

控制与决策

Control and Decision

基于ADASYN平衡数据的ISSA-KELM滑动电接触失效诊断

回立川, 丛琳

引用本文:

回立川, 丛琳. 基于ADASYN平衡数据的ISSA-KELM滑动电接触失效诊断[J]. *控制与决策*, 2023, 38(11): 3165–3174.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0262>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法](#)

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM

控制与决策. 2021, 36(4): 925–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

[基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法](#)

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM

控制与决策. 2021, 36(4): 925–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

[基于改进烟花算法的并联冷机负荷分配优化](#)

Load distribution optimization of parallel chillers based on improved firework algorithm

控制与决策. 2021, 36(11): 2618–2626 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0823>

[具有重组学习和混合变异的动态多种群粒子群优化算法](#)

Dynamic multi-population particle swarm optimization algorithm with recombined learning and hybrid mutation

控制与决策. 2021, 36(12): 2871–2880 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0898>

[基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度](#)

Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

控制与决策. 2021, 36(1): 159–165 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

基于 ADASYN 平衡数据的 ISSA-KELM 滑动电接触失效诊断

回立川[†], 丛琳

(辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 弓网滑动电接触的接触状态对电力机车的平稳运行有着直接的影响, 为了判断一定工况条件下弓网滑动电接触是否失效, 提出一种基于平衡数据集训练的改进麻雀算法优化核极限学习机失效诊断模型. 首先, 通过浸金属碳滑板与铜导线的对磨实验模拟机车运行, 得到载流稳定系数与离线率随滑动速度、压力波动幅度、压力波动频率和接触电流的变化规律. 其次, 通过自适应综合过采样法对实验所得数据中的少数类样本进行扩充, 将生成的平衡数据集用于训练核极限学习机失效诊断模型. 同时, 采用改进麻雀算法对模型的参数进行优化. 针对基本麻雀算法存在的不足, 将混沌镜向初始化策略、旋转搜索策略和柯西交叉变异策略应用于麻雀的位置更新, 得到改进的麻雀算法. 通过测试函数对其进行仿真测试, 结果表明改进麻雀算法具有更好的稳定性和收敛精度. 最后, 通过将所提出模型与其他诊断模型进行对比, 进一步表明了在不平衡数据集下该模型的有效性与改进算法的优越性.

关键词: 弓网系统; 离线率; 载流稳定系数; 失效; 麻雀算法; 核极限学习机; 平衡数据集

中图分类号: TM501

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0262

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 回立川, 丛琳. 基于 ADASYN 平衡数据的 ISSA-KELM 滑动电接触失效诊断 [J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3165-3174.

Failure diagnosis of ISSA-KELM sliding electrical contacts based on ADASYN balance data

HUI Li-chuan[†], CONG Lin

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: The contact state of the pantograph-catenary sliding electrical contact has a direct impact on the smooth running of the locomotive. In order to judge whether the pantograph-catenary sliding electrical contact fails under certain working conditions, an improved sparrow search algorithm based on balanced data set training is proposed to optimize the kernel extreme learning machine failure diagnosis model. Firstly, the locomotive operation is simulated by the grinding experiment of the metal-impregnated carbon sliding plate and the copper wire, and the current-carrying stability coefficient and off-line rate with the sliding speed, pressure fluctuation amplitude, pressure fluctuation frequency and contact current are obtained. Secondly, the minority samples in the experimental data are expanded by the adaptive comprehensive oversampling method, and the generated balanced data set is used to train the kernel extreme learning machine failure diagnosis model. At the same time, the parameters of the model are optimized by the improved sparrow search algorithm. For the shortcomings of the basic sparrow search algorithm, the chaotic mirror initialization strategy, the rotation search strategy and the Cauchy cross mutation strategy are applied to the position update of the sparrow, and then the improved sparrow search algorithm is obtained. The improved algorithm is simulated and tested by the test function, and the results show that the algorithm has better stability and convergence accuracy. Finally, by comparing the model proposed in this paper with other diagnostic models, it further verifies the effectiveness of the model and the superiority of the improved algorithm under unbalanced dataset.

Keywords: pantograph-catenary system; offline rate; current-carrying stability; failure; sparrow search algorithm; kernel extreme learning machine; balanced dataset

收稿日期: 2022-02-18; 录用日期: 2022-06-15.

基金项目: 辽宁省教育厅科学研究项目(LJ2017QL009, LJKMZ20220675).

责任编辑: 胡清华.

[†]通讯作者. E-mail: 104675117@qq.com.

0 引言

受电弓接触网系统是滑动电接触在现代工业中的重要应用之一,弓网系统的接触状态直接决定了电力机车能否平稳运行. 电车运行过程中,弓网间的接触压力、接触电流和电车速度均会影响其接触状态,当运行速度过大时会导致受流稳定性变差,接触压力过小会增加弓网离线率,产生电弧会烧蚀接触面,严重时会造成电车停运. 因此,通过建立弓网滑动电接触失效诊断模型,对电车在不同运行条件下的弓网接触状态做出诊断,有利于其更安全可靠地运行. 目前,国内外学者针对电接触失效问题的研究主要分为触点电接触失效和滑动电接触失效两方面. 触点电接触失效方面的研究以继电器为主,包括失效机理的研究^[1]、失效预测^[2]以及可靠性分析^[3]等. 滑动电接触失效方面的研究较少. 文献[4]通过建立决策树预测模型,根据滑动条磨损临界值对给定技术条件下滑条的可靠性进行了预测;文献[5]结合模拟退火和梯度下降法,建立了载流稳定系数与影响因素间的模糊推理模型,并给定不同工况来判断电车是否失效. 上述文献均对滑动电接触的失效状态进行了预测,但失效判断标准单一且模型存在一定局限性,如决策树对数据的泛化性能差,模拟退火受初值影响较大等. 在处理不平衡数据时,模型受多数类样本影响大,导致对少数类样本的分析效果差,准确率降低. 针对上述问题,本文采用自适应综合过采样法(ADASYN)^[6]对少数类样本扩充,生成平衡化训练集. 选用学习速度快、稳定性和泛化能力强的核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)^[7]建立失效模型.

