

改进 BiLSTM 在电力变压器故障诊断中的应用研究

张寿岩^{1,2}, 史卫刚¹, 杨利国¹, 裴跃辉¹, 杨超¹

(1. 河北西柏坡发电有限责任公司, 石家庄 050000; 2. 东南大学 电气工程学院, 南京 210096)

摘要: 针对目前电力变压器故障诊断方法存在的诊断准确率低、特征参数标准不一等问题, 在分析电力变压器故障的基础上, 提出了一种双向短期记忆网络与改进鲸鱼优化算法相结合的电力变压器故障诊断方法。引入混合策略(权重和收敛因子优化、蝙蝠算法和莱维飞行策略)对鲸鱼优化算法进行优化, 并利用优化后的鲸鱼优化算法寻找双向短期记忆网络的最优参数建立电力变压器故障诊断模型。通过算例与常规方法进行对比分析, 验证了该方法的优越性。结果表明, 相比于常规方法, 所提故障诊断方法具有更高的故障诊断准确率和最佳的实际应用效果, 故障诊断准确率分别提高了 10.42% 和 7.85%, 为电力变压器故障诊断提供了一种新的思路。

关键词: 电力变压器; 故障诊断; 双向长短期记忆网络; 鲸鱼优化算法; 混合策略

DOI: 10.19753/j.issn1001-4390.2024.05.022

中图分类号: TM411

文献标识码: B

文章编号: 1001-4390(2024)05-0160-06

Research on the application of improved BiLSTM in power transformer fault diagnosis

ZHANG Shouyan^{1,2}, SHI Weigang¹, YANG Ligu¹, PEI Yuehui¹, YANG Chao¹

(1. Hebei Xibaipo Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050000, China.

2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In response to the problems of low diagnostic accuracy and inconsistent characteristic parameter standards in current power transformer fault diagnosis methods, based on the analysis of power transformer faults, a fault diagnosis method of power transformer based on bidirectional short-term memory (BiLSTM) network and improved whale optimization algorithm is proposed. The hybrid strategy (weight and convergence factor optimization, bat algorithm and Levy flight strategy) is introduced to optimize the whale optimization algorithm, and the optimized whale optimization algorithm is used to find the optimal parameters of the bidirectional short-term memory network to establish the power transformer fault diagnosis model. The superiority of this method is verified through comparative analysis between numerical examples and conventional methods. The results show that compared to conventional methods, the proposed fault diagnosis method has higher fault diagnosis accuracy and the best practical application effect, the fault diagnosis accuracy has been improved by 10.42% and 7.85%, providing a new approach for power transformer fault diagnosis.

Keywords: power transformer, fault diagnosis, bidirectional long short-term memory, whale optimization algorithm, hybrid strategy

0 引 言

随着我国双碳目标的提出, 将加快形成绿色低碳生产生活方式, 也促进智能电网朝着智能和绿色低碳发展^[1]。电力变压器作为电力系统的重要组成部分, 其健康与否直接关系到电网的稳定运行, 一旦发生故障, 不仅影响电网运行, 而且会产生大量经济损失^[2]。对其进行故障诊断, 早发现早维护, 具

有重要的现实意义。

目前, 国内外对变压器故障诊断方法的研究主要集中在支持向量机、神经网络、深度学习等一些智能算法上^[3-7]。在文献[8]中, 提出了一种将贝叶斯网络与黏菌优化算法相结合用于电力变压器故障诊断。结果表明, 所提方法具有较高的故障诊断精度, 训练集和测试集精度分别达到 98.2% 和 97.14%。在文献[9]中, 提出了一种将灰狼算法和最小二乘支持向量机结合用于电力变压器故障诊断。

基金项目: 河北省自然科学基金资助项目(F2021502013)

