

DOI:10.11918/202406001

改进 SABO-BP 接触网复合绝缘子污闪电压预测模型

王思华, 马圣易

(兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 兰州 730070)

摘要: 为快速、准确预测接触网复合绝缘子临界污闪电压, 减少人工污秽试验工作量, 提出了一种复合绝缘子污秽闪络电压预测模型。首先, 利用黄金正弦 (golden sine algorithm, GSA) 与分段线性混沌映射 (piecewise linear chaotic map, PWLCM) 改进的减法平均优化器 (subtraction average based optimizer, SABO) 算法增强反向传播 (back propagation, BP) 神经网络的性能; 其次, 利用人工污秽试验获取 10 种不同复合绝缘子的闪络电压, 收集相关试验参数; 再次, 依据 Obenaus 模型对复合绝缘子污秽闪络表现进行分析, 利用斯皮尔曼 (Spearman) 相关系数法筛选出与复合绝缘子临界污闪电压密切相关的 4 个参数作为预测模型的输入特征量, 以预测复合绝缘子临界污闪电压; 最后, 利用五折交叉验证法对预测模型进行综合评估, 并与常用智能优化算法预测模型的预测结果进行比较。结果表明: GSABO-BP 模型预测复合绝缘子污闪电压平均绝对误差为 1.244 kV, 平均绝对百分比误差为 2.25%, 模型可决系数稳定在 0.98 以上; 与改进前的 SABO-BP 模型相比, 预测值平均误差下降 67.80%。GSABO-BP 模型在复合绝缘子污闪电压预测上具有较高的预测精度, 对电气化铁路供电系统的防污保护工作具有重要意义。

关键词: 接触网; 复合绝缘子; 相关系数法; 污闪试验; 闪络电压预测

中图分类号: TM216

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2025)06-0145-09

Improved SABO-BP model for predicting pollution flashover voltage of catenary composite insulators

WANG Sihua, MA Shengyi

(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: To quickly and accurately predict the critical flashover voltage of composite insulators in catenary systems and reduce the workload of artificial pollution tests, a prediction model for composite insulator pollution flashover voltage is proposed. First, the performance of the back propagation (BP) neural network is enhanced using the subtraction average based optimizer (SABO) algorithm improved by the golden sine algorithm (GSA) and piecewise linear chaotic map (PWLCM). Second, artificial pollution tests are conducted to obtain the flashover voltage of 10 different composite insulators, and relevant test parameters are collected. Third, the Obenaus model is used to analyze the pollution flashover behavior of composite insulators, and the Spearman correlation coefficient method is employed to select 4 parameters closely related to the critical flashover voltage of composite insulators as input features for the prediction model. Finally, the prediction model is comprehensively evaluated using five-fold cross-validation and compared with prediction results from commonly used intelligent optimization algorithms. The results show that the GSABO-BP model predicts the flashover voltage of composite insulators with an average absolute error of 1.244 kV, an average absolute percentage error of 2.25%, and a coefficient of determination consistently above 0.98. Compared to the original SABO-BP model, the average prediction error is reduced by 67.80%. The GSABO-BP model demonstrates high prediction accuracy for the flashover voltage of composite insulators, which is significant for the anti-pollution protection of electrified railway power supply systems.

Keywords: catenary; composite insulator; correlation coefficient method; pollution flashover test; flashover voltage prediction

在现代电气化铁路系统中, 接触网复合绝缘子不仅保证了电力的稳定传输, 也确保了铁路的安全运行, 因此, 接触网复合绝缘子的性能至关重要。复

合绝缘子在污染环境下易发生污闪事故, 影响输电线路的可靠性, 其临界污闪电压是保证输电线路可靠性的关键参数^[1-3], 也是电气化铁路中进行绝缘

收稿日期: 2024-06-01; 录用日期: 2024-07-19; 网络首发日期: 2025-01-03

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.t.20250102.1706.003>

基金项目: 国家自然科学基金(52067013); 中国铁路总公司科技研究开发计划资助项目(2017010-C)

作者简介: 王思华(1968—), 男, 教授, 硕士生导师

通信作者: 王思华, 1399228418@qq.com

配合的重要参数。鉴于人工污秽试验成本高、周期长,亟需开发一种快速、可靠的复合绝缘子污闪电压测定方法。

传统的临界污闪电压预测方法在处理复杂的非线性问题时往往存在局限性。随着人工智能技术的发展,神经网络已被广泛应用于绝缘子相关方向的预测研究中。但现有的模型仍存在一些局限性,如过拟合、收敛速度慢和泛化能力弱等问题,在权值和阈值的初始化以及训练过程中的优化策略方面仍有改进空间^[4]。为了克服这些问题,研究者们提出了多种优化算法,旨在提高神经网络的性能和预测准确性。Ghiasi 等^[5]利用混合有限元法获取绝缘子泄漏电流并利用人工神经网络进行预测;Nguyen 等^[6]、王尧平等^[7]在根据气象特征预测绝缘子泄露电流和盐密时,利用改进的极限学习机(extreme learning machine, ELM)建立预测模型,由于 ELM 在隐藏层权重和偏置方面使用随机值,导致模型结果的不稳定性;刘亚南等^[8]提出一种改进的相关向量机(relevance vector machine, RVM)对绝缘子进行污闪电压预测,但 RVM 的性能在很大程度上依赖于核函数的选择,对于非线性问题,找到合适的核函数并不容易;Du 等^[9]、Zhang 等^[10]利用传统的反向传播(back propagation, BP)神经网络对绝缘子开展预测研究,但由于性能限制, BP 神经网络容易陷入局部最优解,且正则化要求较高,存在过拟合风险。除智能算法外,目前的复合绝缘子污闪预测模型在输入特征量的选取方面多考虑绝缘子外形参数,并未对输入、输出特征量进行相关性分析^[11]。

针对以上预测模型存在的问题,本文对减法平均优化器(subtraction average based optimizer, SABO)算法进行改进,结合 BP 神经网络,选取复合绝缘子与污闪电压相关性较高的参数(绝缘子型号因子、伞间空间深度系数、等值附盐密度与伞间最大伞棱结构系数)作为预测模型输入特征量,建立污闪预测模型;通过交叉验证法、多模型对比验证本文构建的预测模型在预测接触网复合绝缘子污闪电压时的有效性与可靠性。所提预测模型可以提高预测精度,还有助于减少复合绝缘子人工污秽试验的工作量,为提高接触网的运行稳定性提供了新思路。