此外,为提高模型精度,有学者用粒子群算法、遗传算法等传统智能化算法对模型中的参数进行寻优,但计算相对复杂且参数依赖性强. 麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)^[8]作为新的群智能算法,凭借其参数少、结构简单、收敛性能好等优势在参数优化方面有所应用. 但麻雀算法依然存在收敛速度慢、种群多样性差、迭代后期易陷入局部最优的不足. 为更好地提升麻雀算法的寻优性能,文献[9]引入Levy飞行进行初始化,搜索阶段采用量子策略避免陷入局部最优;文献[10]前期引入Tent混沌序列增加种群多样性,后期通过高斯变异加强对局部的搜索;文献[11]将Sin混沌引入初始化,同时利用柯西交叉变异和反向学习策略跳出局部最优. 上述文献均对麻雀算法做了不同方面的改进,但仍存在收敛速度较慢、寻优精度不高的问题.

针对以上问题,本文综合考虑载流稳定系数和离

线率作为失效判据,采用ADASYN生成的平衡训练集训练核极限学习机诊断模型,并用麻雀算法优化模型参数. 针对麻雀算法优化模型参数过程中存在的不足,本文提出一种融合混沌镜向初始化策略、柯西交叉变异策略以及自适应旋转搜索策略的改进麻雀算法. 最终建立基于ADASYN平衡数据集的ISSA-KELM模型,并通过实验验证了改进算法的优越性和诊断模型的有效性.

1 实验步骤

1.1 实验设备与方案

实验采用如图1所示的自制实验机. 实验机启动后,滑板相对于转盘上的铜导线往复滑动,模拟实际受电弓与接触网的“之”字形轨迹. 本次实验选取基准压力为70 N,压力波动幅度为 ± 10 N、 ± 20 N、 ± 30 N、 ± 40 N,波动频率为1 Hz、2 Hz、3 Hz、4 Hz,滑动速度为40 km/h、80 km/h、120 km/h、160 km/h,接触电流为100 A、150 A、200 A、250 A,实验过程中压力波动的频率与幅值均通过音圈电机加载.

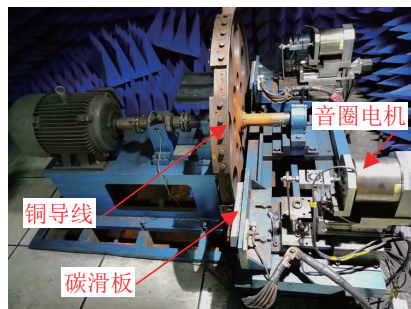


图1 滑动电接触实验机

1.2 实验现象

图2给出了实验机运行速度为120 km/h、接触电流为150 A、压力波动频率为3 Hz、波动幅度为20 N的条件下截取的一段接触电流的实时变化曲线.

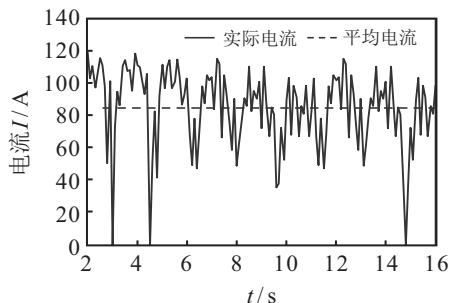


图2 接触电流波形

由图2可以看出,实验机启动后,电流小于给定值且围绕某一小于给定值的数值上下波动. 产生此现象的原因是:

1) 实验机在运行时振动较大,在速度增大时易发生离线,且滑板与导线进行高速滑动电接触过程中会

产生接触电阻,导致实际电流值小于给定值;

2) 由于滑动过程中产生磨损,电弧烧蚀接触面等原因导致实际接触面积不断变化,接触电阻不稳定,进而导致接触电流的波动。

1.3 失效判据的确定

从图2可以看出,电流偏移电流平均值的大小反映了滑动电接触的稳定性,偏移量越大,受流稳定性越差,用电流标准差表示电流偏移特征,计算公式为

$$S_I = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (I_i - \bar{I})^2} \quad (1)$$

用载流稳定系数 ε 表示电流的稳定性,计算公式为

$$\varepsilon = \frac{S_I}{\bar{I}} \times 100\% \quad (2)$$

载流稳定系数越小,载流稳定性越好,受流越稳定。当 $\varepsilon > 30\%$ 时,弓网滑动电接触失效^[12]。

图2中有电流为零瞬间,此时发生弓网离线。离线率越大,受流质量越差,严重时会导致机车停运,离线率 K 可表示为运行过程中的离线时间与总运行时间之比,计算公式为

$$K = \sum_{i=1}^n \Delta t_i / t \quad (3)$$

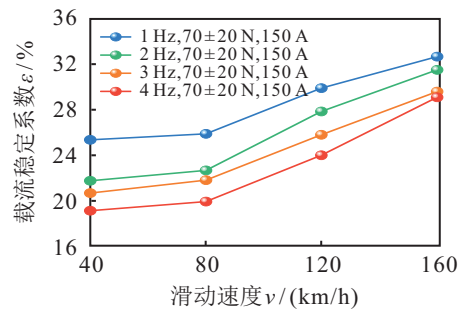
其中: n 为某一工况下载离线的总次数, Δt_i 为一次离线的时长, t 为总运行时间。离线率越小,受流质量越好,运行可靠性越高。当 $K > 5\%$ 时,弓网滑动电接触失效^[13]。

1.4 实验结果与理论分析

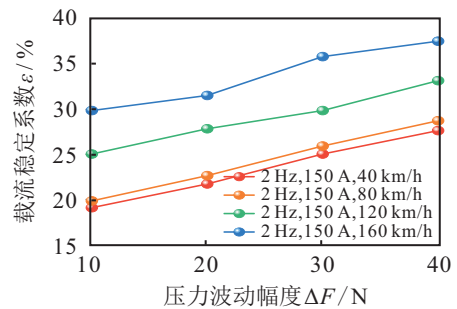
图3和图4分别为不同工况下载流稳定系数和离线率随滑动速度、压力波动幅度、压力波动频率和接触电流的变化特性曲线。由图3(a)和图4(a)可见,随着滑动速度的提高,载流稳定系数和离线率整体呈上升趋势。速度较小时,变化较为平缓;当速度大于80 km/h时,随着速度增加而迅速增大。原因是:速度较小时,电弧放电以电火花形式为主,电弧能量小,对电流的传导影响较小,弓网间接触稳定,载流稳定性较好,离线率较低;速度较大时,摩擦副间振动加剧,产生的电弧强度增加,干扰电流的传导,损伤接触面,使弓网间接触不稳定,载流稳定性下降。此外,速度的提高加大了纵向加速度,接触斑点减少,离线率增加。