结果表明,与最小二乘支持向量机和灰狼算法相比,所提方法准确率最优,分别提高 14.0% 和 7.0%。在文献[10]中,提出了一种改进灰狼优化算法与残差神经网络相结合的变压器故障诊断方法。结果表明,所提模型能有效解决变压器数据集不平衡问题,克服了深度学习模型训练不稳定的缺陷。虽然上述方法可以实现电力变压器的故障诊断,但上述方法存在训练时间长和特征提取能力弱等问题,需要进一步提高诊断准确率和运行效率。深度学习方法可以对变压器故障特征进行深度提取,弥补上述方法的不足,但深度学习在变压器故障诊断中的应用较少,文章期望提出一种更加准确和高效的方法。针对油中溶解气体 DGA 数据,双向长短期记忆网络在故障诊断中的准确率、稳定性和适应性都较优,但双向长短期记忆网络的超参数人工确定费时费力^[11]。

在此基础上,提出了一种双向长短期记忆网络(Bi-directional Long Short Term Memory, BiLSTM)与改进鲸鱼优化算法(Improved Whale Optimization Algorithm, IWOA)相结合用于电力变压器的故障诊断。鲸鱼算法通过三个方面的优化(权重和收敛因子的优化、蝙蝠算法和莱维飞行策略)解决了全局和局部搜索能力不平衡和易陷入局部最优等问题。通过算例验证了所提方法的可行性。

1 电力变压器故障分类

电力变压器较为复杂,故障划分多样,通常有按变压器本体划分、按变压器结构划分、按电路划分、按本体结构划分等^[12]。最常见故障划分为根据故障性质划分,可分为热故障和放电故障两种,具体细分如图 1 所示。

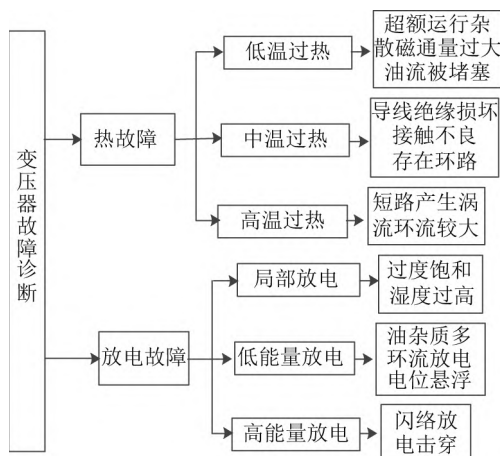


图 1 电力变压器故障

Fig. 1 Power transformer fault

2 故障模型

2.1 BiLSTM

LSTM 是一种特殊的循环神经网络,采用巧妙

的门设计,避免了梯度爆炸和长期依赖问题^[13]。由于单向 LSTM 模型不能处理上下文信息特征,因此文献[14]提出了 BiLSTM 神经网络模型来解决序列不能连接上下文问题。LSTM 和 BiLSTM 结构如图 2 所示。

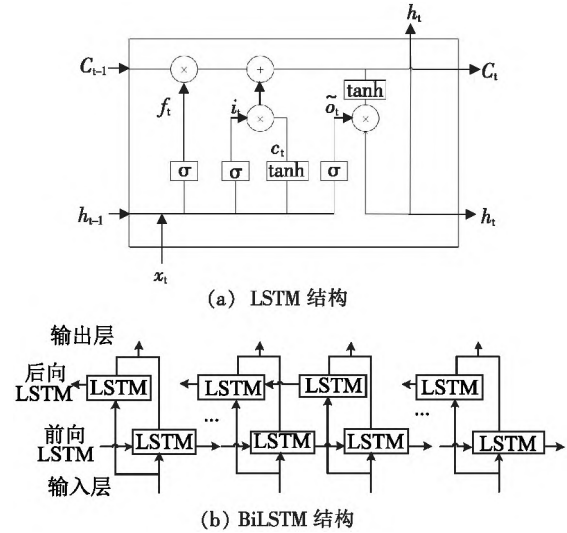


图 2 LSTM 和 BiLSTM 结构

Fig. 2 LSTM and BiLSTM structures

BiLSTM 网络内部的结果主要由两个部分组成:自前向后的 LSTM 层和自后向前的 LSTM 层。前向层和后向层分别计算输入的数据,最后结合两层计算的结构,可以得到 BiLSTM 网络的输出结果。BiLSTM 网络的计算如式(1)~式(3)所示^[15-16]:

