

人工智能算法在光伏逆变器运维检修故障诊断中的实践与验证

李雄飞

云南金元新能源有限公司，云南 昆明 650200

DOI:10.61369/EPTSM.2025070011

摘 要： 光伏逆变器作为光伏发电系统的核心转换设备，其运行稳定性决定着整个光伏电站的发电效率与经济效益。但传统故障诊断方式过于依赖人工经验，其存在着诊断滞后、准确率低、运维成本高等问题。本文则以人工智能算法为技术核心，结合光伏电站的运维实践，从数据采集预处理、算法模型选型适配、诊断系统搭建落地、现场验证优化四个维度入手，系统地探索了人工智能算法在光伏逆变器故障诊断中的实践应用路径。经过多个光伏电站的现场验证表明，基于人工智能算法的故障诊断系统能够实现故障的快速识别、精确定位与提前预警，该系统可以显著地提升运维检修效率，并降低故障的停机时间。

关 键 词： 人工智能算法；光伏逆变器；故障诊断；运维检修；实践应用

The Practical Application and Validation of Artificial Intelligence Algorithms in Fault Diagnosis for Photovoltaic Inverter Operation and Maintenance

Li Xiong fei

Yunnan Jinyuan New Energy Co., Ltd., Kunming, Yunnan 650200

Abstract： As a core conversion device in photovoltaic power generation systems, the operational stability of photovoltaic inverters determines the overall power generation efficiency and economic benefits of the entire photovoltaic power station. However, traditional fault diagnosis methods overly rely on human experience, which leads to issues such as delayed diagnosis, low accuracy, and high maintenance costs. This paper focuses on artificial intelligence algorithms as the technological core, combining the maintenance practices of photovoltaic power stations. It systematically explores the practical application path of artificial intelligence algorithms in the fault diagnosis of photovoltaic inverters from four dimensions: data collection and preprocessing, algorithm model selection and adaptation, diagnostic system construction and implementation, and on-site validation and optimization. Field validation in multiple photovoltaic power stations has shown that the fault diagnosis system based on artificial intelligence algorithms can achieve rapid fault identification, accurate localization, and early warning. This system significantly enhances maintenance and repair efficiency and reduces downtime caused by faults.

Keywords： artificial intelligence algorithms; photovoltaic inverters; fault diagnosis; maintenance and repair; practical applications

引言

人工智能算法在光伏逆变器故障诊断中应用的核心逻辑是通过“数据驱动”，来实现故障的智能识别。首先采集逆变器在正常运行和故障状态下的各类运行参数，构建了涵盖不同故障类型的数据集；其次利用算法对数据集进行学习，从中提取不同故障的特征模式，建立起故障诊断模型；最后将实时采集的运行数据输入模型，模型再通过对比分析判断出设备是否存在故障，并识别故障类型、定位故障部位。上述整个过程无需人工干预，完美的实现了故障诊断的自动化、智能化，也就是说人工智能技术的快速发展，为光伏逆变器故障诊断提供了全新解决方案。尽管最近几年国内外学者在人工智能算法应用于光伏逆变器故障诊断方面开展了大量的研究，但大多数研究依然停留在理论仿真阶段，缺乏了大规模的现场实践验证，因此算法的实用性、稳定性仍需进一步检验。本文则结合多个光伏电站的实际运维案例，系统地阐述了人工智能算法在光伏逆变器故障诊断中的实践应用路径，并通过现场验证分析了其应用的效果，为技术落地提供实践层面的参考。

作者简介：李雄飞（1995.03-），男，云南曲靖人，大专，助理工程师，研究方向：从事光伏电站运行检修工作。

一、人工智能算法在光伏逆变器故障诊断中的实践应用

（一）多源数据采集与预处理

显而易见地，数据才是人工智能算法运行的基础，高质量的数据直接决定了故障诊断模型的性能^[1]。对此在实践中，需构建多源数据采集体系，并进行系统的预处理，如此才能为算法建模提供可靠的数据支撑。从数据采集环节入手，首先需要明确采集参数的类型，通常涵盖了逆变器的电气参数、环境参数、设备状态参数三大类。其中电气参数包括了输入直流电压、直流电流、输出交流电压、交流电流、有功功率、无功功率、功率因数等，而这些参数的作用是直接地反映出逆变器的电能转换状态；环境参数则包括了设备运行温度、环境湿度、光照强度、风速等，主要用于分析环境因素对设备故障的影响；设备状态参数由风扇转速、模块温度、电容电压、继电器状态等组成，其可直接体现出设备关键部件的运行状态。其次为确定采集的设备与方式，建议采用本地采集结合远程传输的模式，先在逆变器内部安装传感器、智能采集模块，以此实时地采集各类参数，之后通过工业以太网、4G/5G无线网络将采集到的数据传输至电站本地数据服务器，再借助云平台实现数据的远程存储与访问。同时针对老旧逆变器缺乏数据采集功能的问题，可以通过加装外置采集装置，来实现数据采集的全覆盖^[2]。最后是制定采集频率的标准，一般根据参数的变化特性设定不同的采集频率即可，例如电气参数采集频率设定为秒级、环境参数设定为分钟级、设备状态参数设定为分钟级，该环节的关键是既能捕捉故障瞬间的参数变化，又避免数据冗余。

