

Research on AI fault diagnosis technology based on power measurement instrument

Lan Li Yonghui Hou

Henan Institute of Measurement and Testing, Zhengzhou, Henan, 450000, China

Abstract

To address the challenges of low efficiency and difficult fault localization in power equipment maintenance, as well as the inadequacy of traditional maintenance methods in meeting preventive requirements, this study introduces artificial intelligence algorithms. By integrating real-time data from power measurement instruments, we develop an intelligent fault diagnosis model that enables rapid identification and precise localization of potential issues, providing technical support for preventive maintenance. The model performs real-time monitoring and analysis of instrument data, employing data mining and pattern recognition to accurately capture short-circuit fault characteristics, which are then compared with traditional methods. Results show that the control group achieved 95.9% diagnostic accuracy, while the experimental group reached 98.7%, demonstrating superior performance of AI-driven diagnostics. In conclusion, this AI-based diagnostic technology opens new avenues for daily maintenance of power measurement instruments, offering more efficient and accurate solutions that significantly enhance the stability of power system operations.

Keywords

power measurement instrument; fault diagnosis technology; accurate identification

基于电力测量仪表的 AI 故障诊断技术研究

李岚 侯永辉

河南省计量测试研究院, 中国·河南 郑州 450000

摘要

针对电力设备故障识别效率低、定位难,传统维护难满足预防性需求的问题,本研究引入人工智能算法,结合电力测量仪表实时数据构建智能化故障诊断模型,实现潜在问题快速识别与准确定位,为预防性维护提供技术支持。研究中,模型对仪表数据实时监测分析,通过数据挖掘、模式识别精准捕捉短路故障潜在特征,并与传统方法对比。结果显示,对照组诊断准确率95.9%,实验组达98.7%,证实AI驱动的诊断效果更优。综上,这种基于人工智能的诊断技术为电力测量仪表日常维护开辟了全新途径,提供了更高效、准确的解决方案,对保障电力系统稳定运行具有重要应用价值。

关键词

电力测量仪表;故障诊断技术;精准识别

1 引言

智能电网背景下,电力测量仪表对电力系统安全稳定运行至关重要。国家电网统计,2023年仪表故障致停电超5000小时,影响数百万用户,亟需高效精准的故障诊断技术^[1]。

近年AI在该领域引发研究热潮:文献^[2]的深度学习方法特定场景准确率较高,但依赖单一电气信号,难捕复杂工况多元特征,易受噪声干扰;文献^[3]的多模态数据融合技术实时性不足,无法满足快速响应需求。因此,本文引入先进AI技术,实现短路故障快速准确诊断,减少损失、保障系统稳定。

2 电力测量仪表短路故障诊断设计

遵循当前业界普遍认可的短路故障诊断基本思路和方法,同时引入先进的人工智能技术作为支撑。该技术在故障诊断领域的应用已得到部分研究验证。在对上述已有方法深入研究与分析的基础上,本研究的创新点在于构建了一套优化后的短路故障诊断设计方法。结合此优化流程,本研究实现了两项关键改进:一是突破传统方法仅能识别故障是否发生的局限;二是新增故障定位模块,能够精确定位短路故障的具体位置。最终,系统会综合故障类型、位置等信息输出诊断结果报告。

3 短路故障诊断流程

3.1 设置短路故障诊断依据

在故障特征维度,短路故障的核心特征表现为三类典型信号异常:一是电流信号突变,短路发生瞬间回路电阻骤

【作者简介】李岚(1979-),女,中国河南郑州人,硕士,工程师,从事电学/计量检定研究。

降；二是电压信号畸变；三是温度异常升高。

行业标准方面，诊断依据需符合《DL/T 448-2016 电能计量装置技术管理规程》中关于仪表故障状态的界定标准，同时参考仪表制造商提供的技术手册，明确不同型号仪表的短路耐受阈值（如最大短时耐受电流、绝缘击穿电压等）^[4]。

建立系统总电流数学模型：

$$i_x = \sqrt{2}I_{pm} \frac{U_N}{x_s} \left| \cos(\theta - \varphi) e^{-\frac{t}{T_s}} - (1 - \sigma) \cos(\theta - \varphi) e^{-\frac{t}{T_r}} \right| \quad (1)$$

