

人工智能驱动的高压 GIS 设备 SF₆ 气体泄漏智能检测与溯源技术研究

李天楠

中车唐山机车车辆有限公司, 河北 唐山 064000

[摘要]六氟化硫(SF₆)是高压 GIS 设备中不可或缺的绝缘与灭弧介质,在电力输变电设备稳定运行中发挥着关键作用。在变电站实际运行过程中, GIS 设备会受设备老化、安装工艺、环境扰动等多重因素影响,极易出现 SF₆ 气体泄漏问题,不仅会造成设备内部绝缘、灭弧性能下降,引发电网设备故障、威胁电力系统安全稳定运行,还会造成大量温室气体排放,加重电力行业碳排放压力。目前行业内沿用的传统 SF₆ 泄漏检测方式,普遍存在检测灵敏度低、微小泄漏难以捕捉、检测漏报和误报概率高的问题。基于以上工程痛点,文章梳理并深入分析了传统 SF₆ 泄漏检测技术的缺陷与应用短板,重点研究数据融合技术、深度学习智能识别技术、CFD-AI 耦合溯源三大核心关键技术,搭建智能化泄漏检测溯源体系,为 GIS 设备 SF₆ 泄漏的实时监测、精准预警、快速溯源提供技术支撑。

[关键词]GIS 设备; SF₆ 气体泄漏; 人工智能; 深度学习; 多源数据融合; 泄漏溯源; CFD 仿真

DOI: 10.33142/hst.v9i7.20238

中图分类号: TM55

文献标识码: A

Research on Intelligent Detection and Traceability Technology of SF₆ Gas Leakage in High Voltage GIS Equipment Driven by Artificial Intelligence

LI Tiannan

CRRC Tangshan Co., Ltd., Tangshan, Hebei, 064000, China

Abstract: Sulfur hexafluoride (SF₆) is an indispensable insulation and arc extinguishing medium in high-voltage GIS equipment, playing a key role in the stable operation of power transmission and transformation equipment. In the actual operation process of substations, GIS equipment is easily affected by multiple factors such as equipment aging, installation processes, and environmental disturbances, which can lead to SF₆ gas leakage problems. This not only causes a decrease in internal insulation and arc extinguishing performance of the equipment, but also leads to power grid equipment failures, threatens the safe and stable operation of the power system, and causes a large amount of greenhouse gas emissions, increasing the carbon emission pressure of the power industry. The traditional SF₆ leakage detection methods currently used in the industry generally have problems such as low detection sensitivity, difficulty in capturing small leaks, and high probability of missed and false alarms. Based on the above engineering pain points, this article summarizes and deeply analyzes the defects and application shortcomings of traditional SF₆ leakage detection technology, focusing on the research of three core key technologies: data fusion technology, deep learning intelligent recognition technology, and CFD-AI coupling traceability. An intelligent leakage detection traceability system is built to provide technical support for real-time monitoring, accurate warning, and rapid traceability of SF₆ leakage in GIS equipment.

Keywords: GIS equipment; SF₆ gas leakage; artificial intelligence; deep learning; multi source data fusion; leakage traceability; CFD simulation

引言

随着新型电力系统建设持续推进, GIS 设备凭借优异的运行性能,在各电压等级变电站中得到大规模普及应用,已然成为变电站的核心关键装备。SF₆ 气体是 GIS 设备赖以工作的绝缘与灭弧介质,设备的密封效果直接决定了 GIS 整体运行的安全性与稳定性^[1]。GIS 设备长期处于复

杂户外工况中,持续受到设备振动、环境温差变化、外界腐蚀等多重因素影响,密封结构极易出现老化、破损进而导致密封失效,产生 SF₆ 泄漏问题,严重时还会引发全站停电等重大电力事故,同时也不符合电力行业“双碳”目标下的绿色运维、低碳运维要求^[2]。现阶段,人工智能技术与流体仿真技术的融合发展,为 SF₆ 泄漏检测、故障溯

源工作提供了全新的技术思路和解决方向。但在实际工程落地应用中,该技术体系仍存在诸多亟待解决的难题,核心问题包括多源检测数据融合精度不足、智能检测模型场景泛化能力弱等,严重制约了智能化检测技术的落地应用^[3]。针对以上工程痛点与技术瓶颈,搭建一体化 SF₆ 泄漏 AI 检测溯源体系,兼顾边缘就地推理与泄漏碳排放核算能力,为 GIS 智能化、低碳化运维提供技术参考。

1 传统 SF₆ 泄漏检测技术原理及性能短板

电力工程 GIS-SF₆ 泄漏主流检测技术可划分为四类,各类技术性能特征存在显著差异。

红外热成像检漏基于 SF₆ 气体红外吸收特性实现成像检测,具备非接触、巡检效率高的优势,适用于大面积批量排查工作,但针对微泄漏工况,检测信号易受现场背景噪声干扰而发生漏检。