由图3(b)和图4(b)可见,载流稳定系数和离线率随波动幅度的增加而逐渐增大。原因是:波动幅度越大,载荷对接触面造成的冲击力越大,弓网间接触越不稳定,离线率越高;同时,电弧生成概率增加,生成的电弧对接触面侵蚀加剧,干扰电流传导,载流稳定性降低,载流稳定系数增加。

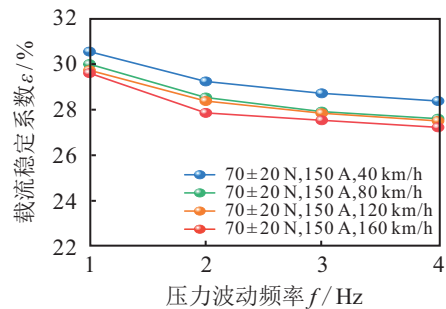
由图3(c)和图4(c)可见,载流稳定系数和离线率随波动频率的增加整体呈下降趋势。波动频率较小时,随频率的增加而减小;当频率大于2 Hz时,随频率的增加减小变缓。原因是:在低速时产生的小频率波动,可以使接触面在空气中暴露时间减少,产生的氧化物减少,导电斑点增加,载流稳定性提高,离线率减小;当高速运行时频率的继续增加,使接触载荷频繁作用于接触面,导致接触表面润滑膜遭到破坏,载流稳定性降低,同时,速度高时单位时间内的位移较大,载荷的波动会使离线率增加,此过程与减缓氧化的影响相反,但氧化减缓所占的比重较大^[5],故后期缓慢减小。



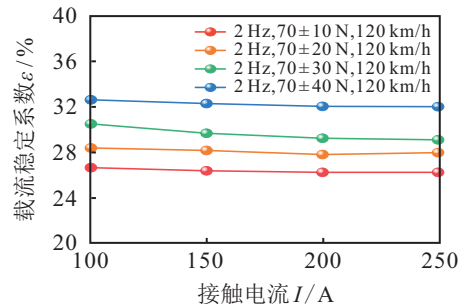
(a) 载流稳定系数随速度变化



(b) 载流稳定系数随幅度变化



(c) 载流稳定系数随频率变化



(d) 载流稳定系数随电流变化

图3 载流稳定系数的变化特性曲线

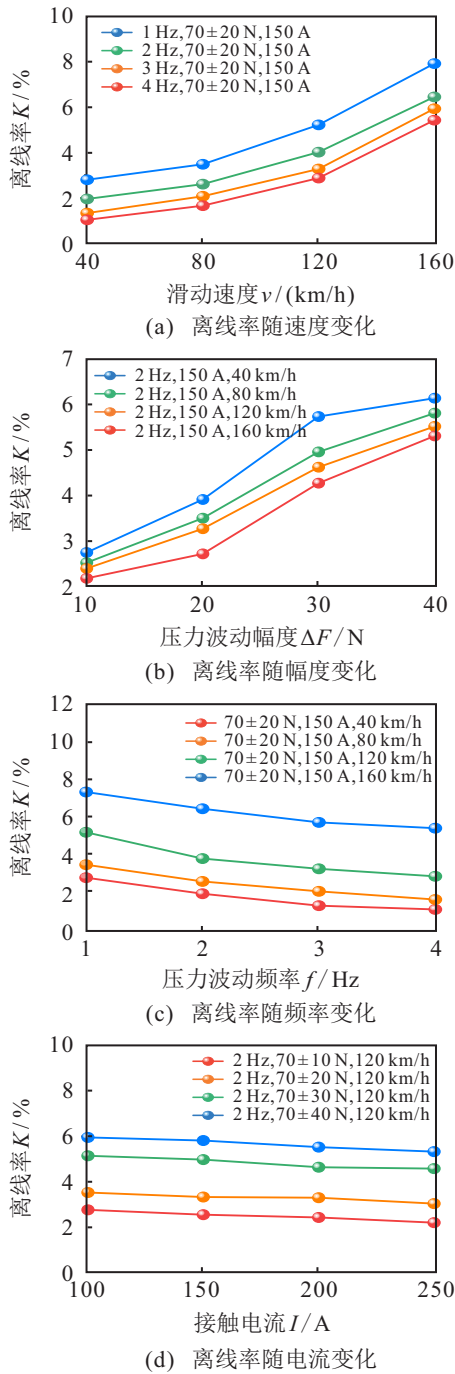


图4 离线率的变化特性曲线

由图3(d)和图4(d)可见,载流稳定系数和离线率随电流的增加只有小幅度的减小,受电流的影响不大。

2 核极限学习机分类模型

核极限学习机(KELM)是提高ELM稳定性和泛化能力的一种改进模型,其中ELM是一种单隐层前向神经网络,相比于传统的BP神经网络,具有泛化性能好、学习速度快的优点。设总样本为 N ,将不同工况下的输入样本记为 x ,第 m 个 n 维样本记为 $x_m = [x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn}]$, $m = 1, 2, \dots, N$ 。将接触状态作为输出记为 T ,ELM的输出可表示为

$$f_{ELM}(x) = h(x)\beta, \tag{4}$$

$$H = h(x) =$$

$$\begin{bmatrix} g(w_1x_1 + b_1) & \dots & g(w_kx_1 + b_k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1x_N + b_1) & \dots & g(w_kx_N + b_k) \end{bmatrix}_{N \times k}, \tag{5}$$

$$\beta = H^+T, \tag{6}$$

$$H^+ = H^T(HH^T)^{-1}. \tag{7}$$

其中: H 为隐含层矩阵, H^+ 为 H 的广义逆矩阵, k 为隐含层神经元数目, $g(\cdot)$ 为激活函数, β 为隐含层神经元与输出层神经元的连接权值, w_k 为输入层神经元与隐含层神经元的权向量, b_k 为隐含层神经元的偏置。虽然ELM提升了传统神经网络的学习速度和泛化性能,但上式中的输入权值和隐含层节点数目难以确定,且可能出现过拟合的现象。KELM通过引入核函数,用核映射代替ELM中的随机映射。同时,在对 β 的求解中添加正则化参数 C ,提高了模型的稳定性和泛化能力。KELM的输出可表示为

$$\Omega_{KELM(i,j)} = k(x_i, x_j), \tag{8}$$

$$\Omega_{KELM} = h(x)H^T \triangleq K(x_i, x_j), \tag{9}$$

$$f_{KELM}(x) = h(x)H^T \left(\frac{I}{C} + HH^T \right)^{-1} T = \begin{bmatrix} k(x, x_1) \\ \vdots \\ k(x, x_N) \end{bmatrix}^T \left(\frac{I}{C} + \Omega_{KELM} \right)^{-1} T. \tag{10}$$