其中， T_s 、 T_r 分别指代上层和下层电路的暂态时间常数； U_N 、 x_s 表示电力系统的标称相电压以及暂态电抗； σ 代表总漏电抗系数；符号 θ 代表电源电势的起始相位角； I_{pm} 、 φ 分别表示短路电流周期分量的幅值和阻抗角，其计算公式为：

$$\begin{cases} I_{pm} = \frac{Q}{\sqrt{R^2 + (\omega L)^2}} \\ \varphi = \arctan\left(\frac{\omega L}{R}\right) \end{cases} \quad (2)$$

3.2 构建电力测量仪表等效模型

根据电力测量仪表内部组成元件的种类、属性、电路连接等情况，设计相应的等效电路模型。其中，发电侧通常等效为理想功率源，功率参考值 P_{ref} 、 Q_{ref} 是电力电子装置并网控制的经典输入量，用于实现功率跟踪；PI 控制用于消除静差、调节动态响应；LC 滤波是电力电子装置并网侧的经典配置，用于滤除 PWM 高频谐波，电感 L 、电容 C 等效为理想元件；矢量解耦是实现有功、无功独立调节的关键，将三相交流量转换为直流量控制；电网常规等效为“理想电压源 + 线路阻抗（电阻 R_{line} 、电感 L_{line} ）”，用于模拟并网时的电网强度、电压跌落等工况。

3.3 自动化采集仪表实数据

完成信号采集卡选型与仪表稳固连接后，需按流程完成初始化：安装配置驱动程序、激活校准采集卡、设定优化 A/D 转换参数，达标后启动数据采集。采集以实时准确获取仪表运行数据为核心，经处理转换后输出，为后续分析奠定基础；系统设 0.5s 自动采集间隔（保障数据连续实时）与 12 小时连续采集周期（全面捕捉系统状态），电表数据采集按此推进。

$$\begin{cases} U = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u^2(n)} \\ I = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} i^2(n)} \end{cases} \quad (3)$$

在公式中， $u(n)$ 表示电力测量仪表中各线路的电压值； $i(n)$ 代表电流值； N 为每个周期内的采样频率。这一流程不仅实现了数据的自动化采集，还确保了采集结果的精确性和可靠性，从而为电力系统的稳定运行和优化管理提供数据支持。

3.4 利用人工智能技术提供信号数据特征

融合注意力机制的改进神经网络模型（Attention-BiLSTM），兼具复杂信号处理与核心特征强化捕捉能力：通过 BiLSTM 建模时序信息、注意力机制聚焦关键维度以减少干扰，预处理数据经嵌入层、BiLSTM 层及注意力层运算输出高维特征向量，支撑故障诊断等场景。模型含输入层、隐藏层、输出层，学习过程分为正向传播（初始权重阈值下信号逐层处理生成预测）与反向传播阶段。输出结果可以表示为：

$$Ql = \sum_i w_{ij} x_i + b_j \quad (4)$$

其中， w_{ij} 和 b_j 代表每个单元到下一个单元之间的权重值与偏向值。

对输出层结果全面评估，当实际输出值与预期值有明显偏差，系统立即启动反向传播算法。其核心作用是对学习网络高效重新调整，确保提升模型预测准确性。在此过程中，网络的权重参数和偏向值会相应更新优化，且更新调整过程可用数学表达式为：

$$\begin{cases} w'_{ij} = (i)Err_j x_i + w_{ij} \\ b'_{ij} = (i)Err_j x_i + b_{ij} \end{cases} \quad (5)$$

在该公式中， w_{ij} 、 b_{ij} 、 w'_{ij} 、 b'_{ij} 分别表示更新之后的权重值与偏向值； $(i)Err_j$ 代表计算误差。降噪后的数据输入改进神经网络模型，提取电流、电压特征参数及计量误差指标；计算结果经精细运算分配至隐藏层神经元，神经元按权重与激活函数处理转换数据，再逐层反馈并按预设算法调整网络权重与阈值。系统通过前向传播反复迭代训练，直至预测结果与预期目标高度吻合。其计算公式为：

$$\lambda = \frac{m_0 - m}{m} \quad (6)$$

其中， m_0 和 m 是实测脉冲数和预测脉冲数。通过对电压、电流及计量误差这三个核心维度的综合分析，系统最终能够得出一个全面且精确的信号数据特征提取结果。

3.5 实现电力测量仪表短路故障自动化诊断

电力系统运行监控中，技术人员需严格比对分析实时采集的电力仪表数据，这是短路故障诊断标准的关键步骤，可精准评估设备是否存在短路故障及具体故障类型，为后续故障排除与维修提供可靠数据支持和决策依据。例如二相短路，电力仪表记录的数据需满足特定条件：

$$\begin{cases} I_{ka} = 0 \\ I_{kb} = -I_{kc} \\ U_{kb} = U_{kc} \end{cases} \quad (7)$$

