

引用格式:王真,刘子全,路永玲,等.基于RFID传感器和深度学习的开关柜故障诊断研究[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):179-185.

Citation: WANG Zhen, LIU Ziquan, LU Yongling, et al. Fault detection in switchgear based on RFID sensors and deep learning[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 179-185.

基于RFID传感器和深度学习的开关柜 故障诊断研究

王真, 刘子全, 路永玲, 李玉杰

(国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏南京 211103)

摘要:为提高开关柜故障诊断的准确性,提出一种基于RFID传感器和深度学习的开关柜故障诊断算法。首先,设计用于采集开关柜电流信号和温度射频识别(radio frequency identification, RFID)的传感标签;其次,采集的信号通过深度信念网络(deep belief networks, DBN)进行深层次特征提取,并将稀疏编码(sparse code, SC)融合到DBN网络中,提高其检测精度;最后,为提高检测速度,采用极限学习机(extreme learning machine, ELM)对特征提取的信号进行分类识别。研究结果表明,相比于其他算法,本文提出的SDBN-ELM故障诊断模型检测精度更高,识别速度更快,其准确率可达99.63%。

关键词:开关柜;RFID;深度信念网络;极限学习机;故障诊断

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.02.019 **中图分类号:** TM591 **文章编号:** 1673-9140(2025)02-0179-07

Fault detection in switchgear based on RFID sensors and deep learning

WANG Zhen, LIU Ziquan, LU Yongling, LI Yujie

(Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211103, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of switchgear fault detection, this paper proposes a fault detection algorithm for switchgear based on RFID sensors and deep learning. Firstly, RFID sensing tags are designed to collect the current signals and temperature of the switchgear. Secondly, the collected signals are subjected to deep-level feature extraction through a deep belief network (DBN), and sparse coding (SC) is integrated into the DBN to improve its detection accuracy. Finally, in order to improve the detection speed, an extreme learning machine (ELM) is used to classify and recognize the signals extracted from the features. The experimental results show that compared to other algorithms, the sparse DBN-ELM (SDBN-ELM) fault detection model proposed in the paper offers higher detection accuracy, faster recognition speed, and an accuracy rate of 99.63%.

Key words: switchgear; RFID; deep belief network; extreme learning machine; fault detection

随着城市现代化步伐的加快和工业的迅猛扩张,电力工业取得了飞速的发展^[1-4]。因此,对电气设备和系统的可靠性和安全性的要求也越来越高。开关柜的作用是接受电能并对电能进行分配^[5-8]。其因体积小、安全性能好、受环境因素影响小、运行可靠、维护周期长等优点而得到了广泛应用。开关

柜故障会导致大面积停电等事故。2004年11月10日,某地110 kV变电站因10 kV开关短路引发10 kV母线故障,造成该变电站全停、其10 kV部分设备严重损坏。2018年10月2日,广东省佛山市某220 kV变电站的10 kV开关柜触头绝缘性能降低,导致该开关柜起火,该地大面积停电。因此,对开关柜进

收稿日期:2023-10-20;修回日期:2024-01-15

基金项目:国家电网有限公司科技项目(J2023091)

通信作者:王真(1992—),男,硕士,高级工程师,主要从事电力物联网与人工智能等方面的研究;E-mail: 1076603488@qq.com

行故障诊断具有十分重要的意义。

物联网与人工智能技术的发展,为开关柜故障诊断提供了新思路与技术可行性。射频识别(radio frequency identification, RFID)是物联网感知外界的重要支撑技术^[9-10]。可监测、感应各种信息的传感器已被广泛应用于电气设备状态检测中。文献[11-12]提出了一种基于RFID的电力设备温度监测系统。该系统可反映电力设备的温度变化。文献[13-14]设计了无源射频识别传感器标签,并用其收集、测量变压器的振动信号。该设计具有结构简单、便利性强和功耗低等优点。文献[15-16]将一种无源无线温度传感器埋入电缆接头中,实现了对电缆接头温度的直接测量。

