

# 适应分布式能源大量接入的输配电油浸式变压器故障诊断方法研究

戴旭<sup>1</sup>, 陈旭<sup>2</sup>, 苏军<sup>2</sup>, 肖钰皓<sup>1</sup>, 沈泆成<sup>1</sup>, 霍耀冉<sup>1</sup>

(1. 国网四川省电力公司信息通信公司, 四川成都 610041;

2. 四川科锐得电力通信技术有限公司, 四川成都 610041)

**摘要:**针对光伏等大量分布式能源的接入对新型电力系统的安全运行带来的输配电设备故障诊断问题,提出了适应分布式能源大量接入下油浸式变压器的故障诊断方法。基于多源数据融合的DS证据理论,构建深度自编码器故障诊断算法,以多源特征数据作为输入,采用DS证据理论对堆叠自编码器模型输出结果进行数据融合,根据融合结果对故障诊断进行分析与研究。以某省2019年变压器检修数据为算例,评估多源数据对结果的影响及其故障分析的正确率。仿真结果表明,多源数据融合可以提高故障诊断正确率,相较于最近邻方法与BP神经网络,数据融合模型具有更高的故障精度。

**关键词:**分布式能源; 输配电; 数据融合; 故障诊断

中图分类号: TM 862P 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2024)06-0050-06

DOI: 10.16527/j.issn.1003-6954.20240607

## Research on Fault Diagnosis Method of Oil-immersed Transformer for Power Transmission and Distribution with Access of Large-scale Distributed Energy Resources

DAI Xu<sup>1</sup>, CHEN Xu<sup>2</sup>, SU Jun<sup>1</sup>, XIAO Yuhao<sup>1</sup>, SHEN Luocheng<sup>1</sup>, HUO Yaoran<sup>1</sup>

(1. State Grid Sichuan Information and Communication Company, Chengdu 610041, Sichuan, China;

2. Sichuan GRID Power Communication Technology Co., Ltd., Chengdu 610041, Sichuan, China)

**Abstract:** Aiming at fault diagnosis problems of transmission and distribution equipment brought by the access of large amount of distributed energy resources such as photovoltaic for the safe operation of new power systems, a fault diagnosis method of oil-immersed transformer with the access of large amount of distributed energy resources is put forward. DS evidence theory based on multi-source data fusion is proposed to construct a deep autoencoder fault diagnosis algorithm, which takes multi-source feature data as input. DS evidence theory is used to fuse the output results of stacked auto encoder model, and fault diagnosis is analyzed and studied based on the fusion results. Taking transformer maintenance data of a province in 2019 for example, the influence of multi-source data on results and the accuracy of fault analysis are evaluated. Simulation results show that multi-source data fusion can improve the accuracy of fault diagnosis. Compared with K-nearest neighbor and back propagation neural network, the proposed data fusion model has a higher fault accuracy.

**Key words:** distributed energy resources; power transmission and distribution; data fusion; fault diagnosis

## 0 引言

以清洁电力为主导的新型电力系统意味着对传统电力系统的又一次重大技术革新。“十四五”时

期,新能源将超常规、跨越式发展,电力供应保障风险将继续增大<sup>[1-4]</sup>。电力系统故障定位与识别是在故障发生之后,根据设备检测到故障时电气量的变化特性,定位故障所在的线路和判断故障类型。

与输电网比较,配电网的网络拓扑构造更为复

杂、更容易引起停电事件的发生,无法高效地解决故障,会造成系统故障的不断扩大,甚至可能形成大规模停电。而停电事件80%以上是由于配电网发生的问题造成的,其中单相接地故障发生频率最高,但其他故障类型也时有发生。因此,在故障发生后准确定位故障和判断故障类型,能有效提高故障切除和保护措施的效率。但是,分布式能源接入配电网后,使配电网结构更加复杂,潮流双向多变、故障机理呈现弱特征、大量分布式能源的随机性和波动性是配电网故障定位及故障类型识别需要面临的主要问题<sup>[5-6]</sup>。开展适用于含大量分布式能源输配电设备故障诊断方法的研究,不仅对故障修复和减少城市停电时间具有积极意义,同时也对增加城市配电网效益、减少运营风险有重要现实意义。

