \frac{1}{\xi} \sum_{v=1}^{\xi} \left| \frac{\lambda_v - \hat{\lambda}_v}{\lambda_v} \right| \quad (31)$$

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{\xi} \sum_{v=1}^{\xi} (\lambda_v - \hat{\lambda}_v)^2} \quad (32)$$

式中:  $\lambda_v$  为第  $v$  个样本的真实值;  $\hat{\lambda}_v$  为第  $v$  个样本的评估值;  $\xi$  为样本数量。约束参数的取值对电表误差的影响如图 7 所示。



(a) 约束参数的取值对误差估计 MAPE 的影响



(b) 约束参数的取值对误差估计 RMSE 的影响

图 7 约束参数的取值对电表误差的影响

Fig. 7 Impact of the value of constraint parameter on the error of the electricity meter

从图 7 中可以看出,对于仿真数据而言,当  $a$  的取值范围为 0.001~0.004 时,误差估计的 MAPE 和 RMSE 均呈现下降的趋势,当  $a = 0.004$  时, MAPE 和 RMSE 的值降到最低,而当  $a$  的取值大于 0.004 时,误差估计的 MAPE 和 RMSE 呈现上升的趋势。

而在真实数据中,当  $a$  的取值范围为 0.001~0.003 时,误差估计的 MAPE 和 RMSE 均呈现下降的趋势,而当  $a$  的取值大于 0.0045 时,误差估计的 MAPE 和 RMSE 呈现上升的趋势。对比两种不同类型的数据可以发现:当  $a$  的取值范围为 0.003~0.004 时,误差评估结果的 MAPE 和 RMSE 均比较小且变化较为平缓。

出现这种现象的原因是,当  $a$  的取值较小时,电表误差在约束条件中所占比例较小,使得电表误

差偏大；而当 $a$ 的取值较大时，电表误差在约束条件中所占比例较大，因此使得线损率的估计不准确，进而影响智能电表评估的精度。因此，本文算例中，为了保证模型对智能电表误差评估的准确性， $a$ 的取值范围应设定为0.003~0.004。

### 4.3 评估方法对比

为验证所提算法的性能，本文选取了两种不同的智能电表误差评估算法进行对比，分别是文献[19]中基于动态线损和渐消记忆递推最小二乘法的智能电表误差评估方法(dynamic line loss and fading memory recursive least square, DLL-FMRLS)以及文献[21]中基于约束优化模型的智能电表误差评估方法。其中线损率评估结果如表3、图8和图9所示，误差评估结果如表4、图10和图11所示。

由表3、表4和图8—图11可知，在线损率和智能电表误差的联合评估方面，不管是在仿真数据还是在真实数据中，DLL-FMRLS方法的评估结果均与真实值相差较大，原因在于文献[19]在使用DLL-FMRLS方法时，假定线损率与用电量相关，从而对评估模型进行简化，但是实际上线损率与用电量并无直接关系<sup>[21]</sup>，因此该方法对于线损率的评估精度不高，进而影响电表的评估误差。相比于DLL-FMRLS方法，约束优化模型的精度有很大程度上提高，但不如本文所提方法。究其原因还是约束优化模型的精度与线损率上下界的范围有关，当线损率上下界的设置范围较大时，约束优化模型的精度会降低。本文数据的线损率相较于文献[21]的数据波动程度较大，因此线损率上下界的设置范围较大，约束优化模型的精度较低。说明本文所提方法

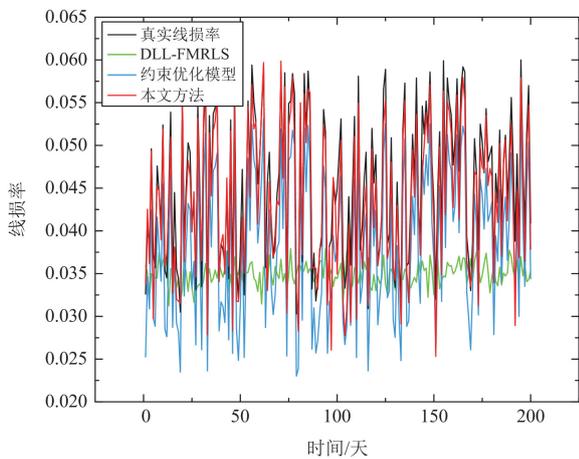


图8 不同方法线损率评估结果(仿真数据)

Fig. 8 Evaluation results of line loss rate using different methods (simulation data)