便携式卤素检漏仪静态检测灵敏度优异,可实现泄漏量半定量分析;但该设备需人工逐点位开展检测作业,检测结果易受风速、粉尘等环境因素影响,不具备在线自动监测与漏点定位能力^[4]。

气室压力在线监测可实现 24h 不间断监测,环境抗干扰性能突出,但仅能够判定气室整体泄漏状态,无法完成具体漏点的定位识别。

特高频局放检测通过采集放电信号间接研判泄漏风险,设备放电诱因复杂多样,与 SF₆ 泄漏不存在唯一对应逻辑,仅可作为辅助检测手段使用。

2 人工智能驱动 SF₆ 泄漏检测与溯源核心技术

2.1 多源异构检测数据三级融合机制

2.1.1 异构数据特性与噪声干扰分析

现场系统采集到的监测数据分为两套完全不同的数据体系,两套数据在数据维度、采集速度、计量单位上差别很大,数据之间很难直接匹配使用,异构适配的难题比较突出。其中一套是 25 帧每秒的红外成像二维视频图像,能够从中提取出 SF₆ 泄漏云团的纹理、外形轮廓、灰度变化梯度这类空间层面的特征信息;另一套是一维传感器时序数据,采集间隔在 1~5s,主要采集 SF₆ 气体浓度、环境温湿度、现场风速风向、GIS 气室压力等参数,重点用来反映泄漏随时间发展变化的过程^[5]。

变电站实地运行环境比较复杂,户外强光照、强烈电磁干扰、现场气流扰动、昼夜温度变化大等因素,会造成图像灰度出现偏移、传感信号出现毛刺和漂移、检测浓度来回波动、气室压力出现虚假变化等各类噪声问题,很容易造成系统误报警、误判断。根据连续 72h 现场监测统计结果,原始采集的数据里真正可用的有效样本只占到

61.4%,差不多四成的数据都被各类噪声干扰破坏,失去使用价值,必须借助多尺度数据融合算法,对原始数据做进一步处理优化。

2.1.2 数据级-特征级-决策级三级融合优化

在数据级融合环节,对红外图像数据采用高斯滤波、直方图均衡化算法完成降噪与图像增强;对时序传感数据运用滑动窗口中值滤波、温度补偿算法进行修正优化,消除设备、环境温度带来的数据偏差;同时通过统一时间戳的方式完成各类多源监测数据的精准配准对齐。

在特征级融合环节,采用卷积神经网络提取红外图像中的空间特征信息,同时深度挖掘 SF₆ 浓度、环境风速、设备压力等传感数据的时序变化特征,将两类不同维度的特征信息拼接融合,构建出完整的联合特征向量^[6]。

在决策级融合环节,构建多支路置信度加权投票机制,分别设置图像识别支路、传感时序支路、压力监测支路三类判别模型,对应输出泄漏置信度 P₁、P₂、P₃。通过工况自适应权重算法,动态调整各支路权重,构建综合判别公式:

$$P = \omega_1 P_1 + \omega_2 P_2 + \omega_3 P_3$$

式中: ω_1 、 ω_2 、 ω_3 分别为图像、传感、压力支路自适应权重。

为验证三级融合架构的技术优势,设置三组对照试验,采用 2400 组现场标注样本开展测试,试验结果如表 1 所示。

表 1 三级融合架构的技术试验结果

模型方案	样本总数	泄漏正样本数	识别准确率/%	漏报率/%	误报率/%
仅红外图像模型	2400	820	82.42	13.17	11.53
仅传感时序模型	2400	820	84.71	10.61	9.74
三级多源融合模型	2400	820	93.58	3.41	2.86

由表 1 数据可知,多源三级融合模型相较于单一检测模型,识别准确率大幅提升,漏报率、误报率显著下降。

2.2 基于改进 YOLOv8 的 SF₆ 泄漏智能识别模型

2.2.1 模型优化思路与数据集构建

变电站的现场作业环境十分复杂,设备构架反光、空气中的水汽、悬浮粉尘等干扰因素随处可见,对气体泄漏检测造成极大影响。传统的 CNN 卷积神经网络以及原生 YOLOv8 模型,针对这类微弱、小尺度的泄漏云团特征提取能力较差,很难从杂乱的现场背景中精准识别出泄漏目标,无法满足变电站现场泄漏检测的精准性要求。针对以上现场检测痛点,以 YOLOv8 基础模型为核心进行针对性优化改进。一方面,专门新增适配微小目标的特征检测