1 减法平均优化器算法及其改进方案

1.1 减法平均优化器算法

减法平均优化器(SABO)算法是 Trojovský 等^[12]于 2023 年提出的一种新型智能优化算法,其核心思想是利用种群个体的减法平均值更新种群成员在搜索空间中的位置。该方法不仅提升了搜索效

率,还增强了算法在处理复杂优化问题时的稳定性和可靠性^[13],实现了全局与局部搜索的均衡性。SABO 算法通过随机初始化种群并利用搜索代理之间的相互作用寻找最优解。在搜索空间内随机定位个体后,算法会计算所有个体位置的算术平均值,并利用该平均值指导个体进行位置更新。如果新位置的适应度值优于当前适应度值,则接受新位置,否则保持原位置不变。此过程持续进行,直至满足预定的结束条件。

SABO 算法通过群体的集体智慧指导搜索过程,但其性能可能会受到初始种群分布的影响。如果初始种群没有广泛覆盖搜索空间,算法可能无法逃离局部最优解^[14]。此外, SABO 算法在生成新粒子时,仅基于当代所有粒子位置,未考虑当代最优值,易使算法陷入局部最优解。

1.2 融合黄金正弦的减法平均优化器算法

针对 SABO 算法的不足之处,本文采用分段线性混沌映射(piecewise linear chaotic map, PWLCM)初始化与黄金正弦(golden sine algorithm, GSA)优化算法改进迭代更新过程,对 SABO 算法进行优化,即融合 GSA 的减法平均优化器(golden sine subtraction average based optimizer, GSABO)算法,以避免 SABO 算法陷入局部最优解。

1) PWLCM 初始化

SABO 算法采用伪随机初始化生成初始种群,在复杂搜索空间中存在局限性。因此, GSABO 算法利用 PWLCM 生成的混沌序列替换 SABO 算法的伪随机过程,使得 GSABO 算法在做平均差值计算时能够增加粒子多样性,提高全局搜索能力和收敛速度。PWLCM 是一种用于生成混沌序列的方法,具有简单的数学形式、遍历性和随机性^[15]。其表达式为

$$x_{k+1} = \begin{cases} \frac{x_k}{p}, & x_k \in [0, p) \\ \frac{x_k - p}{0.5 - p}, & x_k \in [p, 0.5) \\ \frac{1 - p - x_k}{0.5 - p}, & x_k \in [0.5, 1 - p) \\ \frac{1 - x_k}{p}, & x_k \in [1 - p, 1] \end{cases} \quad (1)$$

式中: p 为控制参数,取 0.4; x 为一个随机数; k 为迭代次数。

PWLCM 将定义域划分为 4 个子区间,并在每个子区间定义相应的表达式。混沌序列的均匀性相比伪随机序列更优,这一特性能有效提升优化算法的运行速度和计算精度。算法的性能在很大程度上依赖于初始种群的空间分布特性,若想获得全局最

优解,降低陷入局部最优的风险,需尽可能使初始样本能够广泛覆盖整个搜索域,展现较高的样本多样性。

2) GSA 算法优化迭代

GSA 算法是一种基于正弦函数的启发式优化算法,即利用数学中的正弦函数进行计算迭代寻优^[16]。在 GSABO 算法中,GSA 算法用于增强 SABO 算法的全局搜索能力和加快收敛速度,其迭代过程与 SABO 类似,但在更新粒子位置方面有所不同。位置更新表达式为

$$X_i^{\text{new}} = X_i |\sin(r_{11})| - r_{12} \sin(r_{12}) |\eta_1 D_i - \eta_2 X_i| \quad (2)$$

式中: X_i^{new} 为第*i*个粒子本次迭代后的新位置; X_i 为第*i*个粒子当前迭代的位置; r_{11} 、 r_{12} 分别为在 $[0, 2\pi]$ 、 $[0, \pi]$ 范围内的随机数; D_i 为第*i*个粒子当前迭代的最优位置; η_1 和 η_2 为黄金分割系数,表达式为

$$\begin{cases} \eta_1 = \alpha(1 - \omega) + \beta\omega \\ \eta_2 = \alpha\omega + \beta(1 - \omega) \end{cases} \quad (3)$$

式中 α 、 β 为黄金分割比率的初始值, α 取 $-\pi$ 、 β 取 π ; ω 为黄金分割比率,取 $(\sqrt{5} - 1)/2$ 。

在优化过程中,为了避免 SABO 算法陷入局部最优解,本算法提出了一种判断机制。如果连续两个迭代中粒子的目标函数值之差小于预设阈值 ξ ,即认为算法可能陷入局部最优。此时,采用 GSA 优化算法更新粒子位置,帮助算法跳出局部最优解。数学表达式为

$$|F(X_i^{\text{new}}) - F(X_i)| < \xi \quad (4)$$

式中 $F(X_i^{\text{new}})$ 、 $F(X_i)$ 分别为 X_i^{new} 与 X_i 的目标函数值。

2 人工污秽试验方案

2.1 试验装置

本试验在人工气雾室内进行,气雾室的尺寸为 $4.8 \text{ m} \times 4.0 \text{ m} \times 2.9 \text{ m}$ 。试验电压由无局部放电工频试验变压器产生,变压器参数为 $2000 \text{ kV} \cdot \text{A}/200 \text{ kV}$,可将工频 380 V 的电源电压按需调压。将接触网复合绝缘子垂直悬挂在人工气雾室内,本试验绝缘子的球头部分通过穿墙套管与试验电源相连,球帽部分接地。所用变压器短路阻抗为 8.26% ,系统总阻抗小于 9.20% 。试验原理见图1。

