[故障检测系统]

基于物联网的10 kV电气设备故障诊断检测系统设计与实现

文/孟肖肖[1]　吴纪红[2]
1. 山东岱盟电力工程咨询有限公司；2. 中国重汽集团设计研究院有限公司

设计并实现一种基于物联网的10 kV电气设备故障诊断检测系统，旨在提高配电网的智能化水平和供电可靠性。该系统通过部署传感器网络实时采集设备运行数据，利用无线通信技术传输数据，并基于云平台进行数据处理和故障诊断。系统采用贝叶斯估计自适应调整采样率，结合多址接入与多径路由技术保障数据传输的实时性和可靠性，并利用卷积神经网络提取多维时空特征。最后，融合证据理论与Petri网推理的决策算法实现故障的早期预警和精准定位。实验结果表明，该系统在不同负荷水平下均能有效检测故障，保障电网安全稳定运行。

随着我国智能电网建设不断深入，10 kV配电网作为连接输电网和用户的关键环节，对保障电力系统安全稳定运行至关重要。然而，由于10 kV电气设备长期处于高温、潮湿和振动等恶劣环境中运行，各种故障时有发生，严重威胁供电可靠性。国家电网公司“十四五”规划明确提出，要加快配电自动化建设，提高配电网智能化水平[1]。因此，研究一种高效可靠的10 kV电气设备故障诊断检测方法迫在眉睫。物联网技术的兴起为解决这一问题提供了新思路。本文探索将物联网技术应用于10 kV电气设备故障诊断，旨在实现故障的早期预警和快速定位，为保障电网安全运行提供技术支撑。

技术基础

1. 物联网技术在电力领域应用

物联网技术作为新一代信息技术的集成与发展，已成为电力系统智能化升级的重要驱动力。其通过RFID、传感器和智能终端等设备，实现对电力设备和环境的全面感知、万物互联、智能分析与控制。例如，利用ZigBee、LoRa等短距离无线通信协议，可构建覆盖变电站的WSN，实时采集环境温湿度（测量范围-40～85 ℃，准确度±0.5 ℃；20%RH～90%RH，准确度±2%RH）、设备振动（频率范围0～100 Hz，灵敏度1 000 mV/g）等关键参数[2]。再比如，采用RFID电子标签（工作频率860～960 MHz，读取距离0～10 m）精准管理备品备件，优化资产全生命周期。同时，大数据、云计算和边缘计算等新兴技术的引入，进一步提升海量异构数据的处理效率。通过构建电力物联网平台，融合多源异构数据，挖掘数据内在关联，可实现设备故障的早期诊断与预警，为状态检修、风险评估等应用奠定基础。物联网技术与电力系统的深度融合，正加速推动电力系统的数字化、网络化和智能化发展进程。

2. 10 kV电气设备故障产生机理

10 kV电气设备常年运行于复杂多变的环境中，各种内外部因素交织作用，导致其故障模式呈现多样化特点。就内部因素而言，绝缘材料是影响设备可靠性的关键。以10 kV交联聚乙烯电缆为例，在电场强度达到26 kV/mm时，空间电荷效应引

发的Maxwell-Wagner极化会加速绝缘老化。同时，在130 ℃以上高温条件下，交联度降低，机械强度下降50%以上，绝缘击穿概率大幅增加。外部因素方面，雷电和操作过电压是诱发瞬态过电压的主因。一方面，负雷暴（下行闪电）直击线路的概率可达60%以上，而感应过电压幅值可高达300 kV，严重威胁设备绝缘。另一方面，频繁投切容性负载时，操作过电压叠加在50 Hz工频电压上，使设备绝缘承受高达2.5 (pu)的复合电压应力。长此以往，绝缘介质发生电致化学反应，在局部形成导电通道，最终引发闪络放电。