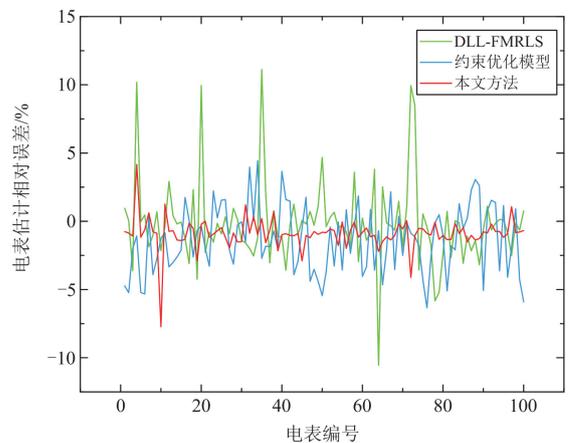


图10 不同方法电表误差评估结果(仿真数据)

Fig. 10 Evaluation results of meter errors using different methods (simulation data)

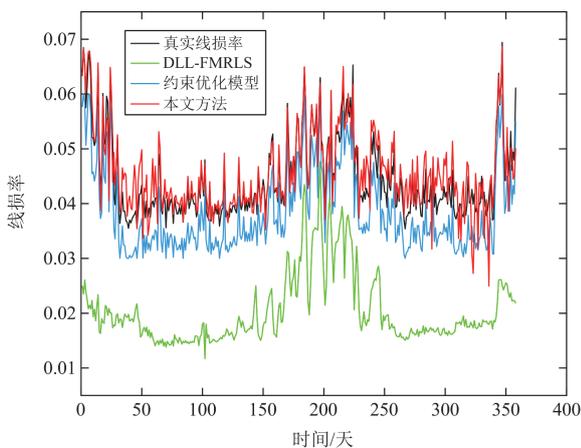


图9 不同方法线损率评估结果(真实数据)

Fig. 9 Evaluation results of line loss rate using different methods (real data)

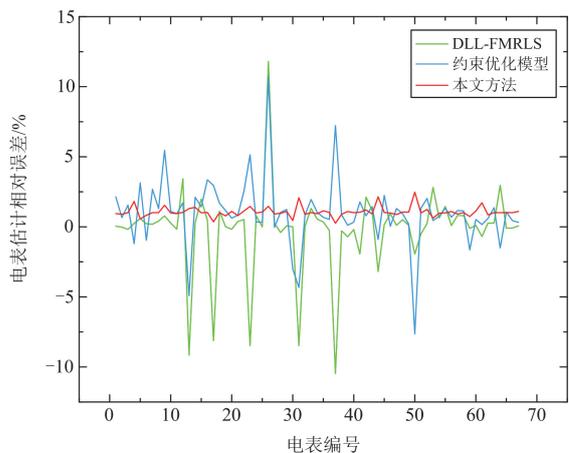


图11 不同方法电表误差评估结果(真实数据)

Fig. 11 Evaluation results of meter errors using different methods (real data)

表 3 线损率评估结果对比

Table 3 Comparison of line loss rate evaluation results

数据来源	方法	MAPE	RMSE
仿真数据	DLL-FMRLS	0.218	0.0132
	约束优化模型	0.155	0.0068
	本文方法	0.0549	0.0035
实际数据	DLL-FMRLS	0.546	0.0248
	约束优化模型	0.140	0.0061
	本文方法	0.059	0.0035

表 4 误差评估结果对比

Table 4 Comparison of error assessment results

数据来源	方法	MAPE	RMSE
仿真数据	DLL-FMRLS	4.486	0.0404
	约束优化模型	1.616	0.0135
	本文方法	0.998	0.0114
实际数据	DLL-FMRLS	9.667	0.0267
	约束优化模型	1.761	0.0078
	本文方法	1.068	0.0060

相比于其他方法在线损率波动较大的台区具有较高的评估精度。综上所述, 相比于其他两种方法, 本文方法在理想状况下与实际工况下对于智能电表误差和线损率的评估均有较高的精度。

#### 4.4 轻载数据对评估结果的影响

在对台区真实数据进行分析时, 发现有少部分电表处于轻载状态, 虽然轻载时产生的误差为暂时性误差, 但是鉴于轻载也是用户工作的一种正常状态, 故本文分析了轻载对误差评估结果的影响, 其结果如表 5 所示。

表 5 剔除轻载数据前后评估结果

Table 5 Evaluation results before and after removing light load data

数据类型	MAPE	RMSE
线损率(轻载)	0.3092	0.0163
线损率	0.059	0.0035
智能电表误差(轻载)	3.2850	0.0076
智能电表误差	1.068	0.0060

由表 5 可知, 当存在轻载数据时, 线损率和智能电表的误差评估结果均存在较大偏差, 而剔除轻载数据后的评估结果相比于剔除前有明显的提升。因此, 在对数据进行预处理的过程中应该剔除轻载数据, 尽可能地保证线损率评估和智能电表误差评估的精确性。