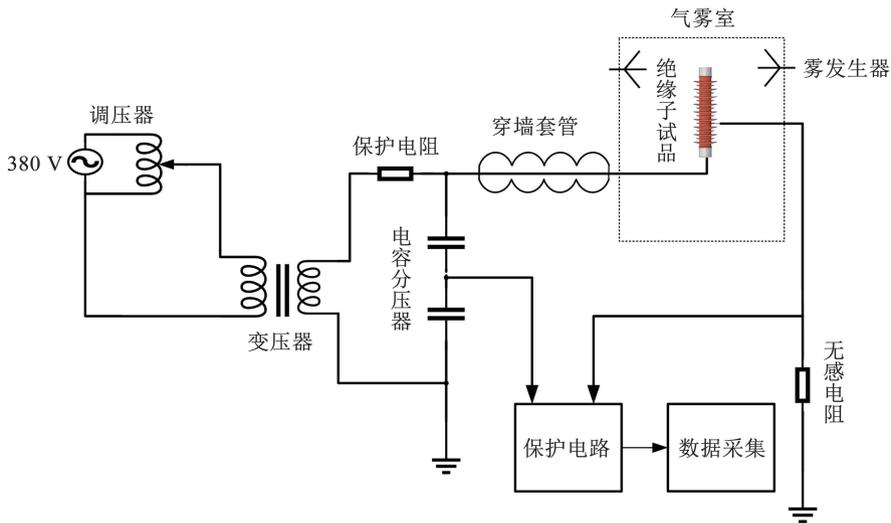


图1 试验原理

Fig. 1 Principle of the test

2.2 试品污染

试验选取东莞高能电器公司生产的10种接触网复合绝缘子,参数见表1。根据DL/T 859—2015《高压交流系统用复合绝缘子人工污秽试验标准》^[17]的要求,采取固体涂层法进行人工污秽试验。

绝缘子自然积污成分中, CaSO_4 与 NaCl 是主要的溶解性物质。由于 CaSO_4 是一种难溶的盐类,在潮湿的绝缘子表面只能部分溶解,其余部分则以不溶性物质的形式存在,起吸水和保持水分的功能。其余几种可溶盐如 MgSO_4 、 KNO_3 等在相同等效盐密度下污闪电压差异不大^[18]。因此,本试验以商用

纯度的 NaCl 作为可溶性污秽成分代表,硅藻土作为不溶性物质的代表。试验中设定的等值附盐密度 $\rho_{(\text{ESDD})}$ 分别为 0.05 、 0.10 、 0.15 、 0.20 、 0.25 mg/cm^2 ,等值附灰密度 $\rho_{(\text{NSDD})}$ 固定为 2.0 mg/cm^2 。根据绝缘子的表面积及预定的盐密度和灰密度,计算出所需的 NaCl 和硅藻土的精确量^[19],准确称量出试验所需的 NaCl (误差控制在 $\pm 1\%$)和硅藻土(误差控制在 $\pm 10\%$)^[20-21]。将 NaCl 和硅藻土混合后,加入电导率低于 0.001 S/m 的去离子水,搅拌以达到均匀混合。使用细小的刷具将此污液平均涂敷于复合绝缘子表层,整个涂布过程在 1 h 内完成。之后,将

绝缘子悬挂静置 24 h,使其在阴凉处完全干燥,以备后续试验。

表 1 绝缘子试品参数

Tab.1 Insulator sample parameters

绝缘子型号	结构高度/ mm	型号因子 f	大/小伞直径/ mm	爬电距离 L/mm
FQB-25/12-Xob	760	0.268 5	192/162	1 600
FQD-25/8-eg	811	0.717 3	145/115	1 600
FQXS-25/125-HH	834	0.717 3	145/115	1 400
FQX-25/120-QH	738	0.717 3	145/115	1 600
FQXS-25/120-QT	799	0.717 3	145/115	1 400
FQD-25/20-EB	800	0.717 3	145/115	1 600
FQX-25/120-QT	778	0.717 3	145/115	1 600
FQD-25/8-cg	769	0.717 3	145/115	1 600
FQXS-25/120-QH	815	0.717 3	145/115	1 400
FQD-25/20-HY	864	0.456 5	90/70	1 600

试验中,受污染的复合绝缘子被竖直悬挂于人工气雾室的上方,人工气雾室的温度控制在 35 ℃ 以下。为维持试品的湿度,使用自动蒸汽发生器以 0.05 ± 0.01 kg/h 的速率产生水蒸气。对试品施加规定的电压,并注入蒸汽。采用恒压升降法测量试品的 50% 污闪电压,仅保留标准偏差在 5% 范围内的数据^[22],计算公式为

$$\left\{ \begin{aligned} U_{50\%} &= \sum_i^{i=N} \frac{U_i}{N} \\ \sigma &= \sqrt{\frac{\sum_i (U_i - U_{50\%})^2}{N-1}} \cdot \frac{100\%}{U_{50\%}} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

式中: $U_{50\%}$ 为受试绝缘子 50% 污闪电压, U_i 为单次试验中施加的电压值, N 为有效试验的总次数, σ 为试验结果相对标准偏差。

试验共得数据 50 组,部分数据见表 2。

表 2 部分试验数据

Tab.2 Partial test data

绝缘子型号	$\rho_{(ESDD)}/$ ($\text{mg} \cdot \text{cm}^{-2}$)	$\rho_{(NSDD)}/$ ($\text{mg} \cdot \text{cm}^{-2}$)	$U_{50\%}/$ kV	$\sigma/$ %
	0.05	2.0	48.1	4.83
	0.10	2.0	44.7	4.12
FQXS-25/125-HH	0.15	2.0	40.5	4.55
	0.20	2.0	36.9	3.80
	0.25	2.0	32.5	4.52
	0.05	2.0	48.5	4.73
	0.10	2.0	43.9	4.85
FQB-25/12-Xob	0.15	2.0	40.7	3.47
	0.20	2.0	33.4	4.56
	0.25	2.0	28.7	3.66
	0.05	2.0	58.9	4.35
	0.10	2.0	55.2	4.29
FQD-25/8-cg	0.15	2.0	50.5	3.13
	0.20	2.0	45.1	3.94
	0.25	2.0	40.5	4.23

3 复合绝缘子临界污闪电压预测模型

3.1 模型输入特征量确定

本文利用 Obenaus 模型对复合绝缘子污秽闪络放电进行定性分析。该模型主要通过通过对绝缘子污闪局部电弧与其余污垢层的串联作用模拟污闪放电,以此量化分析污闪现象的发生过程。复合绝缘子临界污闪电压受绝缘子自身因素影响较大^[23-24],爬电距离 L 与型号因子 f 的差异导致其在污秽条件下的闪络特性表现出显著的不同^[25]。但仅利用型号因子并不能很好地描述复合绝缘子的伞裙结构特征,绝缘子伞间空间深度系数(伞间距/伞伸出) $E_{C/P}$ 和伞间最大伞棱结构系数(伞棱长度/伞间距) $E_{D/C}$ 同样对绝缘性能存在一定影响^[26]。为丰富复合绝缘子外形参数表达,特引入以上两个参数。此外,等值附盐密度 $\rho_{(ESDD)}$ 和灰密度 $\rho_{(NSDD)}$ 也是研究复合绝缘子污闪电压时重要的考量因素^[27]。但由于本文中复合绝缘子污秽试验是在固定灰密下讨论相同污秽程度时各变量对复合绝缘子污闪电压的影响,因此将 $\rho_{(ESDD)}$ 作为模型输入特征量进行考虑。