$$h_t = f(\omega_1 x_t + \omega_2 h_{t-1}) \quad (1)$$

$$h'_t = f(\omega_3 x_t + \omega_5 h'_{t-1}) \quad (2)$$

$$o_t = g(\omega_4 h_t + \omega_6 h'_t) \quad (3)$$

式中 \$\omega\$ 为 BiLSTM 网络中的权重参数; \$x_t\$ 为 \$t\$ 时刻的输入; \$h_t\$ 和 \$h'_t\$ 分别为 \$t\$ 时刻前向和后向隐藏层的输出; \$o_t\$ 为网络最终的输出。

如果变压器故障诊断的基本模型不能有效地表征变压器数据之间复杂的非线性关系,则故障诊断准确性较低。BiLSTM 结合了双向递归神经网络和长短期记忆网络的优点。其特征提取能力非常适合复杂高维数据的特征挖掘,有利于提高变压器故障诊断的准确性。

2.2 IWOA 算法

由于 BiLSTM 的超参数影响变压器故障诊断精度,人工确定费时费力。而常见寻优算法通常具有收敛速度慢、诊断精度不高等问题,文中通过改进的鲸鱼优化算法对超参数进行寻优^[17]。

鲸鱼优化算法是一种群智能算法类型,通过模拟鲸鱼的行为方式解决优化问题^[18]。鲸鱼们在算法迭代过程中搜索和包围猎物并且不断尝试着改

善自己的解决方案,收敛速度快^[19]。

在迭代过程中,鲸鱼的主要行为包括包围猎物、捕获猎物和搜索猎物^[20]。

(1) 包围猎物

鲸鱼在狩猎时包围猎物,通过包围猎物来更新自身的位置,如式(4)和式(5)所示^[21]:

$$D = |C \cdot X^*(t) - X| \quad (4)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (5)$$

式中 t 为迭代次数; A 和 C 为系数向量; $X^*(t)$ 为目前适应度最好的鲸鱼位置; X 为目前迭代次数中鲸鱼的位置; \cdot 为逐个元素相乘。 A 和 C 由式(6)和式(7)得出^[22]:

$$A = 2a \cdot r - a \quad (6)$$

$$C = 2 \cdot r \quad (7)$$

式中 a 为算法的收敛因子; r 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

(2) 捕获猎物

鲸捕猎时,通过螺旋运动向猎物游去,如式(8)所示^[23]:

$$X(t+1) = D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (8)$$

式中 D^* 为当前个体到最优个体的距离(迭代 t 次); b 为常数; l 为 $[-1, 1]$ 的随机数。

鲸鱼在螺旋包围猎物的同时,也要不断缩小包围圈。根据随机数 p 进行分段,如式(9)所示^[24]:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D & p < 0.5 \\ D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

(3) 搜索猎物

搜索猎物是为了寻找到更优的解,如式(10)和式(11)所示^[25]:

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X| \quad (10)$$

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (11)$$

式中 X_{rand} 为随机选取鲸群中的任意个体位置。

但鲸鱼优化算法存在全局和局部搜索不均衡现象,易陷入局部最优等问题。文中从三个方面(权重和收敛因子优化、蝙蝠算法和列维飞行策略)对鲸鱼算法进行优化。

(1) 权重和收敛因子的优化

引入自适应权重,加强前期全局寻优能力,避免陷入局部最优。如式(12)所示^[26]:

$$\omega = \sin\left(\frac{\pi t}{2M_{\text{iter}}} + \pi\right) + 1 \quad (12)$$

式中 M_{iter} 为最大迭代次数。

自适应权重在种群进化前期保持较大权重,有利于全局搜索,在后期增强局部搜索。

为提高全局搜索能力和求解精度,文中提出了

一种非线性反正切收敛因子,如式(13)所示^[27]:

$$a = 2 - \frac{4}{\pi} \arctan\left(\frac{10t}{M_{\text{iter}}}\right) \quad (13)$$