人工神经网络(artificial neural network, ANN)、支持向量机(support vector machine, SVM)等方法已被广泛应用于开关柜故障诊断中,并取得一定成果^[17-19]。文献[20]提出了一种可集成在移动端设备的卷积神经网络检测方法,对开关柜的放电模式进行识别。文献[21]提出了一种基于深度学习和多模型融合的局部放电模式识别方法。文献[22]设计了一套由智能电力仪表、数据合并单元、云服务器与深度学习应用模型组成的开关柜状态监测系统,有效提升了开关柜故障的识别精度。这些方法虽然能有效检测开关柜故障,但其检测精度与速度仍有待改进。

深度信念网络算法(deep belief networks, DBN)具有训练速度快、检测精度高、噪声鲁棒性好等优点,可满足开关柜故障实时诊断的需求。因此,本文提出一种基于RFID传感器和深度学习的开关柜故障诊断算法。首先,设计一种能采集开关柜电流信号和温度RFID传感标签;其次,通过DBN对采集的信号进行深层次特征提取,将稀疏解码(sparse code, SC)融合到DBN网络中,提高其检测精度;最后,为提高检测速度,采用极限学习机(extreme learning machine, ELM)对特征提取的信号进行分类识别。

1 RFID传感标签设计

1.1 RFID传感标签结构总体设计方案

RFID传感标签设计由能量管理模块、射频模块与数字模块构成,其结构如图1所示。在图1中,能量管理模块负责为传感标签正常工作提供电源电压,其由取能天线、匹配网络、整流电路、储能电

容与稳压器构成。射频模块负责标签与阅读器之间通信的解调调制功能,其由通信天线和RFID芯片组成。数字模块负责控制RFID传感标签整体工作过程,其由微控制器(micro-controller unit, MCU)、I²C总线、电流传感器和温度传感器构成。

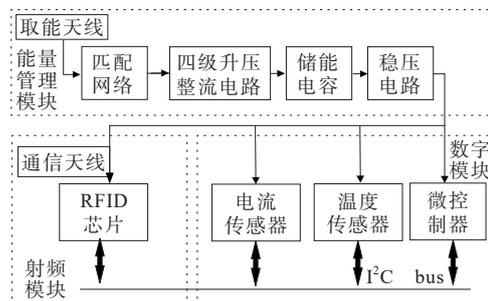


图1 标签设计结构

Figure 1 Tag design structure

1.2 编码方式

RFID的通信协议ISO18000-6C并未规定RFID标签实现传感功能的途径。因此,在射频通信过程中,传感器采集的温度与电流信号数据无法直接反馈至读写器。因此,本文重新定义传统的标签EPC区编码格式,将传感器采集的电流与温度信号一并写入RFID标签中的ID(identity)信息,该内容将在下一个指令后随标签ID信息一起被读取,以此实现RFID传感通信功能。



图2 编码方式

Figure 2 Encoding method

该传感器的编码方式如图2所示。在图2中,标签信息区域在逻辑上分为标签类型区(8字节)、传感器数据区(64字节)和标签ID区(32字节)。编码中标签类型可以用来区分不同的功能和类型的标签;标签序列号和硬件版本组成标签ID,传感标签可使用此ID进行唯一标识;温度和电流信号存入传感器数据区,可根据实际需求加入相应的其他传感器信息。

1.3 电路设计及选型

射频模块中RFID标签芯片采用符合ISO18000-6C通信协议标准的Monza X-8K芯片,其支持由I²C对存储器进行读写操作。通信天线采用微带天线,该天线在提高通信能力的同时,还具有抗干扰能力强的优点。

储能电容选用 2 个 220 μF 电容并联,其可满足传感电路连续工作、传感标签间歇工作的功率要求。稳压电路采用 TPS780180300DRVR 低压降稳压器,以获得稳定输出的直流电压,降低由射频能量波动造成的电压不稳定的影响。

在数字模块中,通过加速度传感器和温度传感器采集开关柜中相应的信号。MCU 采用 MSP430FR5992 控制 RFID 传感标签工作流程,其可通过 I²C 总线从加速度传感器中读取采集的电流和与温度数据。