以往的研究在选择预测输入量时多利用较易测量的绝缘子外形参数,并未对输入特征量与污闪电压进行相关性比较,为提高预测模型的精准度,本文采用斯皮尔曼(Spearman)相关系数法选取预测模型的输入特征量。由于该方法的非参数性和较高的鲁棒性^[28],使其在处理非正态分布的小样本数据集时更加有效。其计算公式为

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (6)$$

式中: d_i 为计算变量与目标变量对应元素的秩次差; n 为样本容量; ρ 为相关系数,取值在 -1 ~ 1 之间,计算值越大表明相关性越强。

利用 Spearman 相关系数法计算绝缘子伞径 D_m 、爬电距离 L 等 6 个变量与绝缘子污闪电压之间的相关系数,结果见表 3。

表 3 各变量 Spearman 相关系数和显著性

Tab.3 Spearman correlation coefficient analysis for each variable

项目	$D_m/$ mm	$L/$ mm	f	$E_{C/P}$	$E_{D/C}$	$\rho_{(ESDD)}/$ ($\text{mg} \cdot \text{cm}^{-2}$)
ρ	0.412 4	0.431 1	0.713 6	0.853 2	0.659 8	-0.783 7
P	0.143	0.034	0	0	0.008	0

注: P 表示显著性。

由表 3 可知: f 、 $E_{C/P}$ 及 $\rho_{(ESDD)}$ 有 $\rho > 0.7$, 且 $P < 0.000 1$, 即在 1% 的水平上显著,说明复合绝缘子污闪电压与这 3 个变量存在强相关; $E_{D/C}$ 的 $\rho = 0.659 8$,

存在中度相关性;而 D_m 、 L 的相关系数较低,认为其与污闪电压低度相关。因此,为保证模型训练精度,将与污闪电压存在显著相关性($\rho > 0.6$)的4个变量(f 、 $E_{C/P}$ 、 $\rho_{(ESDD)}$ 和 $E_{D/C}$)作为模型的输入特征量。

3.2 GSABO 算法优化 BP 神经网络

根据选取的输入特征参数,设置输入神经元个数为4,输出神经元个数为1。GSABO-BP神经网络基本结构见图2。图2中 i 为输入变量, j_n 为隐含层输出, k 为输出变量, w_{ij} 、 v_{jk} 为各层间神经元连接权重。

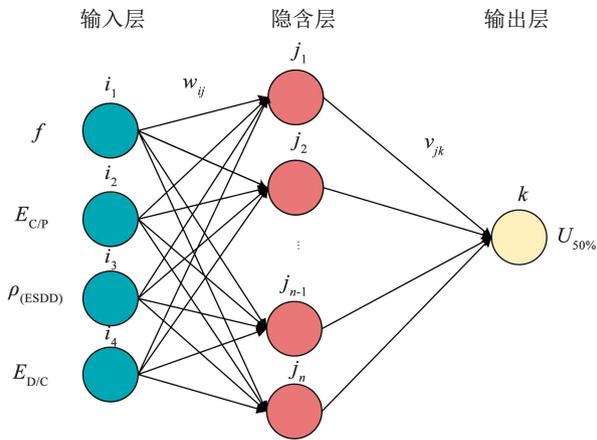


图2 GSABO-BP神经网络基本结构

Fig. 2 Basic structure of GSABO-BP neural network

利用GSABO算法优化和调节BP神经网络参数,具体步骤为:

步骤1 构建BP神经网络,设置输入层和输出层的神经元个数,并利用循环函数确定隐含层中的神经元节点数量。

步骤2 确定SABO的规模和迭代次数,初始化SABO粒子的位置并保存为最优解。利用PWLCM映射初始化粒子位置,并将BP预测值与真实值的平均绝对误差作为目标适应度函数。

步骤3 根据搜索代理在搜索空间中的位移确定更新后的SABO粒子位置。

步骤4 判断算法是否陷入局部最优。若位于新位置的粒子适应度与最优适应度差值小于阈值 ξ ,则证明算法可能陷入局部最优,此时GSA算法介入,进入步骤7;如适应度差值大于阈值条件则进入步骤5。

步骤5 评估是否更新当前的最佳解。若此时粒子所在位置的适应度值优于历史最优适应度值,则将当前位置更新为相应种群粒子新位置,并保存该适应度值为最优适应度值。

步骤6 进行循环迭代,直到满足预置停止条件。

步骤7 利用GSA算法对参数信息进行优化,

将其所得最优适应度值及最优粒子交由SABO,继续执行步骤6。

步骤8 利用GSABO算法优化后获得的初始值设定网络的权重和阈值,开始网络训练。

整体流程见图3。

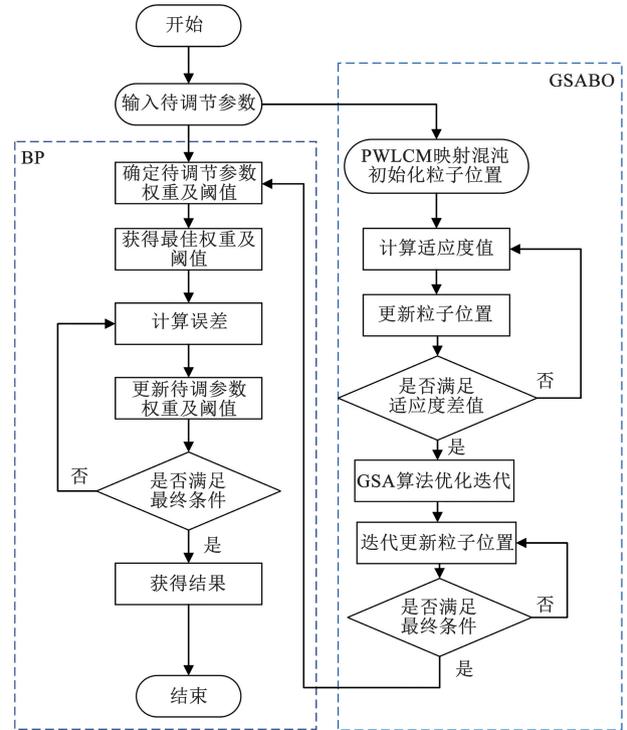


图3 GSABO算法优化BP神经网络流程

Fig. 3 GSABO algorithm optimization process for BP neural network

4 模型预测复合绝缘子临界污闪电压结果分析

4.1 临界污闪电压预测

在构建的BP神经网络中,隐含层神经元采用tansig传递函数,输出层选用purelin激活函数^[29-30]。利用循环函数确定隐含层神经元个数时发现,当隐含层神经元的数量在3~7之间变动时,模型都能够收敛。因此,确定隐含层神经元的数量为6个。