电力变压器是重要的电网输配电设备。在分布式能源接入的电力系统中,电力变压器往往与分布式电源直接或间接相连,其故障诊断方法具有很高的研究价值。目前,变压器故障诊断的方法研究已经趋向于多元化。文献[7-9]根据变压器特征气体和故障类型的特点,使用Matlab建立了变压器故障诊断仿真模型,记录了这些模型迭代的适应度曲线和均方误差、故障预测的准确性等重要评价指标数据,从而避免了许多电力变压器故障所造成的巨大影响和损失。在上述研究的基础上,文献[10-12]分别基于贝叶斯优化极端梯度提升算法、主成分分析法以及改进灰狼算法搭建了变压器故障诊断模型,并基于该算法进行了变压器故障诊断过程。同时,数据分析领域的故障检测研究也在不断进行,文献[11]针对变压器不平衡数据集对故障诊断模型产生的影响,采用带梯度惩罚的Wasserstein距离生成对抗网络对变压器数据进行数据增强。文献[13-15]根据变压器内油色谱浓度,建立了预测精度高的随机森林算法模型并对变压器过热放电进行故障诊断,与梯度提升决策树算法相比,该模型对变压器故障的预测更为准确。文献[16]针对不平衡数据对变压器故障诊断模型辨识精度的影响,提出一种基于自适应综合过采样与改进鲸鱼算法优化核极限学习机的变压器故障诊断模型,所提故障诊断模型具有更高的精度和泛化能力。

尽管目前对于变压器故障诊断的研究已经十分全面,但面向于油浸式变压器的研究较少,而此类变压器往往受到的影响更多,更加容易损坏。针对以上现象,下面提出了一种基于多源数据融合的DS证据理论,通过构建深度堆叠自编码器(stacked auto encoder, SAE)故障诊断算法,以油浸式变压器故障诊断多源数据作为输入,采用DS证据理论对SAE模型输出结果进行数据融合,根据融合结果对故障进行分析与研究。最后,以某省2019年变压器检修数据为算例,检测多源数据对结果的影响及其故障分析的正确率,发现通过多源数据融合,可使故障诊断决策更加明确且正确率大大提高。相较于最近邻方法(K-nearest neighbor, KNN)与BP神经网络(back propagation neural network, BPNN),SAE模型能更准确地实现故障诊断分析。

## 1 电力变压器的多源数据融合模型

### 1.1 油浸式变压器多源数据结构

分布式电源的大范围接入会影响电网的电压水平,需要在适当的位置安装电力变压器来保持电压稳定;而电力变压器也可以将分布式电源输入的电力进行升压或降压,并纳入电网供电范围。油浸式变压器作为目前电网运行中电力变压器的主体,随着使用年限的增加,出现故障的概率也在不断增加,甚至有可能导致意想不到的大规模停电。因此,有必要对油浸式变压器的故障诊断方法进行研究。

多源数据融合理论最早由美国学者提出。基于多种数据源,依据某种特定标准在空间与时间上进行冗余或者互补数据的组合,以获得对被测对象一致性解释以及描述,可应用于分布式检测融合、机动目标跟踪、目标识别和决策信息融合等方面的理论和应用研究<sup>[17]</sup>。

多源数据融合等级根据处理数据源的不同可分为3级模型,包括3个部分:数据层融合、特征层融合和决策层融合。数据层融合是指对原始数据进行直接融合,但计算复杂,只适用于同类传感器数据融合;特征层融合,指在对数据源进行分析后,只保留特征信息,极大减少数据量;策略层融合是指在初步

决策的基础上,按照一定的规则将预处理后的数据进行组合,从而得到最终的决策结果,大大提高灵活性以及容错率。

以油浸式变压器为例,通过油色谱试验、绝缘油试验以及电气试验,可全面、科学、可行地构建油浸式变压器的多源数据结构,如图 1 所示。利用油色谱试验,可检测出因老化、变质而分解出的极少量气体成分,进而判断变压器故障情况。而绝缘油试验可以间接评估变压器的健康状态。此外,电气试验最能直接明了地反映变压器故障情况。

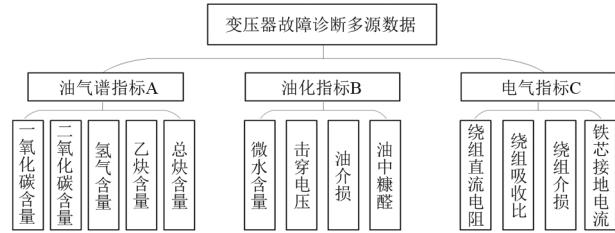


图 1 油浸式变压器故障诊断多源数据体系

## 1.2 DS 证据理论

在多源数据融合领域中,数据融合算法是核心,其中 DS 证据理论可有效分析不确定、不完整信息,更为快速地实现数据融合<sup>[18]</sup>。

DS 证据理论是由识别框架、基本概率分布函数、信任函数、似然函数和综合规则组成。应用于数据融合时,其基本思想主要包括以下步骤:

1) 建立识别框架:对数据样本进行分析,得到所有可能出现的命题,形成 DS 证据理论中的识别框架,其中一个集合内包含了  $N$  个互斥事件。

2) 建立初始信任分配:在识别框架中,为每个命题进行证据赋值,得到基本概率赋值函数。

3) 计算置信度:根据因果关系,计算所有命题的置信度以及 DS 证据理论中的信度函数和似然函数,构造各命题的置信度,一个命题的置信度等于证据在其所有前提中的初始置信度的总和。

4) 证据合成:采用 DS 证据理论综合方法,对多个证据提供的信息进行综合,计算得出每个命题的置信度。

5) 确定证据数据属于哪个命题:根据综合可信度,确定证据数据属于哪个命题,一般选择置信度最高的命题作为决策结果。

识别框架是 DS 证据理论中描述命题的集合形

式,其中每个集合内都包含了可能出现的互斥事件。因此,DS 证据理论通过对证据进行分析并建立识别框架,计算命题的置信度,综合选取置信度最高的命题作为决策结果。定义识别框架为

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_n\} \quad (1)$$

式中,  $u_i$  为识别框架  $U$  的第  $i$  个元素。

识别框架  $U$  的所有子集构成一个集合,称为幂集,记为  $2^U$ 。

用  $m$  来表示  $U$  上命题  $A$  的基本概率分配函数。倘若  $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ , 设  $A$  为幂集  $2^U$  的任意子集,并且满足式(2)。

$$\begin{cases} m(A) = 0, \\ \sum m(A) = 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $m(A)$  为对  $A$  的信任度。

$f: 2^U \rightarrow [0, 1]$ , 则:

$$f(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad \forall A \subseteq U \quad (3)$$

式中,  $f(A)$  为的信任度,表示同意命题  $A$  的证据概率之和。若定义  $w: 2^U \rightarrow [0, 1]$ , 则:

$$w(A) = 1 - f(A) \quad \forall A (\subseteq U) \quad (4)$$

式中,  $w(A)$  为  $A$  的似然函数。当  $\forall A \subseteq U$  时,  $U$  上元素可合成为:

$$\begin{cases} (m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{K}{1-K}, A \neq \Phi \\ (m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = 0, A = \Phi \end{cases} \quad (5)$$

$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_n} m_1(A_1) m_2(A_2) \dots m_n(A_n) \quad (6)$$

式中,  $K$  为冲突系数。  $K$  的大小可有效反映出证据与证据间的冲突程度,其值越大越能体现出冲突越剧烈。当  $K = 1$  时,证据之间完全冲突;当  $0 < K < 1$  时,可利用规则对数据进行融合;当  $K$  值过大时,可信度会大大降低,最终会导致不够理想的融合结果。

## 2 多源数据的深度学习算法研究

### 2.1 深度学习

深度学习是机器学习领域的一个新兴研究分支,是一类模式分析方法的总称<sup>[19]</sup>。它通过训练多层网络结构对未知数据进行分类或回归,进而表示出数据的抽象语义信息。相较于浅层学习,深度学

习着重于模型结构的深度,一般有 5~10 层甚至更多的隐层节点。通过深入分析和学习特征,可以进行特性变换,将原有空间的特征表示变换到全新的空间,从而丰富数据信息。深度学习模型如图 2 所示。

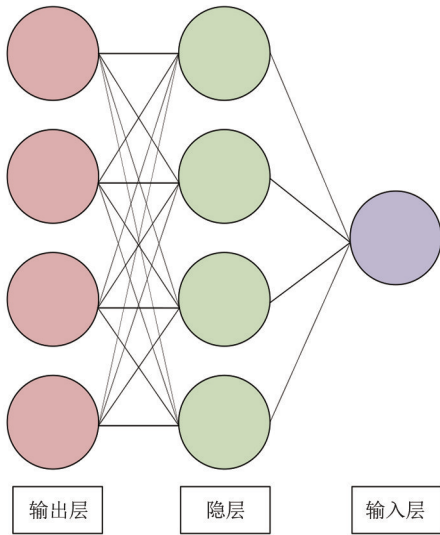


图 2 含多个隐层的深度学习模型

### 2.2 深度自编码器故障诊断算法

基于自编码器的 SAE 是一种由多层稀疏自编码器组成的深度神经网络模型,是目前公认的深度学习基本模型之一。前一层隐藏层的输出是编码器后一层的输入,最后一层是分类器,其结构如图 3 所示。