本文设计的 RFID 传感标签工作符合采用 ISO18000-6C 协议。整个标签能耗仅为 115 μW ,符合 RFID 标签设计的低功耗原则。

2 基于改进 DBN-ELM 的开关柜故障诊断网络

2.1 RBM 的稀疏性约束

受限玻尔兹曼机 (restricted boltzmann machine, RBM) 是一种由隐藏层和可视层组成的具有强大特征提取能力的全连接神经网络^[23]。RBM 是一个双向图,即所有可视单元与隐藏单元之间均存在连接,且在隐藏单元与隐藏单元之间、可视单元与可见单元之间均不存在连接。RBM 网络结构如图 3 所示。但 RBM 网络层级和参数较多,算法复杂,在训练过程中易出现特征同质化或网络过拟合等问题。这些问题可能导致系统不能准确提取特征,降低诊断准确率。

SC 是一种对高维数据进行线性分解的表示方法^[24]。在对输入信号进行 SC 处理后,可控制网络中神经元总体激活率,达到灵活控制特征维度的目的。

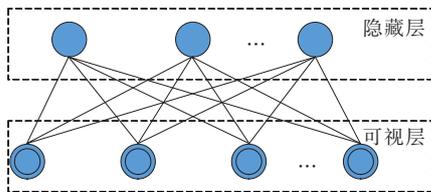


图 3 RBM 网络结构

Figure 3 RBM network architecture

假设在给定输入向量 x_i 的隐层神经元 j 的激活度函数为 $a_j(x_i)$, 即

$$a_j(x_i) = f(\mathbf{w}_j^T \cdot x_i + b_j) \quad (1)$$

式中, \mathbf{w}_j 为隐层神经元 j 的权向量; b_j 为其对应阈值。

此时, 隐层神经元 j 的平均激活值 $\hat{\rho}_j$ 可表示为

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_j(x_i) \quad (2)$$

式中, m 为隐层神经元总数。

引入稀疏性参数 ρ , 并令其值为 0, 以满足稀疏性约束条件, 使所有隐含层神经元的平均激活值接近 0。使用 KL 散度来度量 $\hat{\rho}_j$ 与 ρ 的距离, 使 $\hat{\rho}_j = \rho$, 则有

$$\sum_{j=1}^m K(\rho | \hat{\rho}_j) = \rho \lg\left(\frac{\rho}{\hat{\rho}_j}\right) + (1 - \rho) \lg\left(\frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j}\right) \quad (3)$$

将式(3)作为惩罚因子加入损失函数中, 通过在 RBM 隐藏层神经元中加入稀疏性限制, 使网络对于输入样本的变化具有更好的鲁棒性, 提高算法性能和效率。

2.2 稀疏深度置信网络的构建

通过在 RBM 中引入稀疏机制, 构建 SRBM (sparse restricted boltzmann machine) 模型, 使 RBM 学习稀疏表达, 并在此基础上构建稀疏深度置信网络 (sparse DBN, SDBN), 该结构由若干 SRBM 串联组成。其中, 上一个 SRBM 的隐含层为下一个 SRBM 的可视层, 上一个 SRBM 的输出为下一个 SRBM 的输入。增加稀疏约束的特征表示能有效提升 DBN 网络的目标识别性能。