将人工污秽试验获得的50组数据划分为训练集与验证集,其中38组数据用于训练模型,其余数据用于验证训练结果。为对比优化效果,分别利用GSABO和SABO训练BP神经网络,初始种群规模设置为10,最大进化代数数为30。GSABO寻优参数设置见表4。

表4 GSABO算法训练参数及取值

Tab. 4 Training parameters and values of GSABO algorithm

训练次数	学习速率	训练目标最小误差	动量因子	最小性能梯度	最高失败次数
500	0.01	0.000 1	0.01	0.000 001	6

适应度为每一代粒子预测值与真实值差值的绝对值的平均数,即平均绝对误差(mean absolute error, E_{MA})。GSABO-BP 与 SABO-BP 最佳适应度曲线对比见图 4。由图 4 可知:SABO-BP 算法经 5 次迭代达到最优,最佳适应度为 2.841;GSABO-BP 算法经 11 次迭代达到最优,最佳适应度为 1.375;GSABO-BP 适应度函数存在 3 个明显拐点,即经过 GSA 算法优化后使其跳出了局部最优解。

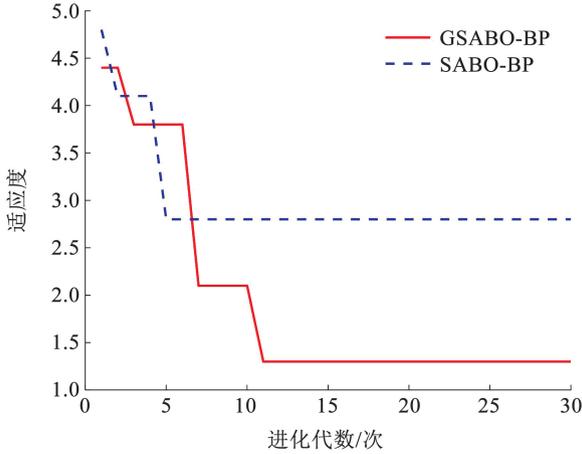


图 4 两种优化算法最佳适应度曲线对比

Fig. 4 Comparison of optimal fitness curves for two optimization algorithms

4.2 预测结果分析

经过 GSABO 与 SABO 优化后的 BP 神经网络对复合绝缘子污闪电压预测结果见图 5。由图 5 可知:SABO-BP 预测结果中,样本平均误差为 3.67 kV,最大电压误差为 4.91 kV;GSABO-BP 预测结果中,模型预测值与真实值间最小误差为 0.21 kV,最大误差为 2.98 kV,分别占试验闪络电压值的 0.71%、3.60%;所有试验样本的平均误差为 1.21 kV,且所有电压误差均未超过 3 kV;GSABO-BP 相对 SABO-BP 预测污闪电压平均误差下降 67.80%,优化后的算法在预测平均误差与极值误差上均有显著提升。

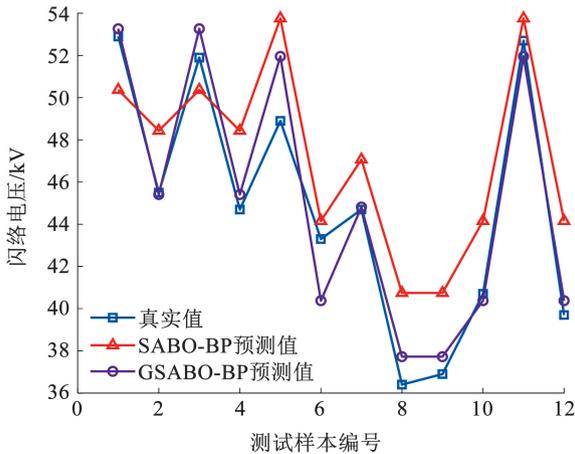


图 5 两种算法对复合绝缘子污闪电压预测结果对比

Fig. 5 Comparison of prediction results for pollution flashover voltage of composite insulators using two algorithms

GSABO-BP 与 SABO-BP 预测污闪电压误差对比见图 6。由图 6 可知:两种优化算法的预测污闪电压误差均在 $-5 \sim 3$ kV 之间;GSABO-BP 预测结果中,有 10 个样本预测误差小于 2 kV,占总样本数 83.33%;在训练集样本数有限的情况下,经过 PWLCM 混沌映射与 GSA 算法优化后的 SABO 算法有着更高的拟合度,预测污闪电压误差均在 3 kV 以内,基本满足了现场工程应用的需要。

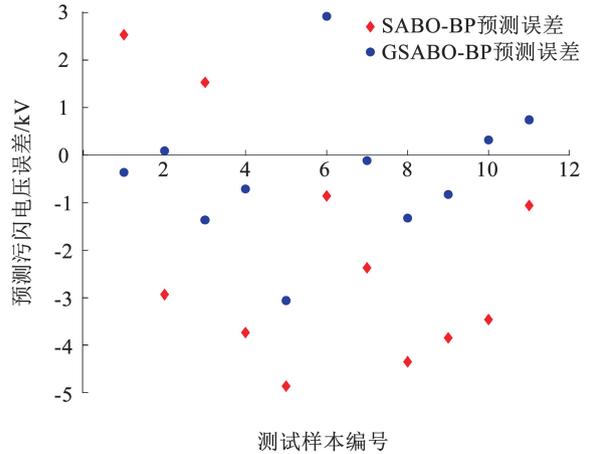


图 6 两种优化算法预测污闪电压误差对比

Fig. 6 Comparison of prediction errors for pollution flashover voltage using two optimization algorithms

4.3 预测模型交叉验证

由于绝缘子污闪试验的复杂性,用于模型训练的试验样本数据有限,因此,单次预测结果可能会受到偶然性的影响,从而缺乏足够的说服力。为了增强预测结果的可靠性,针对 50 组样本数据,采用五折交叉验证方法,引入平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, E_{MAP})评价指标,对 GSABO-BP 模型进行综合评估。通过此方法,每条数据都会作为训练和测试数据被多次利用,可以有效地克服样本量不足可能带来的局限性。

