

AI 智能监测系统在电气火灾隐患预判中的 实践应用研究

马 涛

吉林省松原市消防救援支队, 吉林 松原 138000

摘 要: 电气故障长期是建筑与工业火灾事故主要诱因, 现有电气火灾监测依靠固定阈值发出告警, 无法捕捉线路早期隐性故障, 现场采集数据存在故障样本稀缺、各类监测参数独立分析等现实短板, 常规识别模型的故障识别灵敏度偏低。本文整合电流波形、谐波、温度、环境参数多类监测信息, 搭建多模态数据融合预警模型, 依托谐波畸变、电流波动熵、温度梯度构建专属电气指纹特征向量, 搭配混合采样策略缓解数据集类别失衡问题, 构建多任务学习框架同步完成隐患判别、故障分类与风险评估, 引入贝叶斯深度学习量化预测结果置信度, 依据风险评分划分三级自适应预警阈值并配套分级联动处置体系。现场工程实测结果表明这套识别体系能够充分挖掘电气故障耦合特征, 降低故障漏报与误报概率, 适配配电线路长期运行过程中小样本不平衡监测场景, 可为建筑、厂区电气火灾前置防控提供完整可行的技术方案。

关键词: 电气火灾; 隐患预判; 多模态数据融合; 电气指纹; 小样本学习; 分级预警

0 引言

根据国家消防救援局统计, 电气故障已经成为建筑与工业场所火灾首要诱因, 电气线路老化、接触不良、谐波过载等问题引发的火灾占查明原因火灾总数的三成以上。现有电气火灾监测装置大多依靠剩余电流、单点温度固定阈值完成报警, 监测维度有限, 现场电网干扰条件下误报现象多发。本文依托多源传感采集的数据搭建多模态融合预警模型, 构建电气指纹特征与多任务算法框架, 配套可信预警机制, 结合现场实测数据验证模型效果, 为电气火灾隐患预判和分级处置提供可行技术路径。

1 电气火灾隐患预判技术现状与现存问题

1.1 传统电气火灾监测技术短板

传统电气火灾监测大多采用阈值触发的工作模式, 主要依靠剩余电流、线缆温度两项指标完成判别报警^[1]。受现场工况影响, 线路负载大小、环境温湿度都会改变电气设备正常运行参数, 固定阈值很难适配多变的现场条件, 潮湿环境下剩余电流本底升高, 容易带来大量误报问题。这类设备只能识别短路、超温这类已经显现的故障, 对谐波畸变、微弱电流波动代表的早期隐性隐患没有识别能力, 很难做到事前预判。

1.2 多源监测数据应用现存缺陷

随着传感设备普及, 现阶段智能监测系统已经可以同步采集电流、线缆温度、谐波分量以及现场环境温湿度等多类监测数据^[2]。但多数系统只是分别接收各类传感数据, 各参数独立完成判断, 没有考虑电气故障发生时多参数相互耦合的客观规律, 数据价值没有得到充分挖掘。现场传感器容易受到电磁、环境干扰,

原始采集信号混杂噪声与冗余数据, 缺少规范的清洗、对齐、归一化处理流程, 直接拿来进行分析会造成特征提取失真。

1.3 小样本不平衡数据识别技术难题

电气火灾监测属于典型工程小样本不平衡学习场景, 配电系统绝大多数时间处于正常运行状态, 常态运行监测样本数量庞大, 短路、过载、接触不良等真实故障样本采集难度大, 有效故障样本数量十分有限^[3]。使用这类数据集训练传统识别算法, 模型会优先学习占比更高的正常样本特征, 对少量故障样本特征学习不足, 直接造成故障隐患识别灵敏度下降, 现场容易出现漏报情况。