其中: $K(x_i, x_j)$ 为核矩阵, $k(x_i, x_j)$ 为核函数,设定为RBF核; H 为隐含层输出矩阵; I 为单位矩阵; C 为正则化系数。KELM的模型结构如图5所示。

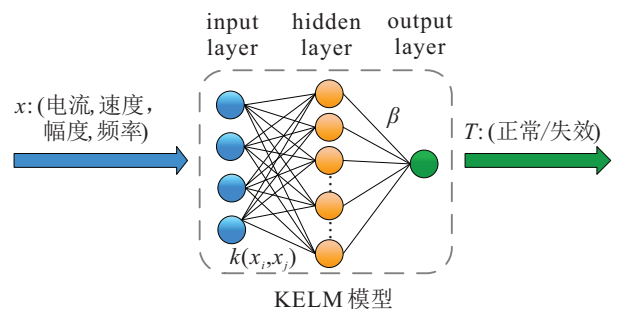


图5 KELM模型结构

3 改进麻雀算法的KELM参数优化

KELM模型中的正则化系数 C 和核参数 σ 对分类精度和泛化能力的影响较大。其中: C 过大或 σ 过小,模型精度高,但容易过拟合; C 过小或 σ 过大,模型泛化能力强,但容易欠拟合。因此,可以通过改进麻雀算法对KELM模型的参数进行寻优,提高模型分类效果。

3.1 基本麻雀算法

发现者为整个种群寻找食物并为加入者提供搜索方向,其位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j} \exp\left(-\frac{t}{\alpha t_{\max}}\right), & R_2 < ST; \\ X_{i,j} + Q, & R_2 \geq ST. \end{cases} \quad (11)$$

其中: $\alpha \in (0, 1]$ 为随机数, $R_2 \in [0, 1]$ 为预警值, $ST \in [0.5, 1]$ 为安全值. 加入者在拥有较好食物源的发现者周围进行觅食,其位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{N}{2}; \\ x_p^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq \frac{N}{2}. \end{cases} \quad (12)$$

其中: x_p^{t+1} 为生产者在当前迭代过程中的最佳位置; X_{worst}^t 为目前种群最差位置; A 是大小为 $1 \times d$ 的矩阵, 每个元素赋值1或-1; $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$.

警戒者在生产者和跟随者中随机产生,其位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & f_i > f_b; \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}\right), & f_i = f_b. \end{cases} \quad (13)$$

其中: X_{best}^t 为目前种群的全局最佳位置, β 是服从均值为0、方差为1的正态分布随机数, $K \in [-1, 1]$, f_b 、 f_w 分别为当前种群中全局最优和最差适合度值.

3.2 改进麻雀算法

3.2.1 混沌镜向初始化策略

基本麻雀算法中, 初始种群通过随机的方式产生, 这种做法难以得到分布均匀的种群. 因此, 本文引入遍历性更好的无限折叠混沌映射(ICMIC), 使种群在解空间中的分布更加均匀^[14], 提高种群的多样性, 同时, 将生成的混沌种群记为 P . 具体公式如下:

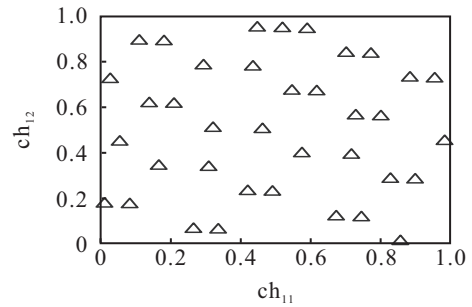
$$\text{ch}_1 = [\text{ch}_{11}, \text{ch}_{12}, \dots, \text{ch}_{1d}]; \quad (14)$$

$$\text{ch}_{i+1} = \sin\left(\frac{b\pi}{\text{ch}_i}\right), \quad i = 1, 2, \dots, N - 1; \quad (15)$$

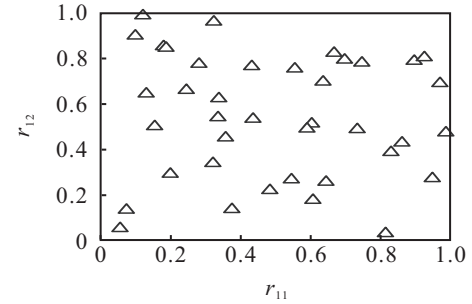
$$x_{i,j} = x_{L,j} + \text{ch}_{i+1,j}(x_{U,j} - x_{L,j}). \quad (16)$$

其中: $\alpha \in [1, \infty)$, $\text{ch}_i \in (0, 1)$. 首先在(0,1)之间随机生成一个 d 维初始向量 ch_1 , 然后利用式(15)对该向量的每一维进行混沌映射生成 $N - 1$ 个混沌序列, 最后通过式(16)将混沌序列 ch_n 中各分量 $\text{ch}_{i+1,j}$ 映射到麻雀个体上. 混沌序列 ch_1 ($\text{ch}_1 = [\text{ch}_{11}, \text{ch}_{12}]$) 和随机序列 r_1 ($r_1 = [r_{11}, r_{12}]$) 的种群分布如图6所示.

为验证混沌分布较随机分布具有更好的均匀性,



(a) 混沌序列



(b) 随机序列

图6 种群分布

分别选取图6中两种分布下的坐标点, 并计算每个点与其余点间的欧氏距离, 取最小距离作为该点的距离值, 故每个图中40个点分别对应40个距离值, 找出所有距离值中的最大值和最小值, 并计算所有距离值的平均差和方差, 计算结果如表1所示.

表1 随机分布与混沌分布结果对比

	最大值	最小值	平均值	方差
随机分布	0.2549	0.0102	0.0838	0.0502
混沌分布	0.1544	0.0709	0.0765	0.0210

通过分析表1中数据可知, 混沌分布中的数据相对其平均值的波动程度较随机分布小, 方差较随机分布小, 所以生成的混沌种群更均匀稳定, 种群多样性更好.

为增强对优质解的搜索, 改善初始种群的质量, 对上述混沌种群 P 进行镜像学习^[15], 生成混沌镜像种群 Q . 公式如下:

$$x'_j = \frac{(x_{U,j} + x_{L,j})}{2} + \frac{(x_{U,j} + x_{L,j})}{2n} - \frac{x_j}{n}, \quad (17)$$

基中 n 为缩放因子, 用于动态选择个体. 最后依据适应度排序, 从 P 和 Q 中选取前 N 个优良个体作为初始种群.