基于物联网的10 kV电气设备故障诊断检测系统设计

基于物联网的10 kV电气设备故障诊断检测系统由四个单元组成：数据采集单元、数据传输单元、数据处理单元和诊断决策单元。

系统的主要操作流程如下：部署在变电站现场的数据采集单元实时采集10 kV电气设备的运行数据，例如电流、电压、温度和湿度等。然后，数据传输单元通过无线网络或光纤等通信方式将采集到的数据传输至远端服务器。接下来，数据处理单元对接收到的数据进行预处理、特征提取和分析，例如利用小波变换、傅里叶变换等信号处理技术识别故障特征。最后，诊断决策单元基于专家系统、机器学习等智能算法对故障进行诊断，并给出相应的诊断结果和维护建议，实现对10 kV电气设备的故障预警和快速定位，提高供电可靠性。

1. 数据采集单元

数据采集单元是系统的感知层，负责实时采集10 kV电气设备的关键运行参数。该单元由高准确度电流互感器（量程0～600 A，准确度等级0.2 s）、电压互感器（量程0～15 kV，准确度等级0.2）光纤测温传感器（测量范围-40～85 ℃，分辨率0.1℃）等智能传感器组成。根据电气设备空间布局特点，在其关键部位（如高压断路器触头、母线连接处等）优化传感器部署方案，实现全方位立体式监测。

为准确感知设备健康状态，该单元引入基于贝叶斯估计的自适应采样率调整算法。设采样时刻为t，采样间隔为$\triangle t$，则第k次采样时刻为$t_k=t_0+k\Delta t$。在t时刻收集的状态数据为$x(t)$，则状态转移概率为

$$P(x(t_k)\mid x(t_{k-1}))=\frac{P(x(t_{k-1})\mid x(t_k))P(x(t_k))}{P(x(t_{k-1}))} \tag{1}$$

式中，$P(x(t_k))$为$x(t_k)$的先验概率；$P(x(t_{k-1})|x(t_k))$为似然概率。

通过递归贝叶斯估计，动态更新状态转移概率，自适应调整，在保证信息完整性的同时降低数据冗余。

2. 数据传输单元

数据传输单元是连接数据采集单元和数据处理单元的纽带，负责实现异构网络环境下的数据可靠传输。该单元由工业以太网交换机（传输速率100 Mbps～10 Gbps）、无线通信基站（频段450 MHz/1.8 GHz，发射功率0～40 dBm）等通信设备组成，采用星形拓扑结构，实现全域覆盖。

为保障数据传输的实时性与可靠性，该单元综合利用多址接入与多径路由技术。设第i个数据包的传输时延为D_i，数据包长度为L_i，链路带宽为B_i，则传输时延可表示为

$$D_i=\frac{L_i}{B_i}+\sum_{j=1}^{N}\left(\frac{L_j}{B_j}+T_j\right) \tag{2}$$

式中，$\sum_{j=1}^{N}\left(\frac{L_j}{B_j}+T_j\right)$表示数据包经过$N$段链路的总时延；$T_j$为第$j$段链路的传播时延。

通过多址接入技术，动态分配B_i，优化D_i；结合最短路径优先算法，实时规划传输路径，将数据包高效、可靠地传递至数据处理单元。同时，采用基于喷泉码的纠删码编码机制，降低丢包率，提高传输质量。在网络拥塞时，通过优先级管理机制，优先传输故障报文，最大限度减小故障诊断时延，为后续决策分析提供数据支撑。

3. 数据处理单元

数据处理单元是提炼数据价值的核心枢纽，负责对海量异构的监测数据进行融合处理。该单元部署于云端，主要包括大数据平台（数据处理能力PB级）、边缘计算网关（计算频率1.5～2.6 GHz）等软硬件设施，采用主从式架构，支持弹性扩容。

为挖掘数据内在联系，该单元构建了基于卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）的多维时空特征提取模型。设输入的时序数据为

$$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\ldots,\boldsymbol{x}_n]\in\mathbb{R}^{n\times d} \tag{3}$$

式中，n为采样点数；d为特征维度。

对于第i个卷积层，其输出$\boldsymbol{H}_i$可表示为

$$\boldsymbol{H}_i=f(\boldsymbol{W}_i*\boldsymbol{H}_{i-1}+\boldsymbol{b}_i) \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{W}_i\in\mathbb{R}^{k\times d\times d'}$为卷积核参数；$k$为卷积核大小；$d'$为输出特征维度；$\boldsymbol{b}_i\in\mathbb{R}^{d'}$为偏置项；*表示卷积操作；$f(\cdot)$为激活函数，常用ReLU函数。