表 5 为 GSABO-BP 模型五折交叉验证结果。由表 5 可知:GSABO-BP 模型预测结果的五折平均 E_{MA} 为 1.184 kV,平均 E_{MAP} 为 2.254%,说明模型在训练集与测试集中均能较稳定且准确地预测污闪电压;模型平均可决系数达到 0.985 6,说明预测值与真实值之间高度的相关性,证明了 GSABO-BP 模型在不同数据子集上均具有较高的拟合能力。

表 5 GSABO-BP 模型五折交叉验证结果

Tab. 5 Five-fold cross-validation results of GSABO-BP model

折数	单折 E_{MA}/kV	单折 $E_{MAP}/\%$	单折 R^2
1	1.282	2.423	0.982 3
2	1.027	1.982	0.985 2
3	1.345	2.623	0.981 7
4	0.981	1.527	0.992 3
5	1.286	2.717	0.986 5

4.4 多预测模型对比

为了验证 GSABO 算法的优化效果,将 GSABO-BP 模型与灰狼优化算法神经网络 (grey wolf optimizer, GWO-BP)、自适应变异麻雀搜索优化算法神经网络 (adaptive mutation sparrow search optimization algorithm, AMSSA-BP)、麻雀搜索算法神经网络 (sparrow search algorithm, SSA-BP) 等常用智能算法在同一试验数据集上各进行 5 次预测,以 E_{MA} 、 R^2 与训练耗时 t 作为评价指标,各模型对比结果见图 7 和表 6。

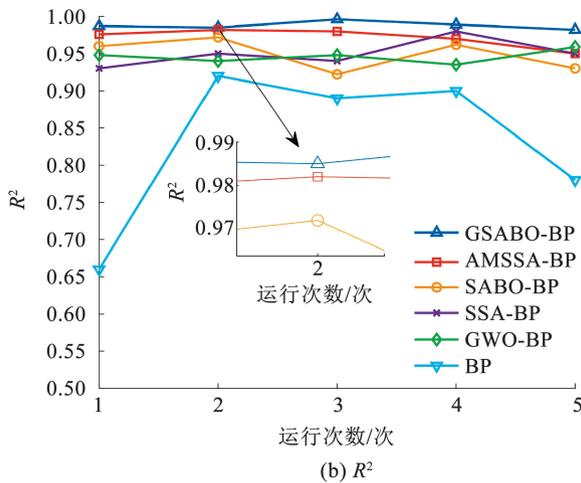
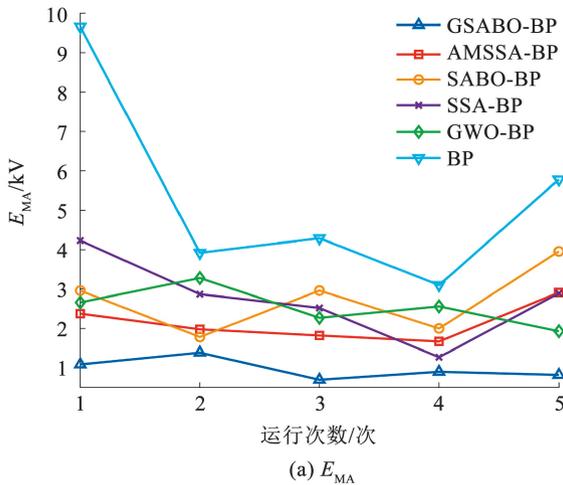


图 7 不同模型 5 次预测性能对比

Fig. 7 Comparison of prediction performance of different models over five trials

表 6 不同模型 5 次平均训练耗时对比

Tab. 6 Comparison of average training time for different models over five trials

智能算法模型	t/s
BP	3.82
GWO-BP	9.98
SSA-BP	8.43
AMSSA-BP	23.72
SABO-BP	10.25
GSABO-BP	17.31

由图 7 和表 6 可知:传统的 BP 神经网络预测模型在 E_{MA} 、 R^2 两项指标中数值波动较大,说明其稳定性较差。通过应用 GWO 或 SSA 等智能算法对 BP 神经网络进行优化,算法的稳定性显著提升,超越了传统 BP 神经网络的性能。在 5 次预测中,GSABO-BP 相较于其他智能优化算法在性能上取得了显著进步,最大 E_{MA} 为 1.279 kV, R^2 稳定在 0.98 以上,在两项评价指标中均最优。AMSSA-BP 作为 SSA-BP 改进算法,相较于 SSA-BP,耗时增加了 15.29 s,而 GSABO-BP 相较于 SABO-BP,耗时仅增加了 7.06 s,5 次平均 E_{MA} 下降了 1.57 kV,以较小的训练耗时取得了更高的预测精度。说明 GSABO-BP 在全局搜索能力和寻优精度方面得到了较大提升,能够准确地定位并拟合目标函数的全局最优解,证明了将 GSA 优化算法、PWLCM 和 SABO 算法结合的合理性,其误差范围可满足实际工程预测需要,具备较好的污闪电压预测能力。

5 结 论

1) 利用人工污秽试验收集复合绝缘子污秽闪络数据,并利用 Spearman 相关系数法对试验所得数据进行验证,得到复合绝缘子型号因子、伞间空间深度系数及等值附盐密度与临界污闪电压存在强相关性。将以上参数作为输入特征量,结合伞间最大伞棱结构系数与临界污闪电压构建复合绝缘子污秽闪络电压预测模型。相较于原始的 SABO-BP 算法,本文改进的预测模型预测绝缘子闪络电压平均误差下降 67.80%。

2) 利用五折交叉验证法对 GSABO-BP 预测模型进行多次验证,得出模型预测平均绝对误差为 1.184 kV,平均可决系数为 0.985 6,平均绝对百分比误差为 2.254%。说明 GSABO-BP 模型在预测接触网复合绝缘子污闪电压时具有较强的稳定性、准确性与鲁棒性。

3) 与多种常用智能优化算法预测模型相比,GSABO-BP 具有更高的预测精度和稳定性。经 PWLCM 与 GSA 算法优化后的 SABO 模型有效地提高了全局搜索能力,避免陷入局部最优,以较低的时间成本获得了较高的预测精度,证明了优化算法结合的合理性与有效性。

参考文献

[1] 廖一帆, 杨宇轩, 张福增, 等. 盐雾条件下加压方法对绝缘子污秽闪络电压的影响[J]. 高压电器, 2018, 54(8): 17
LIAO Yifan, YANG Yuxuan, ZHANG Fuzeng, et al. Effect of different voltage pressure methods on salt spray flashover test of glass insulator[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(8): 17. DOI:10.