其中， I_{ka} 、 I_{kb} 、 I_{kc} 分别为 a、b、c 三相两端的电流； U_{kb} 、 U_{kc} 为 b 相和 c 相两端电压。若式 (7) 条件成立，

判定该仪表内部发生了两相短路故障。基于同样的逻辑推理和数学分析方法，可推演出单相短路及三相短路故障的诊断结论。

4 诊断性能测试实验

为全面验证人工智能驱动的电力测量仪表短路故障自动化诊断方法的效能与可靠性，设计涵盖多种典型故障场景的系统化性能测试实验，通过对比分析与数据评估探究其不同条件下的表现。

4.1 准备电力测量仪表样本

在本次实验中，选用了四种不同型号的电能计量装置，

包括 DD238、DB2、DS864 和 DT862，每种型号均配备了多个样本。经实验验证的样本构建流程，最终形成包含 758 组全工况覆盖的故障数据矩阵。该数据集严格遵循电力故障分类编码体系，其中：单相接地故障 (AG) 样本 183 组、两相接地故障样本 204 组、相间短路故障样本 195 组，以及三相对称短路故障样本 176 组。

4.2 描述实验过程

将预处理后的电力测量仪表样本按流程接入三相电力系统，保持电能输出连续以避免影响测量准确性。按标准化步骤采集所有样本实时运行数据，作为故障诊断基础数据。依此流程完成所有待测样本诊断，获取各自诊断结果。

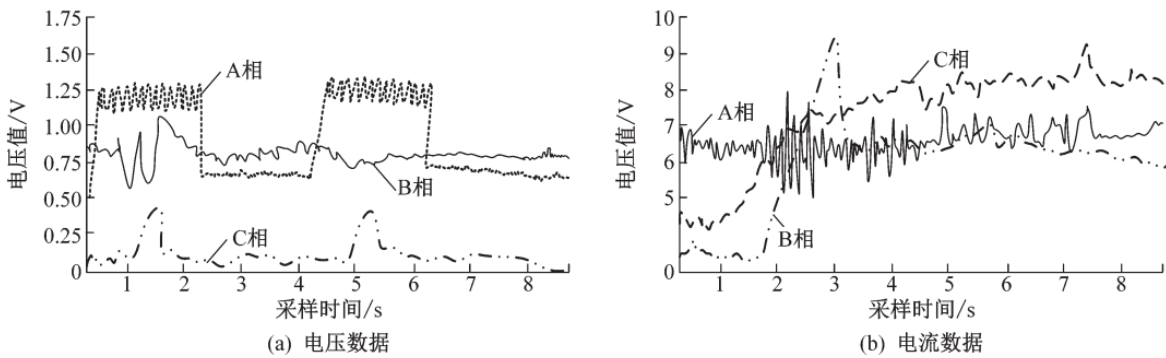


图 1 电力测量仪表样本运行数据

4.3 选择诊断性能测试指标与实验对比项

围绕短路故障参数精确测量与故障类型准确识别两大核心，全面评估所提诊断方法的精确性。构建以电压幅值误差、电流幅值误差及故障类型诊断精确度为核心的多维度评估体系，确保结果科学客观；其中短路故障参数评估可获取具体数值数据，为诊断方法实际效能提供关键参考。具体而言，短路故障参数评估指标的数值数据如下：

$$\begin{cases} \varepsilon_U = |U_{diagnosis} - U_{fault}| \\ \varepsilon_I = |I_{diagnosis} - I_{fault}| \end{cases} \quad (8)$$

在该公式中， $U_{diagnosis}$ 、 U_{fault} 、 $I_{diagnosis}$ 、 I_{fault} 分别代表了电力系统中故障发生时电压和电流幅值的诊断值与实际测量值。在电力系统运行中，通过精确设定电压等级和短路故障参数，结合实际测量或模拟实验，可获得准确的实际数值。此外，针对不同故障类型的诊断正确率，其具体的数值结果如式 (9)，这些数据将有助于进一步评估和优化故障诊断方法的性能。

$$\eta = \frac{N_{correct}}{N_{all}} \times 100\% \quad (9)$$

在短路故障诊断过程中， $N_{correct}$ 与 N_{all} 分别指代正确识别的故障数目和参与诊断的样本总数。通过对诊断结果与既定故障信息进行详尽且全面的对比分析，通过系统的数据统计和分析处理，得出 $N_{correct}$ 的确切数值。而 N_{all} 作为一