2 多模态数据融合预警模型总体设计

2.1 多源监测数据筛选与预处理

结合电气火灾隐患发生时的参数变化规律, 本文选取负载电流波形、电流谐波畸变率、剩余电流、线缆温度、环境温湿度五类关联性较强的监测数据作为模型输入。本文依次完成三步预处理操作, 采用 3σ 拉依达准则剔除明显偏离正常区间的异常噪声点, 使用线性插值补齐短时通信造成的数据空缺, 再通过极值归一化完成各维度数据映射, 归一化计算公式如下所示:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

式中: x 为原始监测数据; $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 为对应参数历史极值; x^* 为归一化后数据。最后依靠时间戳完成多源数据时序对齐, 保证不同传感器采集样本在时间维度保持同步, 以此解决上一章提出的多源数据利用效率低的实际问题。

2.2 多模态数据融合算法架构搭建

针对传统监测依靠单参数独立判别, 很难捕捉故障多参数耦合特征的不足, 本文搭建底层数据融合中层特征提取高层多任务输出的三级算法架构, 整体结构具体如图1所示:

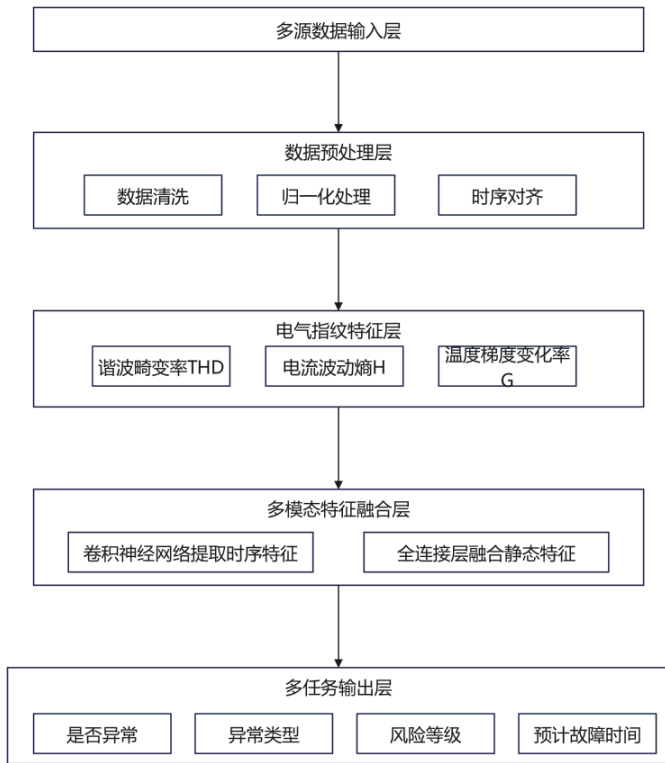


图1：多模态数据融合算法整体架构图

本文创新提出电气指纹复合特征向量, 不再直接使用原始监测数值开展判别, 选取谐波畸变率THD、电流波动熵H、温度梯度变化率G共同构建特征集合, 用来表征线路老化、接触不良、过载前兆这类不易察觉的早期隐患, 对应的特征计算如下所示:

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i$$

$$G = \frac{\Delta T}{\Delta t}$$

式中: P_i 为电流波形各区间概率分布, ΔT 为温度变化量, Δt 为对应时间间隔。模型利用卷积神经网络提取电流波形时序局部特征, 再通过全连接层把温度、环境温湿度这类静态特征进行融合, 实现多源信息深度挖掘, 改善原有系统数据孤立、特征利用率偏低的现状。

3 面向小样本数据的隐患识别算法优化

3.1 不平衡数据样本均衡处理策略

针对前文工程数据集内故障样本数量少、正常样本占比过高带来的数据失衡问题, 本文采用欠采样结合SMOTE过采样的混合采样方式调整样本分布。配电现场采集得到的原始数据集内, 正常工况样本存在大量重复与冗余, 通过欠采样筛选具有代表性的正常样本, 降低