文中提出的反正切收敛因子由 2 非线性降到 0 更快,解决了全局和局部不均衡问题。

(2) 蝙蝠算法优化

文中引入蝙蝠算法的局部搜索机制,对局部最优解进行随机干扰,有利于增强种群多样性,避免算法早熟。如式(14)所示^[28]:

$$X_{b,x(i)} = X_{w_best} * (1 + \text{randn}[0, 1]) \quad (14)$$

式中 $X_{b,x(i)}$ 为随机蝙蝠个体; X_{w_best} 为鲸鱼最优个体。

(3) 莱维飞行策略优化

文中引入莱维飞行搜索策略,运用其多短程运动和少长程运动的搜索机制对 WOA 算法的对数螺旋曲线位置更新进行优化,如式(15)所示^[29]:

$$X(t+1) = \text{Levy} \oplus X^*(t) + \omega \cdot D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \quad (15)$$

2.3 故障诊断模型

通过 IWOA 寻优 BiLSTM 超参数(学习率和隐层神经元),因此文中 IWOA 对超参数进行寻优。诊断流程如图 3 所示。

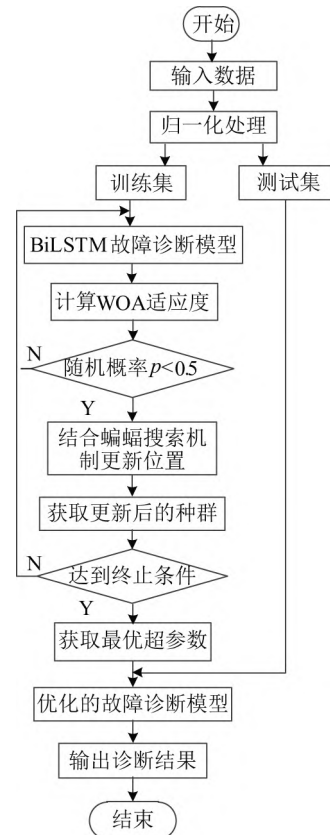


图 3 诊断流程

Fig. 3 Diagnostic process

具体步骤如下:

步骤 1: 获取变压器油中溶解气体 DGA 数据并进行归一化预处理, 将其作为模型输入;

步骤 2: 按比例将输入数据划分为训练集与测试集;

步骤 3: 算法参数初始化, 种群、最大迭代次数及超参数范围等;

步骤 4: 计算 WOA 最优适应度值;

步骤 5: 采用 IWAO 不断寻找 BiLSTM 超参数;

步骤 6: 如果达到终止条件, 获得最优超参数, 如果未终止, 返回步骤 5 继续迭代。

步骤 7: 采用优化的 BiLSTM 模型对测试集进行诊断, 输出诊断结果。

3 结果与分析

3.1 算例参数

为了对所提模型的优越性进行验证, 测试设备 PC 操作系统为 windows1064 位旗舰、Intel i52450m CPU、频率 2.5 GHz、8 GB 内存, 通过 MATLAB r2018a 进行了仿真分析。文中以 CH_4/H_2 、 $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$ 、 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 、 C_2H_2 /总烃含量、 H_2 /总特征气体量、 C_2H_4 /总烃含量、 C_2H_6 /总烃含量、 CH_4 /总烃含量、 $(\text{CH}_4 + \text{C}_2\text{H}_2)/\text{总烃含量}$ 为特征量作为输入。从电网公司故障统计数据库中收集了 700 组电力变压器故障数据, 按 4:1 的比例进行训练和测试(7 种情况各 100 组数据)。算例参数如表 1 所示。

表 1 算例参数

Tab. 1 Example parameters

参数	数值
初始学习率	[0.001, 0.1]
隐藏神经元数	[0, 100]
迭代次数	100

3.2 算例分析

为了验证所提故障诊断模型的优越性, 对文中模型与 PSO-BiLSTM 模型和文献[30]改进海鸥算法优化的 SVM 模型进行对比分析。故障诊断模型的适应度曲线及故障诊断结果分别如图 4 ~ 图 6 所示。