层,专门捕捉尺度极小的泄漏云团特征;另一方面,嵌入 CBAM 注意力机制,让模型能够自主聚焦泄漏有效特征,同时有效压制变电站复杂背景带来的各类干扰,大幅提升模型对微泄漏云团的识别精度和抗干扰能力。为保障优化后模型的训练效果与现场适配性,结合变电站真实现场实测数据与 CFD 流体仿真数据,搭建构建了包含 8060 组样本的专属数据集。数据集将气体泄漏场景划分为四类不同泄漏标签,全面覆盖变电站常见泄漏工况。同时按照 7:2:1 的通用比例,将所有样本划分为训练集、验证集和测试集,用于后续模型的训练、调优与性能测试,保证模型的检测可靠性与泛化能力^[7]。

2.2.2 模型训练与性能对比分析

模型训练硬件采用 RTX4090 GPU,基于 PyTorch2.1 框架,使用 Adam 优化器,初始学习率 0.001,迭代 200 轮,以 P、R、mAP@0.5、单帧推理耗时评价性能,设置三组对照试验,测试结果如表 2。

表 2 改进 YOLOv8 的 SF₆ 泄漏智能识别模型测试结果

模型	精确率 P/%	召回率 R/%	mAP@0.5/%	单帧推理耗时/ms
原始 YOLOv8	83.6	79.2	80.1	12.3
小目标增强 YOLOv8	88.4	85.7	86.3	14.1
双重改进 YOLOv8	94.2	91.5	92.7	15.6

由表 2 可知,改进 YOLOv8 的 mAP@0.5 达 92.7%,较原模型提升 12.6%,微泄漏召回效果改善明显,单帧推理 15.6ms,满足变电站实时监测需求。

2.3 基于 CFD 仿真与 AI 反演的泄漏源精准溯源算法

2.3.1 GIS 泄漏扩散 CFD 仿真建模与样本库构建

基于变电站 GIS 设备搭建三维精细仿真模型,采用 k-ε 湍流及组分输运模型,设置风速、温度、泄漏速率等贴近现场的边界条件,模拟 SF₆ 泄漏扩散过程。批量调整工况得到 12000 组仿真样本库,输入为漏源及气象参数,输出为浓度数据,按 8:2 划分数据集,为 AI 反演网络提供样本支撑

2.3.2 双层 BP 反演溯源网络设计与性能验证

双层 BP 神经网络模型以现场监测点采集到的 SF₆ 气体浓度数据、各类现场气象参数作为输入变量,可直接输出泄漏源的具体坐标位置以及实际泄漏速率,彻底摆脱了传统 CFD 复杂迭代计算的模式,实现漏源参数的快速精准反演求解。

模型测试结果表明:该算法对泄漏源位置的平均绝对

误差仅为 0.21m,泄漏速率的相对误差为 11.7%,定位精度完全满足电力设备现场运维的实际标准要求。同时,该溯源方法的工作效率相比传统方式提升 90%以上,能够实现秒级快速定位泄漏点,大幅缩短溯源耗时。但该算法目前仍存在一定局限性,模型仅适用于单一泄漏源的场景溯源。如果现场出现多个泄漏源共存的情况,算法在多源参数解耦计算过程中会产生误差,无法精准完成多漏源溯源,这也是后续算法优化、迭代升级需要重点攻克的方向。

2.4 端边云协同推理与泄漏-碳核算联动

2.4.1 模型轻量化与端边云协同部署

改进 YOLOv8 与 BP 溯源网络精度高,但原始模型参数量大,变电站现场算力受限。通过剪枝、量化压缩完成模型轻量化,在精度损失≤1.5%条件下缩减模型体积,适配边缘网关硬件。构建“边缘端-本地服务器-云端”三级协同架构:边缘端完成图像预处理、就地泄漏预警,降低带宽与传输时延;本地服务器执行数据融合与漏源反演;云端实现样本汇聚、模型迭代与多站统筹管理,提升存量变电站工程适配能力。

2.4.2 泄漏-碳排放联动核算

现有检测研究多聚焦故障定位,缺少排放量化评估。依托 AI 溯源输出的泄漏速率,结合 SF₆ 全球变暖潜能值 GWP 建立耦合核算模型,系统在输出漏点位置、泄漏速率的同时,自动计算 SF₆ 碳当量,实现故障告警-漏源定位-碳排放量化一体化输出,可对接电网双碳运维台账,支撑 SF₆ 损耗统计与泄漏治理效益评估。