数据集整体规模, 避免模型过多偏向正常类别学习。对于线路接触不良、早期过载这类稀缺故障样本, 利用SMOTE算法在原有故障样本邻域生成部分合成样本, 扩充故障类别的样本数量, 以此平衡正负样本的数量占比。

3.2 小样本场景特征提取算法改进

为改善小样本条件下模型特征拟合不足、泛化能力较弱的现实问题, 本文构建共享特征网络的多任务学习框架^[4]。该框架复用第二章已经搭建完成的电气指纹特征提取网络, 不再为不同识别任务单独设置特征网络, 模型训练过程并行完成四项任务输出, 分别为隐患异常判别、故障类型划分、风险等级评估以及故障预估发生时间。多任务联合训练可以相互约束网络权重参数, 让网络更加关注故障相关的细微特征, 提升小样本条件下特征挖掘效果。

3.3 火灾隐患分级预警阈值自适应设定

传统电气火灾监测普遍采用固定阈值开展告警, 难以适配负载波动、环境改变带来的参数变化, 也无法完成风险等级区分。本文依托模型输出的风险评分结果, 结合线路实际负载工况与现场环境温湿度参数, 构建自适应动态阈值判定规则, 不再使用统一不变的判定数值。按照风险评分的区间范围, 将电气隐患划分为轻度、中度、重度三个等级, 不同等级对应不同风险程度的线路故障前兆。

4 AI智能监测系统工程实践与应用验证

4.1 系统软硬件架构与部署方案

结合前文完成的算法模型与自适应分级阈值逻辑, 本文搭建可现场落地的AI智能监测系统, 硬件部分由多参数传感采集模块、边缘计算终端、数据传输模块组成, 传感单元完成电流、温度、剩余电流等现场信号采集, 边缘终端承担本地数据预处理与模型推理任务, 传输模块完成现场与监控平台之间的数据交互。软件分为数据预处理模块、AI算法推理模块、预警处置模块以及可视化监控平台, 实现数据流转、隐患识别、告警输出与状态展示完整流程。

4.2 实测数据试验与结果分析

为检验整套模型在真实工况下的实际效果, 选取园区配电支路与车间动力线路作为试验对象, 连续采集30d设备常态运行数据, 再引入线路接触不良、轻微过载、谐波干扰几类典型电气隐患的实测样本, 组建用于对比验证的数据集, 数据集包含正常样本9200组, 故障样本860组, 复现工程现场小样本不平衡的真实状况。本次试验设置三组对比实验, 分别采用传统阈值算法、常规机器学习融合算法以及本文所提多模态融合算法开展测试, 选用准确率、精确率、召回率、误报率作为评价指标, 重点关注故障样本的识别表现, 不同算法的试验结果具体如

表 1 所示, 各类算法故障样本召回率对比情况 具体如图 2 所示:

表1: 不同算法模型试验结果对比表

算法类型	准确率 /%	精确率 /%	召回率 /%	误报率 /%
传统阈值算法	87.4	75.6	68.2	12.5
常规融合算法	92.7	86.1	83.5	6.4
本文多模态融合算法	97.5	94.3	96.1	2.3