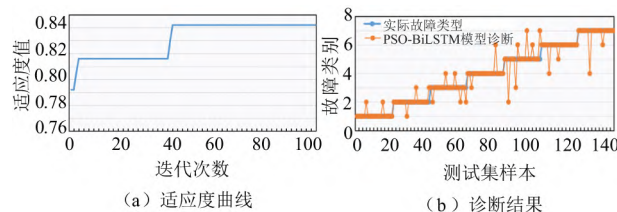


图 4 PSO-BiLSTM 模型适应度曲线和诊断结果

Fig. 4 PSO-BiLSTM model fitness curve and diagnostic results

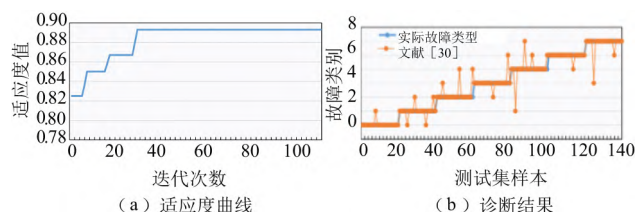


图 5 文献[30]模型适应度曲线和诊断结果

Fig. 5 Literature [30] model fitness curve and diagnosis results

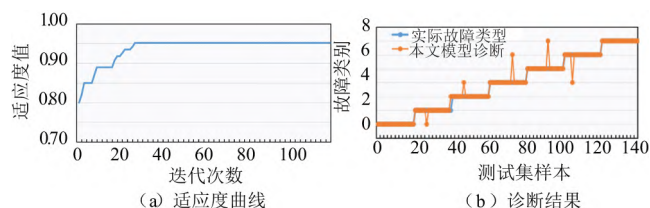


图 6 文中模型适应度曲线和诊断结果

Fig. 6 Fitness curve and diagnostic results of the model in this paper

由图 4 可知, PSO-BiLSTM 故障诊断模型共有 22 个误诊, 故障诊断准确率为 84.29%, 处于较低水平。经过 44 次迭代, PSO-BiLSTM 模型的适应度值达到最佳值。

由图 5 可知, 文献[30]故障诊断模型共有 17 个误诊, 故障诊断准确率 87.86%。经过 28 次迭代, 文献[30]模型的适应度值达到最优值。

由图 6 可知, 文中的故障诊断模型共有 6 个诊断错误, 故障诊断准确率为 95.71%, 经过 20 次迭代, 文中模型适应度值达到最优值。模型的性能指标如表 2 所示。

表 2 模型性能指标

Tab. 2 Model performance indicators

模型	精确率/%	召回率/%	准确率/%
PSO-BiLSTM	98.04	83.33	84.29
文献[30]	99.05	86.67	87.86
文中模型	100.00	95.00	95.71

由表 2 可以看出, 文中方法在多个评价指标上都是最优的。综上所述, 该故障诊断模型比 PSO-BiLSTM、文献[30]表现出更优的性能, 能以最快速度求出最优解, 适应度值最高, 表明了该模型的优越性。不同模型在测试集中各故障诊断准确率如表 3 所示。

从表 3 可知, PSO-BiLSTM 故障诊断模型除低温过热故障外其他故障诊断结果均低于其他模型, PSO-BiLSTM 模型综合诊断效果一般。文献[30]故障诊断模型对高能放电状态的诊断具有突出优势, 其他诊断效果一般。文中的故障诊断模型对各故

障的诊断精度都处于最高水平,虽然低温仅为90.00%。这可能是因为数据量较少,在数据量增多后会有显著提升。综合故障诊断效果具有明显的优势。与 PSO-BiLSTM 模型和文献[30]模型的诊断准确率相比,分别提高了10.42%和7.85%。表明文中方法能有效提高变压器故障诊断的准确性。