SDBN 网络结构图如图 4 所示。SDBN 模型训练分为 2 个阶段。

1) 预训练阶段。该阶段同 DBN 网络预训练过程一致。

2) 微调阶段。该阶段使用标签数据来进一步调整之前预训练的权重, 采用 BP 网络, 对从下而上的学习过程调优, 优化网络对具体任务的性能。

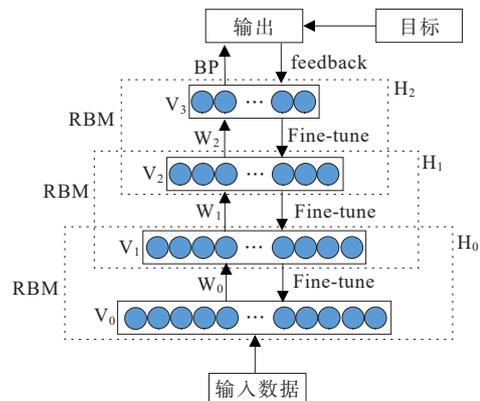


图 4 SDBN 网络结构

Figure 4 SDBN structure

2.3 基于 SDBN-ELM 的分类算法

本文引入 ELM 分类识别模型代替 BP 模型, 作为分类器, ELM 具有检测速度快的特点。将 SDBN

深层特征提取的优势和ELM泛化能力强的优势相结合,提高算法后续分类识别性能。

文献[25]在单隐层前馈神经网络的基础上提出了ELM网络。在ELM网络中,输入层与隐藏层之间的连接权值和隐藏层神经元的阈值是随机生成的。ELM相比于传统前馈学习网络,其输入权值 W_{ij} 和隐含层神经元的阈值 b_i 随机生成,不需人工调整,具有良好的非线性拟合能力。ELM神经网络结构如图5所示。

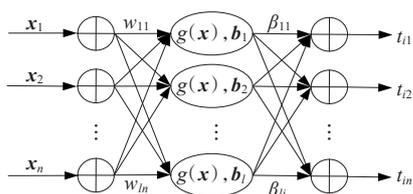


图5 ELM神经网络结构

Figure 5 ELM neural network structure

假设输入层与隐含层的连接权重矩阵为 W ,隐含层与输出层的连接权重为 β ,隐含层神经元的阈值为 b_i ,隐含层的激活函数为 $g(x)$,则 N 个样本的网络输出矩阵 T 为

$$T = [t_1, t_2, \dots, t_N]_{m \times N}^T \quad (4)$$

$$W_i = [W_{n1}, W_{n2}, \dots, W_{nk}]^T \quad (5)$$

$$t_n = \begin{bmatrix} t_{1n} \\ t_{2n} \\ \vdots \\ t_{in} \end{bmatrix}_{1 \times n} = \begin{bmatrix} \sum_{m=1}^k \beta_{n1} g(W_i x_n + b_m) \\ \sum_{m=1}^k \beta_{n2} g(W_i x_n + b_m) \\ \vdots \\ \sum_{m=1}^k \beta_{nk} g(W_i x_n + b_m) \end{bmatrix}_{1 \times n} \quad (6)$$

据此,可确定隐层输出矩阵 H ,即

$$H = \begin{bmatrix} g(W_1 x_1 + b_1) + g(W_2 x_1 + b_2) \cdots g(W_i x_1 + b_m) \\ g(W_1 x_2 + b_1) + g(W_2 x_2 + b_2) \cdots g(W_i x_2 + b_m) \\ \vdots \\ g(W_1 x_n + b_1) + g(W_2 x_n + b_2) \cdots g(W_i x_n + b_m) \end{bmatrix}_{1 \times m} \quad (7)$$

式中, m 为隐藏神经元的数量。

DBN-ELM网络架构如图6所示。在图6中,DBN-ELM网络将采集的数据通过改进的DBN网络进行特征提取,通过ELM网络对经过SDBN网络的深层特征提取的信号进行分类识别,最终得到开关柜故障结果。