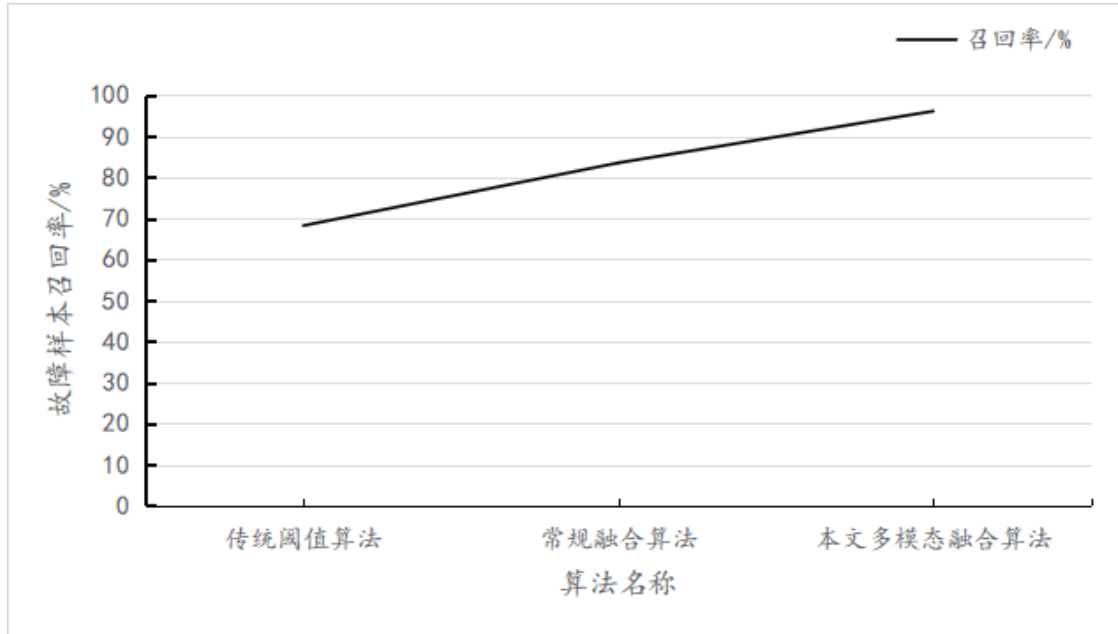


图2: 不同算法故障样本召回率对比折线图

试验结果表明, 传统阈值算法故障召回率仅有 68.2%, 误报率达到 12.5%, 常规融合算法故障召回率为 83.5%, 本文优化算法故障召回率达到 96.1%, 误报率下降至 2.3%, 不确定性量化机制能够有效过滤低置信度的可疑预测, 分级联动机制可以适配不同风险等级对应的处置工作。

5 结语

本文围绕电气火灾隐患预判现存的传统监测手段识别能力不足、多源监测数据利用效率偏低、小样本不平衡场景识别精度不足三类核心问题开展系统研究, 依托多类电气运行传感数据搭建多模态融合预警模型, 创新设计电气

指纹复合特征实现线路早期隐性故障量化表征, 采用混合采样算法优化原始数据集分布, 构建共享特征网络的多任务学习框架提升小样本工况下模型泛化能力, 引入不确定性量化机制提升预测结果可信度, 依托动态分级阈值搭建软硬件一体化监测系统并配套分等级应急联动处置流程, 整套技术方案形成从数据采集、特征提取、智能识别到现场处置的完整闭环, 能够弥补传统电气火灾监测设备只能事后报警的缺陷, 有效提升工业厂区、公共建筑配电系统电气隐患前置排查能力, 减少电气火情发生概率, 同时为电力消防领域多参量智能监测、小样本故障识别相关工程落地提供可直接参考的设计思路与实践路径。

参考文献:

- [1] 门茂琛, 杜雨佳, 徐铭铭, 等. 基于剩余电流波形特征量的智能电气火灾监控研究 [J]. 消防科学与技术, 2023, 42(4): 549-554.
- [2] 潘明明, 王白根, 齐红涛, 等. 面向电气设施火灾早期检测的多模态融合模型 [J]. 电子技术应用, 2025, 51(6): 10-15.
- [3] 詹浪, 郭昆仑, 顾海昕, 等. 多传感器融合与少样本学习的燃烧早期预警及分类方法 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2025, 51(5): 645-656.
- [4] 刘永梅, 杜松怀, 盛万兴. 基于 SVM-神经网络融合反馈的触电电流检测方法 [J]. 电网技术, 2020, 44(5): 1972-1977.

作者简介: 马涛 (1982.03—), 男, 汉族, 吉林四平人, 本科, 初级专业技术职务, 研究方向: 防火监督。