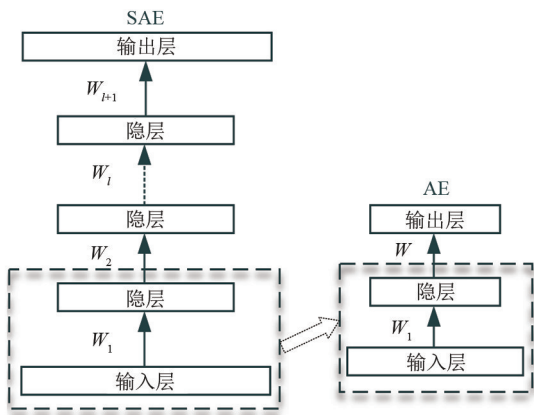


图 3 SAE 网络结构

SAE 的训练过程分为预训练和全局微调两个不同的阶段。在预训练阶段,每个自动编码器从低层开始单独进行训练,这是无监督学习的一种方式。当低层自动编码器训练完成时,其隐层输出可以作为高层自动编码器的输入,然后高层自动编码器继续训练,直到所有自动编码器都训练完毕。在全局微调阶段,SAE 的初始权重和偏置是由预训练阶段得到的,使用数据的标签作为监督信号,计算网络误

差,并使用反向传播算法计算各层的误差。最后,使用梯度下降法对各层的权重和偏置进行调整,以完成对整个网络的微调。

将 DS 证据理论与 SAE 相结合应用到油浸式变压器故障诊断,其模型如图 4 所示。

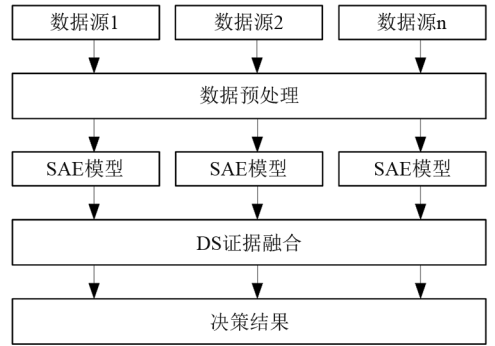


图 4 SAE-DS 多源数据融合模型

在进行诊断初期,以图 1 所示的相关多源数据作为输入数据,应用于深度自编码器故障诊断算法来进行油浸式变压器故障诊断。如图 5 所示,故障诊断方法包含以下 3 个步骤:

- 1) 收集原始数据,原始样本包括多源特征数据与油浸式变压器故障类型标签,多源特征数据作为 SAE 模型的输入。
- 2) 采用动量梯度下降法对 SAE 模型进行迭代训练,直至满足 SAE 模型的精度要求。
- 3) 采用 DS 证据理论对 SAE 模型输出结果进行数据融合,得到故障诊断结果。

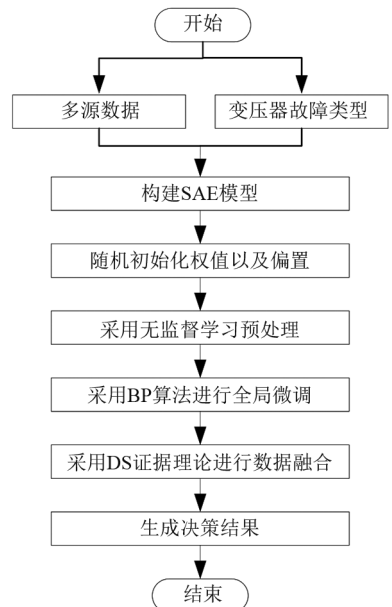


图 5 深度自编码器故障诊断算法步骤

### 3 算例分析

仿真部分采用了某省电网 2019 年油浸式变压器检修报告中的故障数据作为样本,共计 1400 个样本。采样样本包括变压器的温度、振动和变压器的功率,采样时间为 1 s。通过对这些数据进行归一化和降噪等预处理,进一步通过故障诊断方法获得油浸式变压器的故障情况、原因和特征的重要信息。