个恒定的常数，为后续的误差计算提供了稳定的基准。最终计算得出的 ε_U 、 ε_I 数值越大，意味着短路故障参数的诊断过程中，误差相应增加，即故障诊断的精确度降低，诊断结果的可靠性受到质疑；相对地， η 的计算结果越大，则表明对故障类型的诊断精确度越高，诊断效果越理想，能够更准确地识别和定位故障。

诊断决策采用故障置信度计算，计算公式如下：

$$Confidence = \frac{\max(p_1, p_2, p_3, p_4)}{\sum_{i=1}^4 p_i} \quad (10)$$

其中， p_i 是短路故障的预测概率。

为验证短路故障诊断方法效果，本研究以本文方法为实验组、传统功率因数变化量诊断法为对照组，对同一电力计量仪表样本处理以控制变量，排除干扰后代入数据获输出结果。

4.4 实验过程与结果分析

4.4.1 故障参数诊断精度测试结果

在对相关数据进行对比分析后，得到表 2 展示的短路故障参数诊断测试结果。

在将表 2 所载数据输入至式 (6) 进行运算后，电压参数的平均误差为 0.493V，电流参数的平均误差为 0.033A。而本文所提出的诊断方法，在电压参数上的平均误差仅为 0.015V，电流参数上的平均误差为 0.011A。

表 2 短路故障参数诊断数据表

样本编号		001	002	003
电力测量仪表 实际运行参数	a相电流	7.76	8.30	6.41
	b相电流	6.10	7.83	8.50
	a相电压	0.77	1.32	0.82
	b相电压	1.25	0.89	1.76
基于功率因数 变化量的短路 故障诊断方法	a相电流	7.70	8.24	6.42
	b相电流	6.08	7.80	8.51
	a相电压	0.72	1.31	0.80
	b相电压	1.23	0.85	1.72
设计短路故障 诊断方法	a相电流	7.73	8.30	6.46
	b相电流	6.10	7.82	8.52
	a相电压	0.76	1.32	0.82
	b相电压	1.25	0.88	1.75

4.4.2 故障类型诊断精度测试结果

通过对每一项短路故障类型进行对照，可以得出一系列反映方法类型诊断准确性的测试结果。这些结果将有助于更好地理解 and 评估诊断方法的有效性。具体的测试结果如图所示。

基于实验数据与预设样本集的式(9)全参数解析计算，获得诊断准确率对比数据：对比两组的诊断准确率，对照组平均值为 95.9%，实验组结果是 98.7%。

4.4.3 故障诊断耗时测试结果

诊断耗时是衡量故障诊断技术性能的关键指标之一，它直接影响到故障处理的及时性。表 3 所示为不同故障的诊断耗时。这一结果表明，该故障诊断技术能够快速响应，为

及时处理电力测量仪表故障提供了有力支持。

表 3 故障诊断耗时测试结果

故障复杂程度	诊断耗时
简单故障	0.15s
中等复杂故障	0.3s
复杂故障	0.5s
平均诊断耗时	0.3s

5 结语

综上所述，目前现有研究大多聚焦于单一传感器数据。本文所提出的基于人工智能的故障诊断技术，构建了较为完善的故障数据集，为人工智能诊断模型的训练与验证提供了坚实的数据支撑。在电压参数方面的平均误差仅为 0.015V，在电流参数方面的平均误差为 0.011A。这表明运用人工智能技术开展故障诊断，能够有效减小误差，在工作精准度方面的巨大潜力与显著优势。

参考文献

- [1] 陈朝阳,陈麒宇. 电力测量仪表短路故障自动化诊断研究[J]. 电子元器件与信息技术,2023,7(6):9-12.
- [2] 李浩,魏繁荣,王浩,等.基于振动信号与深度学习的电力变压器故障诊断方法[J].电工电能新技术, 2024, 43(10):1-12.
- [3] 邢致恺,何怡刚,姚其新.基于多模态信息融合的变压器在线故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报, 2024, 38(9):95-103.
- [4] 曹善旭. 考虑短路故障影响含风电电力系统恢复决策优化方法研究[J]. 电力设备管理,2024(1):66-68,123.