数据预处理环节则需要完成数据清洗、数据集成、特征提取三项工作。第一步是数据清洗，重点在于处理采集过程中出现的缺失值、异常值和重复值。具体来说：缺失值可以根据数据类型采用均值填充、中位数填充或相邻数据插值的方式补充；因传感器故障、传输干扰导致的异常值通过设定合理的阈值范围进行识别，再结合设备运行逻辑进行修正或删除即可；对于重复值，可直接进行去重处理。接着是数据集成环节，该环节是将来自不同传感器、不同逆变器、不同时间段的数据按照统一的格式进行整合，使其形成标准化的数据集，目的是方便算法调用。此外便是特征提取，该环节需要从原始数据中提取能够反映出故障特征的关键信息，例如通过分析电压、电流的波形变化提取谐波特征，或者是通过分析温度变化趋势提取温度梯度特征，以及通过分析功率波动提取功率突变特征等等，要在减少数据维度的同时突出故障特征，进而提升算法建模的效率^[3]。

（二）算法模型选型与适配

因为光伏逆变器的故障类型多样，且不同故障的特征差异较大，所以需要基于故障类型、数据特点选择合适的人工智能算法，并进行针对性适配，务必确保模型能够精准地识别各类故障。现阶段实践中，常用的算法包括了机器学习算法和深度学习算法，但应该根据具体的诊断场景进行组合应用。

面对于单一性、特征明显的故障，如直流过压、交流过流、

风扇故障等，可以采用机器学习算法中的分类算法进行诊断。即先选择支持向量机、随机森林、梯度提升树等算法作为基础模型。支持向量机适用于小样本数据，其能够在高维空间中构建分类超平面，因此对线性不可分的故障特征具有良好的分类效果；随机森林则通过多棵决策树的集成学习，能够降低过拟合风险，有利于提高诊断的准确率；而梯度提升树通过迭代优化损失函数，对故障特征的细微差异具有较强的捕捉能力。接着需要进行模型适配优化，此部分需根据数据集的特点来调整算法参数，如调整支持向量机的核函数类型、正则化参数，和调整随机森林的树数量、树深度等等。同时通过特征选择算法筛选对于故障诊断贡献度高的特征，从中减少无关特征的干扰，以此提升模型的运行速度。

对于功率器件老化、电容失效、控制模块异常等复杂性、非线性的故障来说，建议采用深度学习算法进行诊断。原因是深度学习算法能够自动学习数据中的深层特征，无需额外人工提取特征，所以适用于处理复杂故障的模糊特征。如今常用的算法有卷积神经网络、循环神经网络、自编码器等：卷积神经网络擅长处理波形、图像类数据，它可将电压、电流波形转换为二维图像，之后通过卷积层、池化层提取故障特征，进而实现故障分类；而循环神经网络能够捕捉数据的时序特征，更为适用于分析逆变器运行参数随时间的变化规律，它能够识别具有时序特性的故障，如功率器件热老化故障；自编码器则通过无监督学习对正常运行数据进行建模，当输入故障数据时，重构误差会得到显著地增大，从而实现故障的检测与识别，尤其适用于未见过的新型故障。实际在模型适配的过程中，一定要根据故障数据的类型选择合适的网络结构，例如针对波形类数据采用卷积神经网络，针对时序数据则采用循环神经网络。同步再通过迁移学习将已训练好的模型参数迁移到新的诊断场景中，即可减少新模型的训练数据量，进而缩短训练时间，最终提升模型在不同型号逆变器上的适配性^[4]。

如果面对复合型的故障，就是多种故障同时发生的情况，可以采用机器学习+深度学习融合算法进行诊断。第一步通过深度学习算法中的自编码器对运行数据进行异常检测，判断出设备是否存在故障，第二步将异常数据输入机器学习分类模型，识别出其中包含的单一故障类型，第三步是通过规则推理引擎结合逆变器的工作原理，判断其是否存在着复合型故障，并确定故障的组合类型。^[6-10]

（三）诊断系统搭建与落地

算法模型需要通过系统集成才能实现工程化落地，此系统要构建集数据采集、模型运算、故障预警、诊断报告于一体的智能故障诊断系统，才能确保算法在实际光伏电站运维中发挥出应有的作用。

1. 系统架构设计方面：边缘层部署在光伏电站本地，再由边缘计算网关、数据采集终端组成负责实时采集逆变器运行数据、对数据进行初步地处理和运行轻量化的诊断模型，用于实现故障的实时检测与本地预警。此类架构能够减少数据的传输量，有效地降低了网络延迟，确保对紧急故障能够快速地进行响应。而云层部

署在云端服务器，主要负责接收边缘层上传的历史数据和诊断结果运行复杂的深度学习模型和融合模型，与进行故障的深度诊断、类型识别和原因分析，同时云端平台还具有提供数据存储、模型更新、远程监控等功能。