3.2.2 自适应旋转搜索策略

基本麻雀算法中, 加入者的位置大部分向每代最优值或原点进行更新, 弱化了全局开发能力, 导致算法易陷入局部极值. 为解决此问题, 本文受飞蛾火焰算法^[16]中飞蛾螺旋式运动搜索火焰的启发, 引入自适应旋转搜索策略, 使加入者采用螺旋式运动在最优

值附近进行搜索. 飞蛾火焰搜索的数学模型如下:

$$M_{i+1} = D_{i,j} \cdot e^{kt} \cdot \cos(2\pi t) + F_j, \quad (18)$$

其中: $t \in [-1, 1]$, F_j 为第 j 个火焰, M_i 为第 i 个飞蛾, $D_{i,j} = |F_{i,j} - M_i|$ 表示飞蛾到火焰的距离, k 为螺旋形状常数. 改进后的加入者位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^t}{i^2}\right) \cdot e^{kt} \cdot \cos(2\pi t), & i > \frac{N}{2}; \\ X_P^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_P^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L \cdot e^{kt} \cdot \cos(2\pi t), & i \leq \frac{N}{2}. \end{cases} \quad (19)$$

将式(19)中的 k 值设定为随迭代次数变化的参数, 通过不断调整 k 值改变螺旋形状, 从而改变搜索区域, 其表达式为

$$k = e^{5 \cdot \sin\left(\frac{\pi}{2} \cdot \left(1 - \left(\frac{t}{t_{\max}}\right)\right)\right)}. \quad (20)$$

由式(20)可知, 迭代初期时加入者以较大范围进行全局搜索, 后期则在小范围内逼近最优解. 这样有利于增强对全局的搜索, 提高寻优精度.

3.2.3 柯西交叉变异策略

基本麻雀算法在迭代后期, 种群大部分围绕在最优值附近进行搜索, 最优值的停滞将使算法发生早期收敛. 为解决这一问题, 本文引入交叉算子, 将最优位置个体与任一个体进行交叉变异, 选取变异前后适应度最好的个体位置作为下一代最优值. 传统的 SBX^[17] 交叉算子可使子代在优秀父代周围进行小范围搜索, 为了扩宽搜索范围, 文献[18]将正态分布引入交叉操作 SBX 中. 本文借鉴上述思想, 将具有更强全局搜索能力的柯西分布融入到交叉算子中, 形成柯西交叉算子(CBX), 公式推导如下.

SBX 交叉算子通过在每个目标维度上对两个父代 x_1 和 x_2 进行交叉产生子代 \tilde{x}_1 和 \tilde{x}_2 , 即

$$\begin{cases} \tilde{x}_1 = \frac{(1+\delta)x_1 + (1-\delta)x_2}{2}, \\ \tilde{x}_2 = \frac{(1-\delta)x_1 + (1+\delta)x_2}{2}. \end{cases} \quad (21)$$

其中 δ 为随机变量, 可表述为

$$\delta = \begin{cases} (2u)^{\frac{1}{\eta+1}}, & u \leq 0.5; \\ (2(1-u))^{-\frac{1}{\eta+1}}, & u > 0.5. \end{cases} \quad (22)$$

η 是交叉参数, u 是 (0,1) 之间的随机数.

对式(21)的形式进行变换, 有

$$\tilde{x}_{1/2} = \frac{x_1 + x_2}{2} \pm \delta \cdot \frac{x_1 - x_2}{2}, \quad (23)$$

其中 $\tilde{x}_{1/2}$ 表示产生的两个子代个体. 结合柯西变异产生公式

$$x' = x + C(0, 1) \cdot \lambda. \quad (24)$$

其中: x 为当前位置, λ 为搜索步长, $C(0, 1)$ 为柯西分布随机变量. 对照式(23)与(24), 若将式(23)的第1项 $(x_1 + x_2)/2$, 即两个父代的中点, 视为当前位置, $(x_1 - x_2)/2$ 视为搜索步长, 则式(23)与(24)相似. 因此, 可以将柯西分布融入交叉操作, 得到下式:

$$\tilde{x}_{1/2} = \frac{x_1 + x_2}{2} \pm \beta \cdot |C(0, 1)| \cdot \frac{x_1 - x_2}{2}, \quad (25)$$

其中 β 表示搜索步长 λ 与 $(x_1 - x_2)/2$ 的比值. 与式(23)相比, 相当于用 $\beta \cdot C(0, 1)$ 替换了 δ .

由式(22)可以看出 SBX 算子中 $\delta > 1, 0 < \delta \leq 1$ 的概率均为 0.5, 即子代在父代区间外探索与在父代区间内开发的概率相等. 为了使 CBX 算子也满足此搜索策略, 则需 $\beta \cdot C(0, 1)$ 满足

$$P[\beta \cdot |C(0, 1)| \leq 1] = \frac{1}{2}. \quad (26)$$

结合标准柯西概率密度函数, 由下式求 β 值:

$$P = \int_{-1/\beta}^{1/\beta} \frac{1}{\pi(1+x^2)} dx = \frac{1}{2}, \quad (27)$$

解得 $\beta = 1$. 代入式(25)后可得

$$\tilde{x}_{1/2} = \frac{x_1 + x_2}{2} \pm C(0, 1) \cdot \frac{x_1 - x_2}{2}. \quad (28)$$

综上推导, 得出了本文提出的柯西交叉算子计算公式. 产生交叉变异的概率可根据迭代次数与适应度值进行调整, 公式如下:

$$P = \frac{f(x_{\text{best}}) - f(\bar{x})}{f(\bar{x})} e^{1-t/t_{\max}}. \quad (29)$$

其中: $f(\bar{x})$ 为种群在维度 j 上的平均适应度值, $f(x_{\text{best}})$ 为最优个体的适应度值. 随着迭代次数的增加, 适应度平均值越接近最优个体, 变异概率越小, 反之越大. 这种方法有利于跳出局部最优, 同时平衡全局和局部的搜索能力.

3.3 改进麻雀算法(ISSA)的性能评估

为验证 ISSA 算法的优越性, 选取单峰函数 F_1 、 F_2 和多峰函数 F_3 、 F_4 , 分别测试算法的收敛速度和跳出局部最优值的能力. 各测试函数如表 2 所示.