表3 故障诊断结果

Tab. 3 Fault diagnosis results

故障类型	PSO-BiLSTM	文献[30]	文中模型
1. 正常状态	90.00%	95.00%	100.00%
2. 低温过热	85.00%	80.00%	90.00%
3. 中温过热	75.00%	85.00%	95.00%
4. 高温过热	90.00%	90.00%	95.00%
5. 低能放电	75.00%	80.00%	95.00%
6. 高能放电	90.00%	95.00%	95.00%
7. 局部放电	85.00%	90.00%	100.00%

为了测试实际效果,将某电力公司油浸式电力变压器某一时刻的正常状态监测数据分别输入 PSO-BiLSTM、文献[30]和文中模型,故障诊断及运行时间对比结果如表4所示。

表4 不同模型的诊断结果和运行时间

Tab. 4 Diagnostic results and runtime for different models

模型	PSO-BiLSTM	文献[30]	文中模型
诊断结果	低温过热	正常状态	正常状态
运行时间/s	0.840	0.873	0.900

由表4可知,文中模型和 WOA-BiLSTM 模型诊断准确,而 PSO-BiLSTM 模型误诊为低温过热。虽然文中模型时间上略多于文献[30]模型和 PSO-BiLSTM 模型,这是因为文中引入混合策略(权重和收敛因子优化、蝙蝠算法和莱维飞行策略)对鲸鱼优化算法进行优化,虽然提高了性能,但运行时间有一定程度的提高,但仍可以满足实际需求。

综合所述,所提方法与常规诊断方法相比具有较高的故障诊断准确率,在工程实际应用中故障诊断效果较好。

4 结束语

文中将 BiLSTM 与 IWOA 相结合用于电力变压器故障诊断,通过改进的 WOA 算法找到 BiLSTM 最优超参数建立电力变压器故障诊断模型。结果表明,所提方法具有较高的故障诊断准确率,准确率为95.71%,迭代20次达到最优值,在工程实际应用中故障诊断效果较好。相比于 PSO-BiLSTM 模型和文献[30]模型,故障诊断准确率分别提高了10.42%和7.85%,迭代次数分别降低了54.55%和28.57%,为电力变压器故障诊断提供了新思路。由于目前受硬件条件和数据规模的影响,文中的故障诊断方法有待进一步探索,没有与其他深度网络

进行融合诊断。在此基础上,不断改进模型将成为下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 张鑫,徐遵义,何慧茹,等. 基于RBM和SVM的风电机叶片开裂故障预测[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(15): 134-140.
ZHANG Xin, XU Zunyi, HE Huiru, et al. Wind turbine blade cracking fault prediction based on RBM and SVM[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 134-140.
- [2] 盛四清,张晶晶,陈玉良. 基于改进二进制蝙蝠算法的独立型微网容量优化配置[J]. 电力建设,2017,38(11): 121-128.
SHENG Siqing, ZHANG Jingjing, CHEN Yuliang. Optimal allocation of independent microgrid capacity based on improved binary bat algorithm[J]. Power Construction, 2017, 38(11): 121-128.
- [3] 刘可真,苟家真,骆钊,等. 基于粒子群优化-长短期记忆网络模型的变压器油中溶解气体浓度预测方法[J]. 电网技术,2020,44(7): 2778-2884.
LIU Kezhen, GOU Jiaqi, LUO Zhao, et al. Prediction method of dissolved gas concentration in transformer oil based on particle swarm optimization short-term memory network model[J]. Power Grid Technology, 2020, 44(7): 2778-2884.
- [4] DUVA M. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2002, 18(3): 8-17.
- [5] GANYUN L, HAOZHONG C, HAIBAO Z, et al. Fault diagnosis of power transformer based on multilayer SVM classifier[J]. Electric Power Systems Research, 2005, 74(1): 1-7.
- [6] ZHAO W, ZHANG Y, ZHU Y. Diagnosis for transformer faults based on combinatorial bayesian network[C]//Proceedings of the 2nd International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China: IEEE, 2009: 1-3.
- [7] 吴晓辉,刘炯,梁永春,等. 支持向量机在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报,2007,41(6): 722-726.
WU Xiaohui, LIU Jiong, LIANG Yongchun, et al. Application of support vector machine in power transformer fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(6): 722-726.
- [8] 全兆景,兰孟月,荆利菲. 改进贝叶斯网络在变压器故障诊断中的应用研究[J/OL]. 电子科技: 1-10[2024-03-06].
TONG Zhaojing, LAN Mengyue, JING Lifei. Application of improved Bayesian network in transformer fault diagnosis[J/OL]. Electronic technology: 1-10[2024-03-06].
- [9] 李云渠,咸日常,张海强,等. 基于改进灰狼算法与最小二乘支持向量机耦合的电力变压器故障诊断方法[J]. 电网技术,2023,47(4): 1470-1478.
LI Yunhao, XIAN Richang, ZHANG Haiqiang, et al. Power transformer fault diagnosis method based on the coupling of improved grey wolf algorithm and least squares support vector machine[J]. Power Grid Technology, 2023, 47(4): 1470-1478.
- [10] 宋辉,苑龙祥,郭双权. 基于数据增强和特征注意力机制的灰狼优化算法-优化残差神经网络变压器故障诊断方法[J/OL]. 现代电力: 1-9[2024-03-06].
SONG Hui, YUAN Longxiang, GUO Shuangquan. Grey Wolf optimization algorithm based on data enhancement and feature attention mechanism-optimized residual neural network transformer fault diagnosis method[J/OL]. Modern Electricity: 1-9[2024-03-06].
- [11] 谢乐,衡熙丹,刘洋,等. 基于线性判别分析和分步机器学习的变压器故障诊断[J]. 浙江大学学报(工学版),2020,54