## 5 结论

本文提出了一种基于改进沙猫群优化算法的智能电表误差和线损率联合评估模型。该模型基于适

应度函数和改进后的沙猫群优化算法实现了线损率和电表误差的联合评估, 并通过仿真数据和真实台区数据进行验证。结果表明相比于带有遗忘因子递推最小二乘法的动态线损智能电表误差评估模型和智能电表误差评估的约束优化模型, 所提方法在电表误差和线损率评估方面具有更高的精度。验证了本文方法的可行性和有效性, 有利于实现智能电表误差和线损率的快速、实时、准确评估。

电表误差范围的设置是影响本文方法精度的重要因素, 本文通过实际算例验证了电表误差范围为-3%~3%时评估电表误差和线损率的可行性。但在评估其他台区的电表误差时, 电表误差的设置范围以及算法的可行性仍需讨论。

## 参考文献

- [1] 辛保安. 新型电力系统与新型能源体系[M]. 北京: 中国电力出版社, 2023.
- [2] 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): 2806-2819.  
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [3] 郭正雄, 秦耀文, 李欣悦, 等. “双碳”一站式数字化服务平台建设与应用[J]. 供用电, 2023, 40(11): 18-25.  
GUO Zhengxiong, QIN Yaowen, LI Xinyue, et al. Construction and application of the “dual carbon” one-stop digital service platform[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(11): 18-25.
- [4] 尚勇, 王喆, 严欢, 等. “双碳”背景下陕西新型电力系统研究探索[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(12): 20-27.  
SHANG Yong, WANG Zhe, YAN Huan, et al. Research exploration of Shaanxi new type power system in the background of “dual carbon”[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(12): 20-27.
- [5] 张瑶, 王傲寒, 张宏. 中国智能电网发展综述[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 180-187.  
ZHANG Yao, WANG Aohan, ZHANG Hong. Overview of smart grid development in China[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 180-187.
- [6] 黄旭, 高欣, 李保丰, 等. 基于鉴别性粒度自适应设定和衰退掩码的智能电表可视故障分类方法[J]. 电网技术, 2023, 47(11): 4755-4769.  
HUANG Xu, GAO Xin, LI Baofeng, et al. Classification of smart meter visual faults based on discriminative granularity adaptive setting and fading mask[J]. Power System Technology, 2023, 47(11): 4755-4769.

- [7] 季亮, 殷佳明, 姜恩宇, 等. 基于混合量测状态估计的配电网故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 58-68.  
JI Liang, YIN Jiaming, JIANG Enyu, et al. A fault location method based on hybrid measurement state estimation for a distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 58-68.
- [8] 申永鹏, 孙嵩楠, 赫婷, 等. 基于数字人民币的智能电表及实时电力交易新模式[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(7): 178-187.  
SHEN Yongpeng, SUN Songnan, HE Ting, et al. Real-time power trading mode based on an e-CNY smart electricity meter[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 178-187.
- [9] 刘春雨, 刘自发, 罗群, 等. 电能计量装置健康度的综合评估与趋势预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24): 47-53.  
LIU Chunyu, LIU Zifa, LUO Qun, et al. A comprehensive evaluation and trend prediction method of health degree for electric energy measuring devices[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(24): 47-53.
- [10] 徐晴, 程含渺, 蔡奇新, 等. 环境因素对单相电能表基本误差的影响研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(19): 119-125.  
XU Qing, CHENG Hanmiao, CAI Qixin, et al. Study on the influence of environmental factors on the basic error of single-phase electricity meters[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(19): 119-125.
- [11] 代燕杰, 董贤光, 刘亚骑, 等. 大数据条件下现场运行电能表计量误差估计方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2022, 27(5): 97-105.  
DAI Yanjie, DONG Xianguang, LIU Yaqi, et al. Measurement error estimation method of field service electricity energy meters under the condition of big data[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2022, 27(5): 97-105.
- [12] 马俊, 滕召胜, 唐求, 等. 基于 OGA-KSVR 的电能计量设备测量误差预测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 132-139.  
MA Jun, TENG Zhaosheng, TANG Qiu, et al. Measurement error prediction of power metering equipment based on OGA-KSVR[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 132-139.
- [13] 金阳析, 徐永进, 黄小琼. 基于卷积神经网络的电能表测得值置信区间研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(19): 6630-6641.  
JIN Yangxin, XU Yongjin, HUANG Xiaoqiong. Confidence coefficient calculation model of the energy meter measurement based on convolutional neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(19): 6630-6641.
- [14] 马俊, 唐求, 段俊峰, 等. 高干热环境下智能电表测量误差评估模型[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(12): 4581-4589.  
MA Jun, TANG Qiu, DUAN Junfeng, et al. Measurement error evaluation model for smart meter under high dry heat environment[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(12): 4581-4589.
- [15] 孔祥玉, 马玉莹, 李野, 等. 基于限定记忆递推最小二乘算法的智能电表运行误差远程估计[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2143-2151, 2394.  
KONG Xiangyu, MA Yuying, LI Ye, et al. Remote estimation method for measurement error of smart meter based on limited memory recursive least squares algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2143-2151, 2394.
- [16] 李亚, 刘丽平, 李柏青, 等. 基于改进 K-Means 聚类神经网络台区线损率计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17): 4543-4551.  
LI Ya, LIU Liping, LI Baiqing, et al. Calculation method of line loss rate in transformer district based on improved K-means clustering algorithm and BP neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(17): 4543-4551.
- [17] KONG Xiangyu, ZHANG Xiaopeng, LI Gang, et al. An estimation method of smart meter errors based on DREM and DRLS[J]. Energy, 2020, 204.
- [18] KONG Xiangyu, ZHANG Xiaopeng, LU Ning, et al. Online smart meter measurement error estimation based on EKF and LMRLS method[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(5): 4269-4279.
- [19] 徐焕增, 孔政敏, 王帅, 等. 基于动态线损及 FMRLS 算法的智能电表误差在线评估模型[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(24): 8349-8358.  
XU Huanzeng, KONG Zhengmin, WANG Shuai, et al. Online error evaluation model of smart meter based on dynamic line loss and FMRLS algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(24): 8349-8358.
- [20] 杨耿杰, 韦先灿, 高伟. 基于改进动态线损估计法的超差智能电表识别[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3662-3671.  
YANG Gengjie, WEI Xiancan, GAO Wei. Error estimation method for smart meters considering sudden misalignment[J]. Power System Technology, 2022, 46(9): 3662-3671.
- [21] 吕玉玲, 陈文礼, 程瑛颖, 等. 基于约束优化模型的智能电表运行误差及日线损率联合估计方法[J]. 电网技术, 2025, 49(3): 1257-1265.  
LÜ Yuling, CHEN Wenli, CHENG Yingying, et al. The joint estimation method of smart meter measurement error