#### 3.1 多源数据融合对结果的影响

选取 3 种不同的油浸式变压器,分别为  $L_1$ 、 $L_2$ 、 $L_3$ ,采用 DS 证据理论对局部放电故障的数据融合进行分析,判断其对诊断结果的影响。图 6 为局部放电故障各证据体置信度数据。由图 6 可看出,只选取一种数据时信任度位于 0.2~0.4 之间;选取两种数据时信任度位于 0.5~0.7 之间;选取 3 种数据时信任度为 0.759。当采用 3 种数据相融合时,其信任度最高。

如表 1 所示,只选取一种数据时诊断正确率小于 82%;选取两种数据时正确率低于 93%;选取 3 种数据时正确率高达 98.3%。当采用 3 种数据相融合时,其正确率最高。

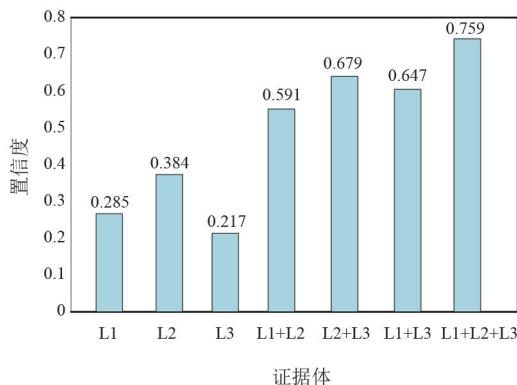


图 6 局部放电故障各证据体置信度

表 1 不同油浸式变压器故障类型诊断的正确率 单位:%

数据源	局部放电	高温过热	中低温过热	高能放电	低能放电	平均
L1	77.9	84.7	80.6	83.1	76.2	80.5
L2	79.3	77.5	80.9	75.1	73.2	77.2
L3	88.9	86.4	61.8	85.1	87.1	81.9
L1+L2	92.3	89.7	92.5	94.3	94.9	92.7
L2+L3	90.9	87.1	84.5	90.2	88.8	88.3
L1+L3	92.3	89.7	94.6	86.1	95.3	91.6
L1+L2+L3	98.9	97.2	97.6	98.9	98.9	98.3

#### 3.2 不同算法对诊断结果产生的影响

为对比深度学习算法与其他机器学习算法在油浸式变压器故障诊断应用上的差异,将上述多源数据仍作为输入数据,可对其他机器学习算法与 DS 证据理论相结合的诊断模型进行比较与分析。

选取 BPNN<sup>[20]</sup> 和 KNN<sup>[21]</sup> 分别与 DS-SAE 故障诊断算法相对比,其诊断结果如图 7 所示。根据图 7 的结果显示,在实验次数逐渐增加时,所提 DS-SAE 故障诊断方法的故障诊断准确率最终稳定在 92.5%。这一准确率明显高于其他两个算法,进一步强调了 DS-SAE 方法在故障诊断方面的优越性。因此,可以得出所提 DS-SAE 故障诊断算法非常适用于处理大量数据的应用场景。

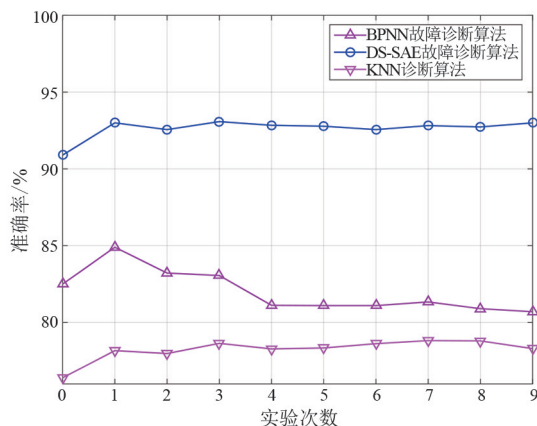


图 7 各机器学习算法故障诊断结果

## 4 结论

电力变压器作为电网输电设备最重要的器件之一,在当下的有源配电网中发挥着十分关键的作用。上面以油浸式变压器为例提出构建多源数据结构体系,并进一步提出了基于 DS-SAE 的油浸式变压器故障诊断算法。仿真结果表明,多源数据融合决策可以有效提高 SAE 的故障诊断精度。相对于 KNN 和 BPNN,所提 DS-SAE 故障诊断算法具有更高的故障诊断精度。该算法不仅具有出色的故障诊断准确率,还有广阔的应用前景。通过提供高度准确的故障诊断能力,DS-SAE 方法能够帮助企业降低生产线停机时间和成本,提高产品质量和效率。因此,将 DS-SAE 故障诊断算法应用到实际工业应用中具有重要意义。