- (11): 2266-2272.
- [12] 李阳, 路鹏, 朱伯涛, 等. 基于经验小波变换和改进卷积神经网络的变压器故障诊断方法[J]. 电子设计工程, 2021, 29(8): 140-144.
LI Yang, LU Peng, ZHU Botao, et al. Transformer fault diagnosis method based on empirical wavelet transform and improved convolutional neural network[J]. Electronic Design Engineering, 2021, 29(8): 140-144.
- [13] 徐新, 蒋波涛, 曹雯. 蝗虫优化神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(5): 17-23.
XU Xin, JIANG Botao, CAO Wen. Application of locust optimized neural network in transformer fault diagnosis[J]. Power Grid and Clean Energy, 2021, 37(5): 17-23.
- [14] 刘仲民, 翟玉晓, 张鑫, 等. 基于DBN-IFCM的变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(12): 4258-4265.
LIU Zhongmin, ZHAI Yuxiao, ZHANG Xin, et al. Transformer fault diagnosis method based on DBN-IFCM[J]. High Voltage Technology, 2020, 46(12): 4258-4265.
- [15] 郭创新, 朱承治, 张琳, 等. 应用多分类多核学习支持向量机的变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13): 128-134.
GUO Chuangxin, ZHU Chengzhi, ZHANG Lin, et al. Transformer fault diagnosis method based on multi classification and multi-core learning support vector machine[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2010, 30(13): 128-134.
- [16] 董方旭, 咸日常, 咸日明, 等. 基于细菌觅食算法优化的电力变压器故障诊断技术[J]. 电测与仪表, 2018, 55(19): 34-40.
DONG Fangxu, XIAN daily, XIAN riming, et al. Power transformer fault diagnosis technology optimized based on bacterial foraging algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(19): 34-40.
- [17] 李鹤健, 徐肖伟, 王科, 等. 基于粒子群优化随机森林的变压器故障诊断模型[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2021, 46(3): 94-101.
LI Hejian, XU Xiaowei, WANG Ke, et al. Transformer fault diagnosis model based on particle swarm optimization random forest[J]. Journal of Kunming University of Technology (Natural Science Edition), 2021, 46(3): 94-101.
- [18] SY-MING GUU, YADVENDRA SINGH, SHASHI KANT MISHRA. On strong KKT type sufficient optimality conditions for multi objective semi-infinite programming problems with vanishing constraints[J]. Journal of Inequalities and Applications, 2017, 44(1): 1-9.
- [19] 沈豫, 项康利, 黄夏楠, 等. 基于XGBoost算法的短期负荷预测研究[J]. 水利水电技术, 2019, 50(增刊1): 256-261.
SHEN Yu, XIANG Kangli, HUANG Xianan, et al. Short term load forecasting based on xgboost algorithm[J]. Water Conservancy and Hydropower Technology, 2019, 50(S1): 256-261.
- [20] 张弘强, 王春红. 基于学习矢量量化(LVQ)神经网络的医学生化分析系统[J]. 自动化技术与应用, 2015, 34(8): 17-21.