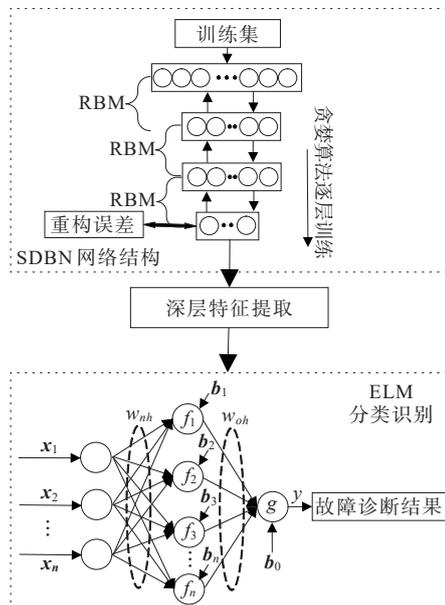


图6 DBN-ELM网络架构

Figure 6 DBN - ELM network architecture

3 试验测试与结果分析

本文用设计的RFID传感标签采集开关柜温度和电流信号数据。先将RFID传感标签贴附在开关柜上,通过无线电波与阅读器之间进行信息交互,采集信号;再阅读器负责将系统层的命令传送给标签,同时将标签返回的数据传送到故障诊断模型;最后,在MATLAB数值软件上进行试验仿真。

3.1 RFID传感标签通信性能测试

数据采集过程中的最大通信距离是评估RFID传感标签的通信性能的关键因素之一,传感器功耗会影响RFID传感标签通信距离。为确定本文所设计RFID传感标签的功耗,通过数字万用表测量RFID传感标签在工作状态下的电流。输入端使用直流信号发生器提供稳定的标签工作电压2.5 V,经测量,该RFID标签在正常工作下的电流为 $400.0 \mu A$,其在休眠状态下的电流为 $4.0 \mu A$ 。

为实际测量出RFID传感标签的最大通信距离,在实验室环境下每隔0.4 m设置测量点,阅读器对RFID传感标签进行500次读取操作。在该次测试中,该文所设计RFID传感标签标签的最大通信距离可达13.0 m。

表1 标签性能

Table 1 Tag performance

标签芯片	灵敏度/dBm	天线数	最大通信距离/m
Monza X-8K	-26.1	单	13.0

3.2 特征提取试验与测试

通过将 RFID 传感标签贴附于开关柜上,采用电流传感器和温度传感器采集开关柜内的电流和温度数据。该数据集含 2 800 组数据,其中,1 200 组数据作为训练集,800 组数据作为测试集,剩下的 800 组数据作为验证集。

本文 SDBN 采用 4 层隐藏层结构。最大隐藏层节点数设为 500,最小隐藏层节点数设为 100,每层 RBM 最大迭代次数为 100,权值学习率设置为 0.01。SDBN 网络对表 2 中的 8 种故障的数据信号进行特征提取。

表 2 电力变压器故障状态

Table 2 Power transformer fault status

故障代码	故障类别	故障信息	功率
1	正常	无	额定功率
2	母线电压	高	额定功率
3	电缆电流	大	额定功率
4	电缆室温度	高	额定功率
5	合闸线圈电流	大	额定功率
6	断路器室温度	高	额定功率
7	母线室温度	高	额定功率
8	母线与断路器连接温度	高	额定功率

为进一步验证提出的 SDBN 方法在特征提取方面的先进性,将 SDBN 方法与传统 DBN 方法在开关柜信号特征提取的效果进行对比,结果分别如图 7、8 所示。从图 7、8 中可以看出,采用传统 DBN 方法提取的特征,其在单一故障状态中的绕组形变、绕组套叠和铁芯形变故障部分均发生了重叠;而采用 SDBN 方法提取的特征在这些故障部分均不会发生重叠,各类状态特征的分布范围较大,且聚集程度低。