表 2 测试函数

函数	维度	搜索范围	最小值
F_1 (Zakharov)	30	[-5, 10]	0
F_2 (Bent Cigar)	30	[-10, 10]	0
F_3 (Girewank)	30	[-600, 600]	0
F_4 (Schwefel 2.26)	30	[-500, 500]	-12 569.5

3.3.1 ISSA 与其他智能算法的比较

本文选取麻雀算法(SSA)、粒子群算法(PSO)、人工萤火虫算法(GSO)^[19]、磷虾算法(KH)^[20]与改进麻雀算法(ISSA)进行测试函数寻优对比, 种群规模设置为 50, 最大迭代次数为 200. 为了降低随机误差对结

果的影响,对 4 个测试函数分别进行 30 次独立实验,表 3 为实验得到的结果。

表 3 不同智能算法寻优结果

函数	算法	最优值	平均值	标准差
F_1	ISSA	0.00e+00	1.77e-166	3.39e-165
	SSA	0.00e+00	5.63e-11	1.78e-10
	PSO	3.12e-01	1.41e+01	1.86e+01
	GSO	5.24e+03	6.97e+03	8.49e+02
	KH	2.49e-12	3.21e-11	1.63e-11
F_2	ISSA	0.00e+00	3.74e-153	6.62e-153
	SSA	0.00e+00	3.23e-05	5.04e-12
	PSO	1.64e+05	3.16e+05	7.18e+05
	GSO	3.14e+00	4.14e+00	1.06e+00
	KH	2.51e-08	2.40e-07	1.14e-07
F_3	ISSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
	SSA	0.00e+00	2.58e-10	7.81e-10
	PSO	6.96e-01	8.53e-01	6.56e-02
	GSO	2.37e+00	2.78e+00	1.92e-01
	KH	3.78e-13	3.92e-03	8.38e-03
F_4	ISSA	-1.26e+04	-1.15e+04	2.13e+02
	SSA	-1.09e+04	-9.82e+03	2.06e+03
	PSO	-6.68e+03	-5.89e+03	6.56e+02
	GSO	-3.92e+03	-2.76e+03	5.03e+02
	KH	-5.56e+03	-4.68e+03	1.18e+03

由表 3 分析可知,在相同测试条件下,ISSA 算法对 4 组测试函数的测试结果明显优于其他 4 种算法。对于单峰函数 F_1 和 F_2 ,SSA 算法和 ISSA 算法均能收敛到理论最优值,但在平均值和标准差的计算上,ISSA 具有比 SSA 小几十个数量级的平均值和标准差,且寻优效果明显超过 PSO 算法、GSO 算法和 KH 算法;对于多峰函数 F_3 ,ISSA 能收敛到最优值且在平均值和标准差的计算上均达到最优;对于多峰函数 F_4 ,ISSA 在寻优精度以及平均值和标准差的计算上略优于其他算法。综上,ISSA 相比其他算法更接近理论最优值,表明 ISSA 具有更强的全局开发和局部搜索能力,在平均值和标准差的计算上均小于其他算法,表明改进算法的有效性和稳定性。

为了更直观地观察各个算法的收敛速度和跳出局部最优值的能力,分别选取测试函数 F_1 、 F_2 、 F_3 、 F_4 在每次独立实验过程中测试结果与平均值相近的一次,绘制收敛曲线,如图 7~图 10 所示。

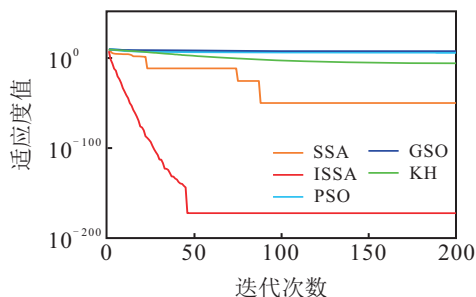


图 7 函数 F_1 收敛曲线

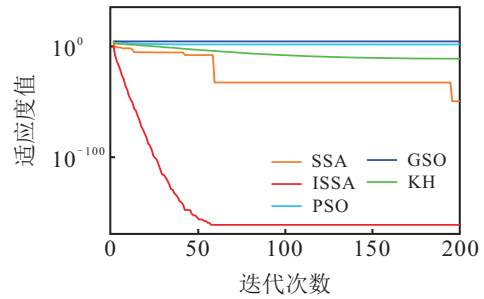


图 8 函数 F_2 收敛曲线

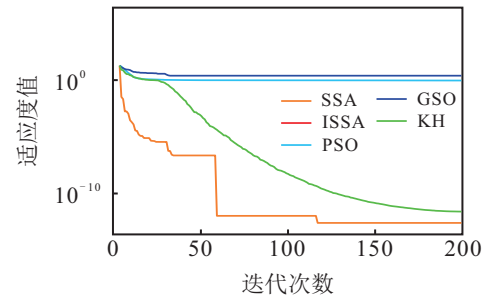


图 9 函数 F_3 收敛曲线

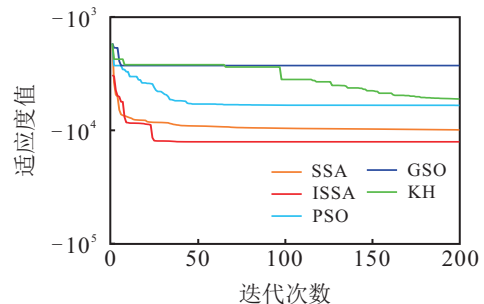


图 10 函数 F_4 收敛曲线

由图 7~图 10 可以看出:在 5 种算法均达到相同收敛精度时,ISSA 所需的迭代次数最少,表明混沌镜像初始化可以有效提高初始种群中优质解的比例,引导种群快速向最优位置靠拢,提高算法的收敛速度;随着迭代进行,PSO 算法、GSO 算法和 KH 算法的收敛曲线变化相对平稳,SSA 算法收敛曲线先小幅度阶梯式下降后趋于稳定,但收敛精度均较低;ISSA 收敛曲线先大幅度下降后趋于稳定,收敛精度高于其他算法,表明通过柯西交叉变异策略对最优位置进行不断调整,有利于算法跳出局部最优值,进行更全面的开发,且加入者进行自适应旋转搜索有利于加强迭代后期的局部寻优能力,提高收敛精度。综上,ISSA 算法相比于 SSA 算法、PSO 算法、GSO 算法和 KH 算法,具有更好的收敛速度、收敛精度和稳定性。

3.3.2 ISSA 与其他改进 SSA 算法的比较

为进一步验证改进算法的优越性,分别用混合量子麻雀算法(QSSA)^[9]、混沌麻雀算法(CSSA)^[10]、融合柯西变异与反向学习的麻雀算法(ISSA1)^[11]与本文改进麻雀算法(ISSA)进行寻优对比,种群规模设置

为50,最大迭代次数为100,寻优结果见表4.