- 13296/j.1001-1609.hva.2018.08.003
- [2] 李静, 刘伟. 盐密变化对不同材质绝缘子闪络特性的影响[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(12): 4749
LI Jing, LIU Wei. Effect of salt density change on flashover characteristics of different material insulators[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(12): 4749
- [3] 马政, 李彦哲, 吴有龙, 等. 高电导率盐碱雾条件下 FQBG-25 型染污绝缘子交流污闪特性[J]. 绝缘材料, 2020, 53(5): 93
MA Zheng, LI Yanzhe, WU Youlong, et al. AC pollution flashover characteristics of FQBG-25 polluted insulator under high conductivity of salt-alkali fog[J]. Insulating Materials, 2020, 53(5): 93. DOI: 10.16790/j.cnki.1009-9239.im.2020.05.015
- [4] 王黎明, 李旭, 曹彬, 等. 基于 BP 神经网络的线路绝缘子表面泄漏电流预测[J]. 高压电器, 2020, 56(2): 71
WANG Liming, LI Xu, CAO Bin, et al. Prediction of leakage current on insulator surface of transmission line based on BP neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(2): 71. DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2020.02.011
- [5] GHIASI Z, FAGHIHI F, SHAYEGANI-AKMAL A A. Artificial neural network approach for prediction of leakage current of polymeric insulator under non-uniform fan-shaped contamination[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 209: 107920. DOI:10.1016/j.epsr.2022.107920
- [6] NGUYEN T P, YEH C T, CHO M Y, et al. Convolutional neural network bidirectional long short-term memory to online classify the distribution insulator leakage currents[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 208: 107923. DOI:10.1016/j.epsr.2022.107923
- [7] 王尧平, 李特, 姜凯华, 等. 基于气象特征挖掘与 AdaBoost-MEA-ELM 模型的绝缘子盐密预测[J]. 中国电力, 2023, 56(9): 161
WANG Yaoping, LI Te, JIANG Kaihua, et al. Prediction of insulator ESDD based on meteorological feature mining and AdaBoost-MEA-ELM model[J]. Electric Power, 2023, 56(9): 161. DOI:10.11930/j.issn.1004-9649.202303084
- [8] 刘亚南, 范立新, 徐钢, 等. 基于改进相关向量机绝缘子污闪电压预测研究[J]. 江苏电机工程, 2016, 35(1): 10
LIU Yanan, FAN Lixin, XU Gang, et al. Research on the prediction of insulator pollution flashover voltage based on improved relevance vector machine[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2016, 35(1): 10. DOI:10.19464/j.cnki.cn32-1541/tm.2016.01.003
- [9] DU Yuan, CAO Yahua, FU Yixian, et al. Lifetime prediction of composite insulator based on BP neural network[C]//2023 IEEE 6th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). Hefei: IEEE, 2023: 4063. DOI:10.1109/CIEEC58067.2023.10167095
- [10] ZHANG Linfeng, CHEN Mohan, WU Xifan, et al. Deep neural network for the dielectric response of insulators[J]. Physical Review B, 2020, 102(4): 041121. DOI: 10.1103/PhysRevB.102.041121
- [11] 王思华, 景弘. 一种接触网绝缘子污闪预测方法的研究[J]. 铁道学报, 2018, 40(3): 63
WANG Sihua, JING Hong. Study on method for predicting pollution flashover of insulators in contact network[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(3): 63. DOI:10.3969/j.issn.1001-8360.2018.03.009
- [12] TROJOVSKÝ P, DEHGHANI M. Subtraction-average-based optimizer: a new swarm-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Biomimetics, 2023, 8(2): 149. DOI: 10.3390/biomimetics8020149
- [13] YANG Tongtong, SUN Xingwei, Yang Heran, et al. Integrated thermal error modeling and compensation of machine tool feed system using subtraction-average-based optimizer-based CNN-GRU neural network[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 131(12): 6086. DOI:10.1007/s00170-024-13369-2
- [14] DUAN Xiaomeng, CEN Wei, HE Peidong, et al. Classification algorithm for DC power quality disturbances based on SABO-BP[J]. Energies, 2024, 17(2): 361. DOI:10.3390/en17020361
- [15] 杜云, 周志奇, 贾科进, 等. 混合多项自适应权重的混沌麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(7): 71
DU Yun, ZHOU Zhiqi, JIA Kejin, et al. Chaotic sparrow search algorithm with mixed multinomial adaptive weights[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(7): 71. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2307-0254
- [16] 匡鑫, 阳波, 马华, 等. 多策略改进的蜣螂优化算法[J/OL]. 计算机工程[2024-04-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1289.TP.20240301.1635.007>
KUANG Xin, YANG Bo, MA Hua, et al. Multi-strategy improved dung beetle optimization algorithm[J/OL]. Computer Engineering [2024-04-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1289.TP.20240301.1635.007>
- [17] 高压交流系统用复合绝缘子人工污秽试验: DL/T 859—2015[S]. 北京: 中国电力出版社, 2016
Artificial pollution tests on composite insulators used on high-voltage AC systems: DL/T 859—2015[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2016
- [18] 蒋兴良, 李鑫, 张东东, 等. 可溶性污秽成分对绝缘子交流闪络特性的影响[J]. 高电压技术, 2015, 41(6): 1919
JIANG Xingliang, LI Xin, ZHANG Dongdong, et al. Effect of soluble contamination on the AC flashover performance of insulator[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(6): 1919. DOI:10.13336/j.1003-6520.hve.2015.06.020
- [19] 杨忠毅. 绝缘子表面污秽成分检测方法及其成分对交流污闪特性的影响研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2019
YANG Zhongyi. Detection methods for insulator surface pollution components and the influence of pollution components on AC flashover performance of insulators[D]. Chongqing: Chongqing University, 2019. DOI:10.27670/d.cnki.gcqdu.2019.003459
- [20] 赵云龙, 刘占双, 李岩, 等. 基于 PCA-kmeans 和图谱特征的绝缘子表面污秽程度评估方法[J]. 电瓷避雷器, 2023(5): 193
ZHAO Yunlong, LIU Zhanshuang, LI Yan, et al. Evaluation of insulator surface pollution state based on PCA-kmeans and spectrum features[J]. Insulators and Surge Arresters, 2023(5): 193. DOI: 10.16188/j.isa.1003-8337.2023.05.026
- [21] 高磊, 蔡志远, 马少华, 等. 用盐雾法研究复合绝缘子污闪闪络特性[J]. 高压电器, 2018, 54(10): 122
GAO Lei, CAI Zhiyuan, MA Shaohua, et al. Study on pollution flashover characteristics of composite insulators by salt fog method[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(10): 122. DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2018.10.020
- [22] 蒋兴良, 叶汉欣, 张志劲, 等. 自然污秽成分 NaNO₃ 和 NaCl 对复合绝缘子闪络特性的影响比较[J]. 高电压技术, 2015,