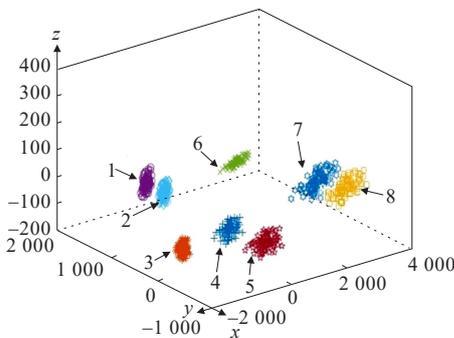


图 7 SDBN 提取的特征

Figure 7 Features extracted through SDBN

综上所述,SDBN 方法提取的特征,在混合故障状态分类中具有明显优势,能做到相同状态高度聚

集,不同状态明显分离的分类效果,具有很强的区分度。

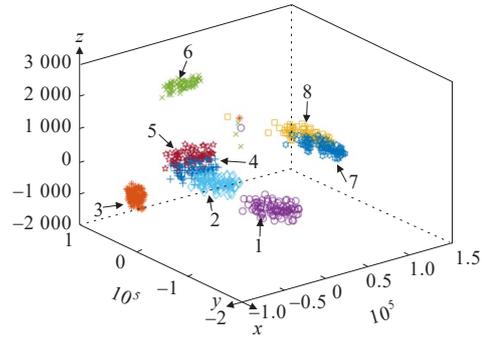
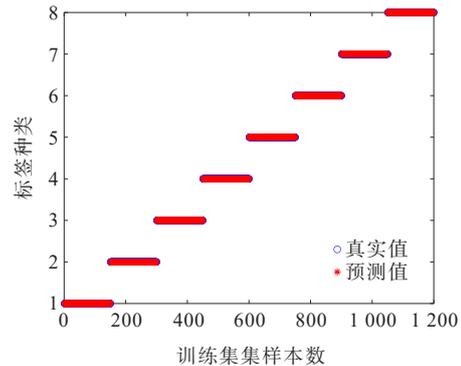


图 8 传统 DBN 提取的特征

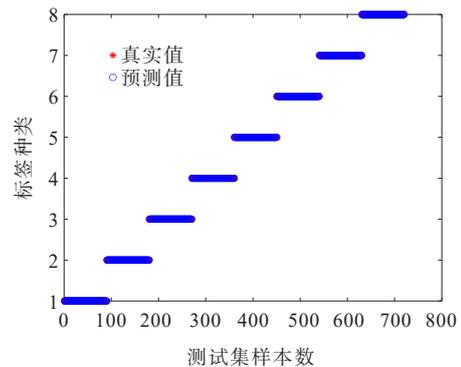
Figure 8 Features extracted through traditional DBN

3.3 故障诊断试验与对比测试

为验证所提诊断模型的准确精度,通过 ELM 对 SDBN 提取的故障特征数据进行故障状态识别。各类故障的识别结果如图 9 所示。从图 9 中可看出,该算法的正确识别率为 99.63%。



(a) 训练集



(b) 测试集

图 9 ELM 模型故障诊断结果

Figure 9 Fault detection results using ELM model

为进一步验证该文提出的 SDBN-ELM 诊断算法在开关柜故障特征数据中分类识别的性能,将本文算法分别与 DBN-ELM、ELM 以及 SVM 算法进行对比,结果见表 3。

表3 模型性能比较

Table 3 Model performance comparison

识别模型	训练数据的故障诊断率/%	测试数据的故障诊断率/%	训练时间/s	测试时间/s
SDBN-ELM	100.00	100.00	126.32	0.82
DBN-ELM	98.54	97.75	122.53	0.92
ELM	98.21	92.22	118.50	0.98
SVM	97.45	91.54	104.58	1.19

由表2可知,与其他算法相比,本文所提出的SDBN-ELM算法的平均故障诊断率最高,运行时间最短。因此,本文所提故障诊断模型最适合用于开关柜在线实时故障诊断。

4 结语

为了提高开关柜故障诊断精度,本文提出一种基于RFID传感标签及SDBN-ELM的开关柜故障诊断方法。相比于DBN-ELM、ELM、SVM这3种算法,本文所提基于RFID传感标签及SDBN-ELM的开关柜故障诊断算法的诊断精度更高,可达到99.63%,测试时间更短,仅为0.82 s。

参考文献:

- [1] 谢小荣,贺静波,毛航银,等. “双高”电力系统稳定性的新问题及分类探讨[J]. 中国电机工程学报,2021,41(2): 461-475.
XIE Xiaorong, HE Jingbo, MAO Hangyin, et al. New issues and classification of power system stability with high shares of renewables and power electronics[J]. Proceedings of the CSEE,2021,41(2):461-475.
- [2] 盛戈峰,钱勇,罗林根,等. 面向新型电力系统的电力设备运行维护关键技术及其应用展望[J]. 高电压技术, 2021,47(9):3072-3084.
SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Lingen, et al. Key technologies and application prospects for operation and maintenance of power equipment in new type power system[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3072-3084.
- [3] 赵倩宇,王璐洋,王守相. 新型配电系统灵活性及其评价指标综述[J]. 供用电,2024,41(8):35-44.
ZHAO Qianyu, WANG Luyang, WANG Shouxiang. Review on flexibility of new distribution systems and its evaluation indexes[J]. Distribution & Utilization,2024,41 (8):35-44.
- [4] 王雪,刘林,刘文迪,等. 基于纵横交叉算法的新型电力系统惯量延迟优化控制策略[J]. 中国电力,2024,57(7): 12-20.
WANG Xue, LIU Lin, LIU Wendi, et al. A novel inertia

- delay optimization control strategy for new power systems based on crisscross optimization[J]. Electric Power,2024,57(7):12-20.
- [5] 董盼,杨鑫,贾鹏飞,等. 10kV高压开关柜安全性能的提升方法[J]. 电工技术学报,2022,37(11):2733-2742.
DONG Pan, YANG Xin, JIA Pengfei, et al. Improve method the safety performance of 10kV high voltage switchgear[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2022,37(11):2733-2742.
- [6] 雍明超,王磊,魏勇,等. 配网开关设备智能物联感知与关键技术研究[J]. 高压电器,2022,58(7):73-82.
YONG Mingchao, WANG Lei, WEI Yong, et al. Research on intelligent IoT sensing and key technology of distribution network switchgear[J]. High Voltage Apparatus,2022,58(7):73-82.
- [7] 彭伟文,郑振峰,黄竑铭,等. 35 kV开关柜沿面放电图谱分析及特性研究[J]. 高压电器,2024,60(12):250-255.
PENG Weiwen, ZHENG Zhenfeng, HUANG Hongming, et al. Analysis and characteristic research on surface discharge pattern of 35 kV switchgear cabinet[J]. High Voltage Apparatus,2024,60(12):250-255.
- [8] 于淼,闫旻睿,万克厅,等. 数据驱动的有源配电网运行态势智能感知方法[J]. 电力建设,2024,45(7):34-53.
YU Miao, YAN Minrui, WAN Keting, et al. Data-driven intelligent situational awareness of active distribution networks[J]. Electric Power Construction,2024,45(7): 34-53.
- [9] 王楚豫,谢磊,赵彦超,等. 基于RFID的无源感知机制研究综述[J]. 软件学报,2022,33(1):297-323.
WANG Chuyue, XIE Lei, ZHAO Yanchao, et al. Survey on RFID-based battery-less sensing[J]. Journal of Software, 2022,33(1):297-323.
- [10] 刘威,邓巍. 基于RBF神经网络的主动配电网通信过程安全态势感知方法[J]. 电网与清洁能源,2024,40(5):52-58.
LIU Wei, DENG Wei. A security situation awareness method of active distribution network communication process based on RBF neural network[J]. Power System and Clean Energy,2024,40(5):52-58.
- [11] 王海宝,王峥,周娴姊,等. 基于脉冲转换温度传感方法的电力设备温度监测系统研究[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(24):180-187.
WANG Haibao, WANG Zheng, ZHOU Xianzi, et al. Temperature monitoring system for distribution network equipment using a pulse conversion temperature sensing method[J]. Power System Protection and Control,2020,48 (24):180-187.
- [12] 陈昱,丁鸿,崔勇,等. 变电设备温度态势感知及辅助决策系统方案研究[J]. 发电技术,2024,45(4):744-752.
CHEN Yu, DING Hong, CUI Yong, et al. Research on temperature situation awareness and auxiliary decision-