2.系统功能开发：该方面重点实现以下四大核心的功能。一是实时监测功能，即通过可视化界面实时地展示逆变器的运行参数、设备状态，以图表形式直观地呈现出参数变化的趋势，便于运维人员实时掌握设备的运行情况。二是故障预警功能，一旦边缘层模型检测到参数异常或故障征兆，系统会立即发出预警信号，并以声光报警、短信通知、APP推送等方式提醒运维人员，还会在界面上标注异常参数和可能的故障类型。三是故障诊断功能，接着云端模型对异常数据进行深度分析，确定出故障类型、故障部位、故障原因，并给出详细的诊断报告，其中包括故障发生时间、特征参数、影响范围等信息。四是运维指导功能，基于诊断结果，系统将自动地匹配对应的维修方案，并提供维修步骤、所需工具、备件清单等指导信息，同时记录维修的过程，进而形成运维档案。

3.系统集成部署：系统集成部署部分需与光伏电站现有运维体系进行无缝对接。首先需要完成硬件集成，就是将数据采集终端、边缘计算网关与逆变器的控制接口、传感器接口连接，以此确保数据采集的稳定性，并且还需将系统与电站的监控中心、报警系统、门禁系统等现有设施进行联动，旨在实现运维流程的一体化。其次是进行软件适配，需根据电站的逆变器型号、数量、运行环境，对于诊断系统的参数阈值、模型参数进行调整，务必确保系统能够适应电站的实际情况，此时还需开发与电站现有管理软件的数据接口，进而实现数据共享与协同工作。最后为开展现场调试，通常在系统部署完成后要进行为期1-3个月的现场调

试，经由模拟各类的故障场景来测试系统的诊断准确率、响应速度、稳定性等性能指标，之后根据调试结果对系统进行优化和调整^[5]。

（四）现场验证与优化迭代

在诊断系统落地之后，还需在实际光伏电站中进行长期的现场验证，目的是通过实践检验系统的性能，再根据验证结果进行持续地优化迭代，以确保系统能够满足运维实际需求。

实际在验证过程管理中，需要建立数据记录、故障跟踪、效果评估的闭环机制，对此需安排专人负责记录系统的诊断结果、实际故障情况、维修过程及效果，将其整理形成详细的验证档案，再对系统诊断为故障但实际未发生故障的误判案例，以及实际发生故障但系统未识别的漏判案例进行重点分析，查找其中的原因，最后定期地组织运维人员、算法工程师、设备厂家召开验证分析会，重点是对验证数据进行汇总分析，以此评估系统的应用效果。

二、结语

人工智能算法为光伏逆变器故障诊断提供了高效、精准的技术方案，本文经研究明确，通过多源数据采集预处理、算法模型选型适配、诊断系统搭建落地、现场验证优化的实践路径，能够实现故障的实时监测、快速诊断与提前预警，显著提升光伏电站的运维效率和经济效益。在实践中也表明，人工智能技术在光伏运维领域具有广阔的应用前景，但目前仍处于发展阶段，尤其是在模型泛化能力、数据样本、系统可靠性等方面存在着不足。

参考文献

- [1] 金成. 基于机器学习的光伏发电设备故障诊断方法研究 [D]. 青海省：青海大学，2023.DOI: 10.27740/d.cnki.gqhdx.2023.000916.
- [2] 龙宏宇. 基于端到端数据驱动的光伏逆变器系统 IGBT 故障诊断技术研究 [D]. 安徽省：合肥工业大学，2021.DOI: 10.27101/d.cnki.ghfgu.2021.000309.
- [3] 尹德扬. 分布式光伏智能化状态评估及运维策略研究 [D]. 江苏省：东南大学，2022.DOI: 10.27014/d.cnki.gdnau.2022.000134.
- [4] 潘新奇. 体外诊断仪器远程管理云平台及智能故障预测 [D]. 江苏省：东南大学，2023.DOI: 10.27014/d.cnki.gdnau.2023.000422.
- [5] 王爱青，王刚，许聪聪. 化工电气设备的检修与运维探究 [J]. 消费电子，2025，(04): 95-97.
- [6] 盛宏伟，张杰锋，汪卫东，等. 基于犹豫模糊矩阵与变异算子的变电设备故障检修仿真 [J]. 计算技术与自动化，2024，43(01): 38-43.DOI: 10.16339/j.cnki.jsjsyzdh.202401006.
- [7] 林蔚青. 特高压变压器运行参量预测与状态异常检测研究 [D]. 福州大学，2022.DOI: 10.27022/d.cnki.gfzhu.2022.000519.
- [8] 刘杰鑫. 基于改进深度置信网络的轨道电路故障检测方法研究 [D]. 兰州交通大学，2023.DOI: 10.27205/d.cnki.gltcc.2023.001697.
- [9] 宋杰. 基于红外成像的光伏系统智能诊断研究 [D]. 华北电力大学（北京），2022.DOI: 10.27140/d.cnki.ghbbu.2022.000490.
- [10] 王乐. 矿井交直混网 127V 变频驱动系统快速断电安全技术研究 [D]. 中国矿业大学（北京），2021.DOI: 10.27624/d.cnki.gzkbu.2021.000028.