- and daily line loss rate based on constrained optimization model[J]. *Power System Technology*, 2025, 49(3): 1257-1265.
- [22] AMIR S, FARZAD K. Sand cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. *Engineering with Computers*, 2023, 39: 2627-2651.
- [23] 回立川, 于千皓. 多策略混合的改进沙猫群优化算法及其应用[J]. *控制与决策*, 2024, 39(10): 3216-3224.  
HUI Lichuan, YU Qianhao. Improved sand cat swarm optimization algorithm based on multi-strategy mixing and its application[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(10): 3216-3224.
- [24] 杨宇鸽, 郝杨杨, 王逸文. 基于威布尔飞行和警戒机制的沙猫群优化算法及应用[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(2): 145-157.  
YANG Yuge, HAO Yangyang, WANG Yiwen. Sand cat swarm optimization algorithm based on Weibull flight and warning mechanism and its application[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(2): 145-157.
- [25] 上官海洋, 向铁元, 张巍, 等. 基于智能优化算法的 FACTS 设备多目标优化配置[J]. *电网技术*, 2014, 38(8): 2193-2199.  
SHANGGUAN Haiyang, XIANG Tiejuan, ZHANG Wei, et al. Intelligent optimization algorithm based multi-objective optimal configuration for FACTS equipment[J]. *Power System Technology*, 2014, 38(8): 2193-2199.
- [26] 包金山, 杨定坤, 张靖, 等. 基于特征提取与 INGO-SVM 的变压器故障诊断方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(7): 24-32.  
BAO Jinshan, YANG Dingkun, ZHANG Jing, et al. Transformer fault diagnosis method based on feature extraction and INGO-SVM[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(7): 24-32.
- [27] ZHAO Shijie, ZHANG Tianran, MA Shilin, et al. Dandelion optimizer: a nature-inspired metaheuristic algorithm for engineering applications[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 114.
- [28] 陈曦明, 张军伟, 张冉, 等. 一种改进鱼鹰优化算法及其应用[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2024, 38(3): 122-133.  
CHEN Ximing, ZHANG Junwei, ZHANG Ran, et al. An improved osprey optimization algorithm and its application[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2024, 38(3): 122-133.

收稿日期: 2024-09-25; 修回日期: 2025-03-25

作者简介:

余传祥(1975—), 男, 副教授, 研究方向为智能电表、生物医电和电动汽车驱动控制; E-mail: ychx002@163.com

潘傲然(1999—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为智能电表。E-mail: 20183428@cqu.edu.cn

(编辑 许威)