ZHANG Hongqiang, WANG Chunhong. Medical biochemical analysis system based on learning vector quantization(LVQ) neural network[J]. Automation Technology and Application, 2015, 34(8): 17-21.
- [21] 刘坤, 赵丽萍, 李建萍, 等. 考虑开关状态集调整的含光伏并网配电网动态故障恢复方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(1): 24-31.
LIU Zhen, ZHAO Liping, LI Jianping, et al. Dynamic fault recovery method of photovoltaic grid connected distribution network considering switch state set adjustment[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(1): 24-31.
- [22] 刘家权, 刘坤, 周金涛, 等. 基于鲁棒优化的电-气互联型主动配电网故障恢复方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(7): 66-74.
LIU Jiaquan, LIU Zhen, ZHOU Jintao, et al. Fault recovery method of electro pneumatic interconnected active distribution network based on robust optimization[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 66-74.
- [23] 杨丽君, 高鹏, 王伟浩, 等. 考虑时间尺度的配电网故障恢复方法研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 453-459.
YANG Lijun, GAO Peng, WANG Weihao, et al. Distribution network considering time scale Research on obstacle recovery method[J]. Journal of Solar Energy, 2021, 42(1): 453-459.
- [24] KAIYUAN H, GUANGHUI S, HaAIMING W, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 2-7.
- [25] GARVISHKUMAR K. PATEL, VIPUL K. DABHI, HARSHAD-KUMAR B. PRAJAPATI. Clustering using a combination of particle swarm optimization and k-means[J]. Journal of Intelligent Systems, 2017, 12(3): 457-469.
- [26] 张涛, 张东方, 王凌云, 等. 基于改进小生境粒子群算法的主动配电网优化重构[J]. 信阳师范学院学报, 2018, 31(3): 473-478.
ZHANG Tao, ZHANG Dongfang, WANG Lingyun, et al. Optimal reconfiguration of active distribution network based on Improved Niche particle swarm optimization[J]. Journal of Xinyang Normal University, 2018, 31(3): 473-478.
- [27] 陈江兴, 梁良, 付俊峰, 等. 基于大数据的智能电网数据调度与快速分发方法研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(6): 88-93.
CHEN Jiangxing, LIANG Liang, FU Junfeng, et al. Research on smart grid data scheduling and fast distribution method based on big data[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(6): 88-93.
- [28] 孙茂一, 杨林, 周志通, 等. 基于SLLE的电缆附件局部放电模式识别[J]. 电测与仪表, 2019, 56(22): 25-30, 102.
- [29] 王川丰, 施加轮, 姚文杰, 等. 基于风险感知的电力通信网跨层路由优化算法[J]. 电子设计工程, 2020, 28(20): 142-148.
- [30] 郑业爽, 李世春, 鲁玲. 基于多策略ISOA优化SVM的变压器故障诊断研究[J]. 智慧电力, 2023, 51(2): 38-44.

作者简介:



张寿岩(1966—),男,通信作者,本科,高级工程师,研究方向为电力工程技术。

Email: zhangshouyan73@163.com

史卫刚(1975—),男,硕士,教授级高级工程师,研究方向为电力自动化技术。

杨利国(1968—),男,本科,高级工程师,研究方向为电力自动化技术。

收稿日期: 2023-05-15; 修回日期: 2024-03-06

(任美辉 编发)