- making system scheme of substation equipment[J]. Power Generation Technology,2024,45(4):744-752.
- [13] 张朝龙,何怡刚,杜博伦,等.基于深度学习的电力变压器智能故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(1):81-89.
ZHANG Chaolong, HE Yigang, DU Bolun, et al. Intelligent fault diagnosis method of power transformer using deep learning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2020,34(1):81-89.
- [14] 王娜娜,栗文义,李小龙.基于不均衡小样本DGA数据与改进CatBoost决策树的油浸式变压器故障诊断方法[J].电力系统保护与控制,2024,52(23):167-176.
WANG Nana, LI Wenyi, LI Xiaolong. An oil-immersed transformer fault diagnosis method based on DGA unbalanced limited sample processing and improved CatBoost[J]. Power System Protection and Control,2024, 52(23):167-176.
- [15] 邓志飞,鲍光海.基于超高频RFID技术的电缆接头温度在线监测系统[J].仪表技术与传感器,2021(7):71-75+96.
DENG Zhifei, BAO Guanghai. Online monitoring system of cable joint temperature based on UHF RFID technology[J]. Instrument Technique and Sensor,2021(7): 71-75+96.
- [16] 王伟平,周恒,梁国坚,等.110 kV单芯电缆缆芯暂态温度径向感知模型研究[J].智慧电力,2023,51(10):103-110.
WANG Weiping, ZHOU Heng, LIANG Guojian, et al. Transient temperature radial sensing model for cable cores of 110 kV single core cables[J]. Smart Power,2023, 51(10):103-110.
- [17] 陆云才,范路,陶风波,等.人工智能在局部放电检测中的应用(一):去噪与故障定位[J].绝缘材料,2021,54(5):10-20.
LU Yuncai, FAN Lu, TAO Fengbo, et al. Application of artificial intelligence in partial discharge detection part I: denoising and fault location[J]. Insulating Materials,2021, 54(5):10-20.
- [18] 李俊卿,陈雅婷,李斯璇.机器算法在电气设备故障预警及诊断中的应用[J].科学技术与工程,2020,20(9):3370-3377.
LI Junqing, CHEN Yating, LI Sixuan. Application of machine algorithm in early warning and diagnosis of electrical equipment fault[J]. Science Technology and Engineering,2020,20(9):3370-3377.
- [19] 王雷,楚明月,王晓华,等.基于随机森林的智能变电站一次侧设备运行状态监测方法研究[J].电测与仪表,2024,61(7):184-190.
WANG Lei, CHU Mingyue, WANG Xiaohua, et al. Research on monitoring method of primary equipment operation state in intelligent substation based on random forest[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024,61(7):184-190.
- [20] 戴昕宇,徐焕宇,张宁.移动端卷积神经网络开关柜局部放电样本生成与检测[J].电子测量技术,2022,45(12):141-147.
DAI Xinyu, XU Huanyu, ZHANG Ning. Partial discharge sample generation and detection of convolutional neural network switchgear at mobile end[J]. Electronic Measurement Technology,2022,45(12):141-147.
- [21] 王婷婷,丁浩,张周胜.基于深度学习和多模型融合的局部放电模式识别方法[J].电力工程技术,2023,42(3):188-195.
WANG Tingting, DING Hao, ZHANG Zhousheng. A partial discharge pattern recognition method based on deep learning and multi-model fusion[J]. Electric Power Engineering Technology,2023,42(3):188-195.
- [22] 张鑫,牟龙华,徐志宇.基于电力物联网的高压开关柜状态监测系统设计[J].实验室研究与探索,2021,40(6):74-80.
ZHANG Xin, MU Longhua, XU Zhiyu. Design of condition monitoring system for high voltage switchgear based on power Internet of Things[J]. Research and Exploration in Laboratory,2021,40(6):74-80.
- [23] 苏磊,陈璐,徐鹏,等.基于深度信念网络的变压器运行状态分析[J].高压电器,2021,57(2):56-62.
SU Lei, CHEN Lu, XU Peng, et al. Operation condition analysis of transformer based on deep belief network[J]. High Voltage Apparatus,2021,57(2):56-62.
- [24] SEHAT H, PAHLEVANI P. An analytical model for rank distribution in sparse network coding[J]. IEEE Communications Letters,2019,23(4):556-559.
- [25] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006,70(1/2/3):489-501.