- 41(9): 3030
JIANG Xingliang, YE Hanxin, ZHANG Zhijin, et al. Comparison on influence of natural contaminant NaNO_3 and NaCl on flashover characteristics of composite insulator[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(9): 3030. DOI:10.13336/j.1003-6520.hve.2015.09.028
- [23] 赵云鹏, 胡玉耀, 蒋兴良, 等. 绝缘子不均匀积污成因及其对交流闪络特性的影响[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12): 190
ZHAO Yunpeng, HU Yuyao, JIANG Xingliang, et al. Causes of uneven pollution accumulation on the insulator and its influence on AC flashover characteristics[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(12): 190. DOI:10.13382/j.jemi.B2306695
- [24] SALEM A A, ABD-RAHMAN R, RAHIMAN W, et al. Pollution flashover under different contamination profiles on high voltage insulator; numerical and experiment investigation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 37809. DOI:10.1109/ACCESS.2021.3063201
- [25] 舒立春, 袁前飞, 张志劲, 等. 不同伞形结构复合绝缘子的交流污闪有效爬电距离[J]. 电网技术, 2011, 35(3): 147
SHU Lichun, YUAN Qianfei, ZHANG Zhijin, et al. Utilization coefficient of creepage distance of composite insulators with different umbrella shape configurations in AC pollution flashover process[J]. Power System Technology, 2011, 35(3): 147. DOI:10.13335/j.1000-3673.pst.2011.03.032
- [26] 宋治波, 杨昊, 申巍, 等. 交流电压下伞型结构对染污绝缘子电弧路径及绝缘性能的影响[J/OL]. 电工技术学报[2024-04-20]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.230770>
SONG Zhibo, YANG Hao, SHEN Wei, et al. Influence of umbrella structure on the arc path and insulating properties of contaminated insulators under AC voltage [J/OL]. Transactions of China Electrotechnical Society [2024-04-20]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.230770>
- [27] 蒋兴良, 陈爱军, 张志劲, 等. 盐密和灰密对 110 kV 复合绝缘子闪络电压的影响[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(9): 153
JIANG Xingliang, CHEN Aijun, ZHANG Zhijin, et al. Effect of both salt and non-soluble deposit densities on flashover voltage of 110 kV composite insulator[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(9): 153. DOI:10.13334/j.0258-8013.pcsee.2006.09.028
- [28] 张玉涛, 郭强, 张园勃, 等. 基于相关系数法的煤自燃危险性关联分析及预测[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(1): 127
ZHANG Yutao, GUO Qiang, ZHANG Yuanbo, et al. Correlation analysis and prediction of coal spontaneous combustion risk based on correlation coefficient method [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(1): 127. DOI:10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.01.0774
- [29] 李晓刚, 谢敏, 刘祝鸿, 等. 基于 BP 神经网络模型的复合绝缘子伞裙优化技术[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 101
LI Xiaogang, XIE Min, LIU Zhuhong, et al. Optimization technology of composite insulator shed based on BP neural network model [J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 101. DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2022.11.013
- [30] 崔海, 余鑫磊, 庞继伟, 等. 采用 BP-ANN 和改进 SVR 的进水 BOD 软测量模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022, 54(2): 61
CUI Hai, YU Xinlei, PANG Jiwei, et al. Influent BOD soft sensing models based on BP-ANN and improved SVR [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022, 54(2): 61. DOI:10.11918/202111051

(编辑 李 美)

(上接第 144 页)

- [20] LEI Gang, GUO Y G, ZHU J G, et al. Sequential subspace optimization method for electromagnetic devices design with orthogonal design technique[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2012, 48(2): 479. DOI:10.1109/TMAG.2011.2173921
- [21] QU Baolin, ZHU Hongqing, TIAN Rui, et al. Investigation of the impact of pyrite content on the terahertz dielectric response of coals and rapid recognition with kernel-SVM[J]. Energy, 2023, 285: 129546. DOI:10.1016/j.energy.2023.129546
- [22] SAEIDI E, DEHKORDI A L, NABAVI-PELESARAEI A. Potential for optimization of energy consumption and costs in saffron production in central iran through data envelopment analysis and multi-objective genetic algorithm [J]. Environmental Progress and Sustainable Energy, 2022, 41(5): e13857. DOI:10.1002/ep.13857
- [23] 唐钺杰, 王澄, 郇战, 等. 基于 MIC-SSA-SVM 的时间敏感网络配置可行性检测[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2024, 49(1): 73
Tang Chengjie, WANG Cheng, HUAN Zhan et al. Feasibility detection for time-sensitive network configurations based on MIC-SSA-SVM [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2024, 49(1): 73. DOI:10.16112/j.cnki.53-1223/n.2024.01.332
- [24] LI Meihua, GU Yunlong, GE Shikun, et al. Classification and identification of mixed gases based on the combination of semiconductor sensor array with SSA-BP neural network [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(8): 085110. DOI:10.1088/1361-6501/acd0cb
- [25] SHEIKHI S, KOSTAKOS P. A novel anomaly-based intrusion detection model using PSOGWO-optimized BP neural network and GA-based feature selection [J]. Sensors, 2022, 22(23): 9318. DOI:10.3390/s22239318
- [26] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science and Control Engineering, 2020, 8(1): 22. DOI:10.1080/21642583.2019.1708830
- [27] SHE Chengqi, WANG Zhengpo, SUN Fengchun, et al. Battery aging assessment for real-world electric buses based on incremental capacity analysis and radial basis function neural network [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(5): 3345. DOI:10.1109/TII.2019.2951843

(编辑 李 美)