表4 不同改进SSA算法寻优结果

函数	算法	最优值	平均值	标准差
F_1	ISSA	0.00e+00	1.77e-82	3.39e-81
	QSSA ^[9]	0.00e+00	4.55e-44	9.65e-43
	CSSA ^[10]	0.00e+00	3.47e-35	6.28e-34
	ISSA1 ^[11]	7.38e-41	3.17e-20	9.31e-20
F_2	ISSA	0.00e+00	1.74e-45	1.66e-45
	QSSA ^[9]	0.00e+00	8.08e-35	4.33e-34
	CSSA ^[10]	0.00e+00	4.03e-18	3.12e-18
	ISSA1 ^[11]	4.32e-20	6.60e-10	2.36e-09
F_3	ISSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
	QSSA ^[9]	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
	CSSA ^[10]	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
	ISSA1 ^[11]	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
F_4	ISSA	-1.26e+04	-1.06e+04	9.22e+02
	QSSA ^[9]	-1.21e+04	-9.04e+03	8.46e+02
	CSSA ^[10]	-1.01e+04	-9.64e+03	1.22e+03
	ISSA1 ^[11]	-9.82e+03	-5.43e+03	1.74e+03

由表4可知:对于单峰函数 F_1 和 F_2 ,ISSA、QSSA和CSSA均能寻找到理论最优解,但ISSA具备更小的平均值和标准差,表现出更好的收敛效果和稳定性;对于多峰函数 F_3 ,4种算法均达到3个指标的最优值,说明SSA算法自身具有较强的全局寻优能力;对于多峰函数 F_4 ,4种算法的寻优结果相差不大,但ISSA更接近理论最优值.

4 基于ADASYN平衡数据的ISSA-KELM滑动电接触失效诊断

4.1 ADASYN平衡化数据

ADASYN是一种用于不平衡学习的自适应综合过采样算法.对于每个少数类样本 x_m ,可以根据 n 维空间中的欧氏距离找到 K 近邻中所包含多数类样本数量,根据多数类的占比确定需要合成的样本数量,减少类不平衡带来的诊断偏差.与过采样方法中的随机过采样SMOTE相比,ADASYN能考虑到少数类周边样本的分布情况,并自动进行样本合成,增加了边界处样本的数量,为分类提供更充足的信息.由于原始实验数据中运行正常的数据占比较大,模型更倾向于将运行状态误诊为正常,降低了模型的正确率.因此,利用ADASYN平衡化训练集数据,并将每类样本的训练集与测试集的比例设为3:1,处理前后的样本分布如表5所示.

表5 训练样本与测试样本分布

	运行状态	训练集	测试集	总数
原始数据	正常	33	11	64
	失效	15	5	
平衡数据	正常	33	11	80
	失效	31	5	

4.2 基于ISSA优化KELM参数

基于ADASYN平衡数据集的ISSA-KELM故障诊断步骤如下.

step 1: 用生成的平衡训练集构建KELM模型.

step 2: 设置初始种群数目 $N = 50$,最大迭代次数为100,发现者数目为 $0.7N$,加入者为 $0.3N$,警戒者为 $0.2N$,安全值 $ST = 0.6$.

step 3: 依据混沌镜向初始化策略初始化麻雀种群,每个麻雀个体的位置代表参数 C 和 σ .

step 4: 将KELM分类模型的正确率作为麻雀的适应度值,即

$$f(x) = 1 - \frac{m}{m_t} \tag{30}$$

其中: m_t 为正确分类样本数, m 为测试集样本总数.依据适应度值找出最优位置和最差位置.

step 5: 依据式(11)对发现者位置进行更新.

step 6: 依据式(19)和(20)对加入者位置进行更新.

step 7: 依据式(13)对警戒者位置进行更新.

step 8: 依据式(29)的变异概率,对每代产生的最优解通过柯西交叉变异策略进行位置更新.

step 9: 若 $t \leq t_{max}$,则重复执行step 4~step 8;若 $t > t_{max}$,则迭代终止.

step 10: 输出最优麻雀位置对应的参数 C 和 σ ,得到优化后的ISSA-KELM模型.

step 11: 对给定工况下的运行状态做出有效判断.

上述诊断流程如图11所示.

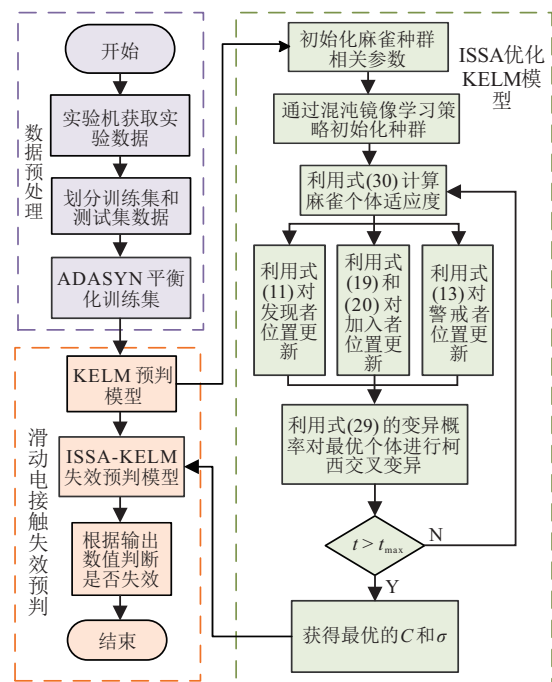


图11 基于ISSA-KELM的失效诊断流程

4.3 实验结果与分析

为验证本文所提出模型的有效性,用支持向量机(support vector machine, SVM)、长短期记忆神经网络(long-short term memory, LSTM)、KELM、SSA-KELM和ISSA-KELM进行诊断对比,表6为不同模型在原始数据和平衡数据下的诊断结果.