通过设计多尺度卷积核，提取数据的局部和全局特征，刻划时间和空间维度的潜在关联，实现特征的自动化、规范化表达。在此基础上，遵循CIM/COSEM协议，将特征矢量归一化封装，通过异步传输机制推送至诊断决策单元，用于后续的综合研判。同时，应用增量学习策略，持续优化模型，以适应设备健康退化趋势，为状态评估提供量化依据。

4. 诊断决策单元

诊断决策单元位于系统的最上层，综合数据处理单元提取的特征，针对设备的健康状态做出诊断与预测。该单元基于云原生架构，利用容器技术（如Docker）实现诊断服务的快速部署和弹性伸缩，保障高并发场景下的计算性能（吞吐量可达10 000次/s）。

为实现高效、准确的故障诊断，该单元设计了融合证据理论与Petri网推理的多源信息决策算法。设第i种故障模式为F_i，其对应的Petri网为

$$PN_i=(P_i,T_i,F_i,M_{0i},\lambda_i) \tag{5}$$

式中，P_i为库所集；T_i为变迁集；$F_i\subseteq(P\times T_i)\cup(T_i\times P_i)$为有向弧集；$M_{0i}$为初始标识；$\lambda_i$为时间参数。

对于证据E_j，其基本概率指派（Basic Probability Assignment，BPA）为$m(E_j)$，满足

$$\sum_{j=1}^{n}m(E_j)+m(\Theta)=1 \tag{6}$$

式中，$m(\theta)$表示不确定度。

通过Petri网建模故障传播机理，利用BPA量化证据可信度，结合Dempster组合规则，动态更新故障概率。当某故障模式的概率超过预设阈值时，生成预警信息，并根据知识库推荐相应的检修策略，实现故障的早期预警与精准定位。同时，利用人工免疫算法自适应调整阈值，防止误警与漏警。诊断结果通过WebSocket实时推送至可视化终端，为设备健康管理提供直观、可解释的辅助决策信息。

系统实际应用与测试

1. 实验方案

本研究选取某市郊区变电站10 kV配电装置作为实验场景。测试设备包括上述的数据采集单元中的TST103系列光纤测温传感器（测温范围−40～85 ℃，准确度±0.1℃）、CHZ801型电流互感器（量程0～600A，准确度等级0.2s）和JDZ10-10型电压互感器（量程0～15 kV，准确度等级0.2）。数据通过Industrial-GTW3000型边缘网关（处理器1.8 GHz，采样频率2 kHz）采集后，经由IPv6专用网络（带宽100 Mbit/s）传输至数据处理单元部署的服务器（Intel Xeon E5-2680 v4,128 GB RAM）。

实验在三个精确控制的负荷水平（30%±2%、60%±2%、90%±2%）下进行，每个负荷水平测试持续24 h，通过注入标准故障量值（过热阈值85 ℃，绝缘击穿电压26 kV/mm）评估系统性能。评价指标设定为：故障检测准确率、响应时延（含数据采集、传输、处理的端到端延时）、漏报率和计算资源开销。所有测试在环境温度25±2 ℃、相对湿度60%±5%RH的受控条件下进行，测试结果见表1。

2. 结果分析

表1　不同负荷水平下系统性能测试结果

负荷水平	故障检测准确率（%）	响应时延/ms	漏报率（%）	CPU占用率（%）	内存使用量/GB
低峰（30%）	94.5	156	2.1	42.3	38.5
平峰（60%）	92.8	175	2.8	46.7	42.3
高峰（90%）	89.6	198	3.6	53.2	47.8

通过对表1数据的深入分析，发现几个关键性能指标随负荷水平变化呈现明显的量化规律。首先，在故障检测准确率方面，低峰期（30%负荷）时达到94.5%的最优值，而高峰期（90%负荷）下降至89.6%，降幅达4.9个百分点。这种性能衰减可归因于系统资源开销的显著增加：CPU占用率从低峰期的42.3%攀升至高峰期的53.2%，增幅达10.9个百分点；内存使用量也从38.5 GB增加至47.8 GB，增长9.3 GB。特别需要注意的是，响应时延随负荷增加而剧烈恶化，从低峰期的156 ms延长至高峰期的198 ms，时延增加42 ms，增幅达26.9%。与此同时，漏报率也呈现类似趋势，从低峰期的2.1%上升至高峰期的3.6%，增长71.4%。通过对比平峰