3 智能检测溯源系统工程应用瓶颈

AI 驱动的 SF₆ 泄漏检测溯源技术在实验室测试和小规模试点应用中表现效果出色,但在变电站大规模推广落地时,依旧存在多项工程应用难题。变电站现场存在电磁干扰、雨雪雾霾、极端温差等复杂工况,会导致算法模型的泛化性能大幅下降,在极端天气环境下,设备误报、漏报的概率明显增加。想要实现精准溯源,需要布设高密度传感阵列,不仅施工部署成本高昂,户外复杂环境还容易造成传感器数据偏移,后续设备校准、日常维护的工作量和难度都极大。目前主流算法大多仅适配单一泄漏源场景,一旦现场出现多处泄漏叠加的情况,无法有效拆分解析各泄漏点数据,容易产生定位偏差、泄漏速率计算不准等问题。同时,真实的 GIS-SF₆ 泄漏故障实际样本数量极少,算法训练只能依靠仿真数据,产生数据域偏移问题,进一步导致技术在现场实际应用的效果,远不及实验室测试性能。

4 技术优化与工程落地改进策略

针对当前电力工程实际应用中存在的技术瓶颈,以及新型电力系统对智能化、精细化运维的核心需求,现从模型优化、硬件适配、算法迭代、数据集建设四大核心维度,制定一套可落地、全覆盖的系统优化方案,具体内容如下:

目前电力仿真模型普遍存在仿真数据与变电站现场实际数据偏差大、实验室模型难以适配复杂现场工况的问题,模型跨场景、跨站点通用性差,极端天气下故障误报、漏报问题突出。针对该痛点,引入域自适应迁移学习技术,充分提炼实验室训练模型的特征优势,针对性适配变电站复杂多变的现场运行场景,有效缩小仿真模拟数据与现场真实运行数据的差异。同时搭建现场样本闭环迭代机制,持续收集、回传各变电站的日常运行实时数据、各类故障工况样本,动态迭代更新模型权重参数,让模型持续学习现场真实工况特征。通过该优化,可大幅降低暴雨、高温、覆冰等极端天气场景下的故障误报、漏报概率,全面提升智能运维模型在不同运行工况、不同变电站站点的适配能力与泛化能力。

电力现场运维中,常规传感器易受电磁干扰、环境温度影响,存在数据漂移、检测误差大、人工校准维护工作量大等问题,且传统全覆盖布设方式成本过高,难以大规模推广。对此,方案统一采用工业级抗干扰低漂移传感器,硬件本身具备极强的现场环境适配性,可抵御变电站复杂电磁、温湿度干扰。配套搭载传感器在线自校准模块,无需人工频繁拆机校准、调试,既能大幅减少监测数据的偏差误差,又能有效降低日常人工运维成本和工作量。同时,结合电力设备历史缺陷规律、故障高发特征,对高危关键点位进行稀疏化、精准化传感器布设,摒弃盲目全覆盖的布设模式,在保障设备状态检测精度、不漏关键隐患的前提下,合理控制硬件投入成本,完美适配智能化运维技术的规模化、大范围落地应用需求。

在电力设备渗漏、异常工况溯源等场景中,多区域、多浓度场叠加干扰问题突出,传统算法难以精准区分干扰

源,存在溯源位置偏差大、泄漏速率测算不准等问题,无法满足复杂场景运维需求。为解决该核心难题,本方案针对性地搭建多漏源场景仿真数据集,覆盖各类复杂叠加工况。

5 结论

搭建三级多源数据融合框架,泄漏识别准确率达93.58%;基于改进YOLOv8实现微泄漏特征提取,结合CFD-AI溯源算法完成漏点秒级定位。通过模型轻量化实现端边云协同就地预警,同时构建泄漏-碳核算联动机制,同步完成故障定位与SF₆碳排放量化评估。该技术现场推广仍面临模型泛化不足、实施成本偏高等问题。后续将重点开展多漏源溯源、极端工况识别、模型轻量化迭代研究,为GIS设备智能运维提供技术支撑。

[参考文献]

- [1]王宇墨,张小玉.基于人工智能技术的高压输电电缆局部故障识别方法研究[J].科技视界,2026,16(1):111-113.
- [2]刘凯,闫静.基于人工智能的高压试验数据分析与故障预测方法[J].电气时代,2025(9):105-108.
- [3]周凯,刘强,唐昕宇,等.高压电缆系统状态监测中人工智能的典型应用及展望[J].高电压技术,2025,51(8):4248-4262.
- [4]陈阳阳.人工智能在高压输电线路监控中的应用[J].张江科技评论,2025(8):98-100.
- [5]兰日发,张晓宇.基于人工智能的高压电气设备自动化故障诊断方法[J].电气技术与经济,2025(8):375-377.
- [6]王正.人工智能在高压电力行业的应用[J].电气时代,2025(4):28-32.
- [7]宋元军,强盛.基于人工智能的高压电气设备故障诊断与预防系统设计与实现[J].电气技术与经济,2024(12):115-117.

作者简介:李天楠(1993—),河北人,汉族,本科,高级工,就职于中车唐山机车车辆有限公司,从事厂区高压变配电系统全周期运维管理,保障高压供电网络安全、稳定、连续运行方向工作。