## 参考文献

- [1] LU W J, SHI C, FU H, et al. A power transformer fault diagnosis method based on improved sand cat swarm optimization algorithm and bidirectional gated recurrent unit[J]. *Electronics*, 2023, 12(3): 672.
- [2] BAKER E, NESE S V, DURSUN E. Hybrid condition monitoring system for power transformer fault diagnosis[J]. *Energies*, 2023, 16(3): 1151.
- [3] 刘栋,刘希伟.含分布式新能源的配电网风险规划探讨[J].*智库时代*, 2018(41): 147-148.
- [4] 汤广福,周静,庞辉,等.能源安全格局下新型电力系统发展战略框架[J].*中国工程科学*, 2023, 25(2): 79-88.
- [5] 张翻,陈海旭,刘闯.基于改进差分灰狼算法的主动配电网优化重构[J].*山东电力技术*, 2023, 50(3): 7-13.
- [6] 肖军,朱正,鲁晓军,等.提高水风光可再生资源配电网消纳的分布式串联补偿研究[J].*水利水电快报*, 2023, 44(3): 89-95.
- [7] 毛泉.基于鲸鱼算法优化PNN的变压器故障诊断[D].大庆:东北石油大学, 2022.
- [8] 林凡勤,李明明,郭红.变压器故障诊断技术综述[J].*计算机与现代化*, 2022(3): 116-126.
- [9] 陈文凯.基于元启发式算法优化概率神经网络的变压器故障诊断[D].南昌:南昌大学, 2021.
- [10] 肖宏磊,留毅,夏红军,等.基于PCA与SSA-Light GBM的油浸式变压器故障诊断方法[J].*综合智慧能源*, 2023, 45(3): 9-16.
- [11] 贾皓阳,钱宇.基于贝叶斯优化XGBoost算法的变压器故障诊断[J].*黄河水利职业技术学院学报*, 2023, 35(2): 37-43.
- [12] 李云溟,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.
- [13] 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].*现代电力*, 2024, 41(2): 392-400.
- [14] 缪新萍,张克贤,孔庆波.基于数据全生命周期的电力数据分析方法[J].*信息技术*, 2021(11): 60-65.
- [15] 董伟广,钟建伟,张钦惠,等.基于数据挖掘技术和随机森林算法对变压器的故障诊断[J].*电力设备管理*, 2020(3): 54-56.
- [16] 王雨虹,孙远星,包伟川,等.基于数据均衡化与改进鲸鱼算法优化核极限学习机的变压器故障诊断方法[J].*信息与控制*, 2023, 52(2): 235-244.
- [17] 张春梅,许兴雀,刘思麟.基于多源数据融合的配电网故障诊断技术[J].*上海交通大学学报*, 2024, 58(5): 739-746.
- [18] 刘浩翔.基于多源信息融合的旋转机械故障诊断方法研究[D].北京:北京化工大学, 2022.
- [19] 张珈睿.深度学习在目标检测技术优化中的应用[J].*电子技术(上海)*, 2023, 52(1): 348-349.
- [20] DONG H Y, YANG X H, LI A Y. A novel method for power transformer fault diagnosis based on Bat-BP algorithm[C]//2018 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), August 15-17, 2018, Xi'an, China. IEEE, 2018: 566-569.
- [21] MO Wenxiong, KARI Tusongjiang, WANG Hongbing, et al. Fault diagnosis of power transformer using feature selection techniques and KNN[C]//2017 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC), Dec. 13-16, 2017, Chengdu, China. IEEE, 2017: 2827-2831.

## 作者简介:

戴旭(1986),男,硕士,高级工程师,研究方向为新型电力系统、人工智能等新技术;

陈旭(1986),男,硕士,高级工程师,研究方向为新型电力系统通信技术;

苏军(1991),男,硕士,工程师,研究方向为大数据应用;

肖钰皓(1995),男,硕士,工程师,研究方向为北斗数字化新技术;

沈添成(1988),男,硕士,高级工程师,研究方向为新型电力系统及数字化新技术;

霍耀冉(1987),男,博士,工程师,研究方向为数字化新技术。

(收稿日期:2024-06-09)