（下转第166页）

是评估从UWB基站到系统中心处理的数据准确记录与实际车辆位置偏差的指标，关键在于验证系统对实时数据处理的准确度。测试数据见表3。

表3　测试数据

测试周期	信号响应时间/s	交通处理效率（车辆数）	数据准确性（%）
周期 1	1.47	85	99.87
周期 2	1.32	88	99.93
周期 3	1.29	90	99.90
周期 4	1.25	87	99.88
周期 5	1.30	89	99.91

从表3可以看出，信号响应时间在1.25～1.47 s之间，显示出系统能够快速地对交通需求变化做出响应。交通流量处理效率的测试结果表明，系统可以有效地在绿灯期间处理大量的车辆流，从而减少交通拥堵。数据准确性普遍高于99.85%，证明了UWB基站数据的高度准确性和系统对这些数据的有效处理。这些测试结果反映系统在现实条件下的稳定性和效能，特别是在处理高密度交通流和维持信号调整准确度方面表现出色。

结束语

本次研究提出的基于UWB基站定位的交通信号指示灯智能控制系统通过UWB技术实时获取交通流量数据，利用数据融合技术对交通流量信息进行精准分析，结合智能算法实现交通信号的自适应控制。在此过程中，UWB基站不仅提供高准确度的交通信息定位能力，还支持复杂交通情境下的交通状态评估与预测，为信号灯调控策略的制定提供科学依据。这一系统不仅能够在常规交通状态下优化信号控制效果，还能够在交通高峰期、特殊事件及应急情况下实时调整信号策略，从而实现对动态交通流的有效调控。EA

（收稿日期：2024-11-29）

参考文献

[1] 潘树国，贾丰硕，魏建雄，等．基于UWB单基站系统/INS紧组合的智能车定位方法[J]．中国惯性技术学报，2023，31(12)：1196-1202．
[2] 邬志锋，王贵恩，钟尚敏．基于UWB的智能道路照明系统的设计与实现[J]．机电工程技术，2023，52(1)：166-171．
[3] 李跃伟．基于UWB和SUB-GHz的双向通信定位基站的实现[J]．电子质量，2023(8)：42-45．
[4] 王波．基于UWB和气压计的自动跟踪定位系统研究[J]．电子制作，2023，31(17)：38-41．
[5] 于新业，窦文淼．基于UWB信号的单基站定位算法研究及AOA 定位分析[J]．汽车博览，2022(28)：156-158．

（上接第120页）

期（60%负荷）数据发现，系统性能衰减并非线性关系：从低峰到平峰阶段，准确率仅下降1.7个百分点，而从平峰到高峰阶段，骤降3.2个百分点。同理，响应时延在前半段增加19 ms，后半段激增23 ms，表明系统在高负荷区间性能劣化更为显著。以上实验数据不仅验证本文所设计系统的实用性，更揭示系统性能与负荷水平之间的定量关系，为实际部署时的负荷管理提供重要参考。

结束语

本文提出的基于物联网的10 kV电气设备故障诊断检测系统，实现对设备运行状态的实时监测和故障的智能诊断。系统通过集成先进的传感器、通信和数据处理技术，有效提高故障诊断的准确性和效率，为保障配电网安全稳定运行提供新的解决方案。实验结果验证系统在不同负荷水平下的有效性和可靠性。未来研究将进一步优化系统算法，提升其在复杂工况下的适应性和鲁棒性，并探索与其他智能电网技术的融合，构建更加完善的配电网智能化运维体系，例如考虑分布式电源接入对系统的影响，以及研究更高级的故障预测算法等。EA

（收稿日期：2024-11-25）

参考文献

[1] 贾祥林．光伏发电系统电气设备故障的常见现象与故障处理[J]．电气时代，2024(10)：52-55．
[2] 刘嘉伟．变电站二次设备继电保护回路隐性故障自动检测方法研究[J]．仪器仪表用户，2024，31(10)：90-91，94．