表6 各诊断模型准确率对比 %

诊断模型	运行正常	运行失效	平均准确率
ISSA-KELM	90.90	80	85.45
SSA-KELM	90.90	80	85.45
原始数据			
KELM	81.80	80	80.90
LSTM	90.90	60	75.45
SVM	81.80	80	80.90
ISSA-KELM	90.90	100	95.45
SSA-KELM	100	80	90.00
平衡数据			
KELM	100	80	90.00
LSTM	90.90	80	85.45
SVM	100	80	90.00

由表6可知:原始数据下,LSTM对少数类的诊断能力较弱,SVM、KELM和经算法优化的KELM模型诊断效果相对较好,但平均准确率不高;平衡数据下,模型对少数类样本的诊断能力有所提升,其中ISSA-KELM的准确率可达95.45%.与原始数据下的SSA-KELM、KELM、LSTM、SVM模型相比,准确率分别提升了10%、14.55%、20%和14.55%,验证了平衡训练集的有效性;同时,相比于平衡数据下的SSA-KELM模型,准确率提升了5.45%,进一步表明了改进算法的优越性.

5 结论

1)弓网滑动电接触下载流稳定系数和离线率随滑动速度和压力波动幅度的增加而增大,随压力波动频率增加而减小,接触电流对载流稳定系数和离线率的影响较小.

2)将混沌镜向初始化策略、柯西交叉变异策略和自适应旋转搜索策略用于提升麻雀算法的综合寻优能力,得到了一种改进的麻雀算法,并通过实验验证了改进麻雀算法的优越性.

3)平衡训练集后,经ISSA优化的KELM模型对滑动电接触失效诊断准确率可达95.45%,从而验证了本文所提出模型的有效性.

参考文献(References)

[1] 李文华,李爽,卢文将,等.铁路继电器触点表面形貌及失效机理分析[J].表面技术,2018,47(8):236-243.
(Li W H, Li S, Lu W J, et al. Analysis of surface

morphology and failure mechanism of railway relay contacts[J]. Surface Technology, 2018, 47(8): 236-243.)

[2] 孙永奎,张玉琢,徐超凡,等.安全型继电器失效机理判别与寿命预测[J].交通运输工程学报,2018,18(3):138-147.
(Sun Y K, Zhang Y Z, Xu C F, et al. Failure mechanisms discrimination and life prediction of safety relay[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2018, 18(3): 138-147.)

[3] Zitouni A. Reliability assessment of power transformer differential relays using root cause analysis of error trips[C]. International Conference on Electrical Engineering (ICEE). Turkey, 2020: 1-5.

[4] Kuźnar M, Lorenc A, Kaczor G. Failure of pantograph sliding bar—Reliability evaluation and impairment method based on decision tree model[J]. Material, 2021, 14(19): 43-57.

[5] 张继华,张海洲,陈忠华,等.波动载荷作用下弓网滑动电接触接触失效研究[J].电工电能新技术,2019,38(10):53-60.
(Zhang J H, Zhang H Z, Chen Z H, et al. Study on contact failure of pantograph's sliding electrical contact under fluctuant loading[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2019, 38(10): 53-60.)

[6] Huang G B, Zhou H M, Ding X J, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B, 2012, 42(2): 513-529.

[7] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.

[8] He H B, Bai Y, Garcia E A, et al. ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning[C]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Hong Kong, 2008: 1322-1328.

[9] 何国松,董泽,孙明.基于混合量子麻雀算法的过热汽温模型参数辨识[J].华北电力大学学报:自然科学版,DOI:13.1212.TM.20210806.1032.002.
(He G S, Dong Z, Sun M. Parameter identification of superheated steam temperature model based on hybrid quantum sparrow algorithm[J]. Journal of North China Electric Power University: Natural Science Edition, DOI: 13.1212.TM. 20210806.1032.002.)

[10] 吕鑫,慕晓冬,张钧.基于改进麻雀搜索算法的多阈值图像分割[J].系统工程与电子技术,2021,43(2):318-327.
(Lv X, Mu X D, Zhang J. Multi-threshold image segmentation based on improved sparrow search algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(2): 318-327.)

- [11] 毛清华, 张强. 融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(6): 1155-1164. (Mao Q H, Zhang Q. Improved sparrow algorithm combining cauchy mutation and opposition-based learning[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(6): 1155-1164.)
- [12] 陈忠华, 康立乾, 石英龙, 等. 弓网滑动电接触电流稳定性研究[J]. 电工技术学报, 2013, 28(10): 127-133. (Chen Z H, Kang L Q, Shi Y L, et al. Study of current stability in pantograph-catenary sliding electric contact[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(10): 127-133.)
- [13] 陈绚, 吴柏秋. 高速受流质量标准的探讨[J]. 机车电传动, 2000(1): 40-43. (Chen X, Wu B Q. Discussion on high-speed current receiving quality standards[J]. Electric Drive for Locomotive, 2000(1): 40-43.)
- [14] Arora S, Anand P. Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(8): 4385-4405.
- [15] 张达敏, 徐航, 王依柔, 等. 嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1173-1180. (Zhang D M, Xu H, Wang Y R, et al. Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and onedimensional oppositional learning based small hole imaging[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1173-1180.)
- [16] 刘小龙. 基于统计指导的飞蛾扑火算法求解大规模优化问题[J]. 控制与决策, 2020, 35(4): 901-908. (Liu X L. Moth-flame algorithm based on statistical guidance for large-scale optimization problems[J]. Control and Decision, 2020, 35(4): 901-908.)
- [17] 胡成玉, 余果, 颜雪松, 等. 基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度[J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 159-165. (Hu C Y, Yu G, Yan X S, et al. Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers[J]. Control and Decision, 2021, 36(1): 159-165.)
- [18] 张敏, 罗文坚, 王煦法. 一种基于正态分布交叉的 ε -MOEA[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 305-314. (Zhang M, Luo W J, Wang X F. A normal distribution crossover for ε -MOEA[J]. Journal of Software, 2009, 20(2): 305-314.)
- [19] 周永权, 黄正新. 求解TSP的人工萤火虫群优化算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(12): 1816-1821. (Zhou Y Q, Huang Z X. Artificial glowworm swarm optimization algorithm for TSP[J]. Control and Decision, 2012, 27(12): 1816-1821.)
- [20] 王秋萍, 丁成, 王晓峰. 一种基于改进KH与KHM聚类的混合数据聚类算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2449-2458. (Wang Q P, Ding C, Wang X F. A hybrid data clustering algorithm based on improved krill herd algorithm and KHM clustering[J]. Control and Decision, 2020, 35(10): 2449-2458.)

作者简介

回立川(1980—),男,副教授,博士,从事电接触理论及其应用、先进控制理论及应用等研究, E-mail: 104675117@qq.com;

丛琳(1998—),女,研究生,从事电接触理论及其应用、先进控制理论及应用等研究, E-mail: c625971762@163.com.