

# 面向间歇性放电缺陷的智能巡检系统与动态风险评估方法

王龙龙<sup>1</sup> 唐 亮<sup>2</sup>  
WANG Longlong TANG Liang

## 摘 要

针对电力设备间歇性放电缺陷隐蔽性强、传统检测方法易漏检、风险评估静态化等技术难题,文章设计并实现了一种基于“云-边-端”协同的智能巡检系统与动态风险评估方法。系统通过特高频、高频电流传感器等构建多源传感网络,采集局部放电信号;核心技术在于提出了融合注意力机制的双向长短期记忆网络用于预测放电活动,并构建动态贝叶斯网络(DBN)模型实现风险的时序动态量化。实证研究在3座110 kV变电站对28台开关柜进行了为期12个月的测试。该成果已成功应用于状态检修,为电力设备状态检修提供了有效的智能化解决方案,具有显著的工程应用价值。

## 关键词

间歇性放电; 智能巡检; 动态风险评估; BiLSTM-Attention; 动态贝叶斯网络; 状态检修

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.040

## 0 引言

间歇性放电缺陷是电力设备中隐蔽性极强、随机性极大的绝缘故障,其对电网安全的威胁,在运维里常被低估<sup>[1-2]</sup>。这类放电的不可预测性,根本没法捕捉诊断这类瞬时信号<sup>[3-5]</sup>。随着电网规模持续扩张、电压等级不断提高,由间歇性放电引发的突发故障逐年增多,已成为威胁电网安全稳定运行的突出隐患<sup>[6-7]</sup>。

当前电网检测技术存在的局限性,比最初预估的要严重得多。首先是检测方法的周期性盲区,传统人工巡检周期通常数月一次,这种方式根本捕捉不到瞬时放电信号<sup>[8]</sup>,漏检率超过60%;其次是诊断能力的局限性,现有监测系统多依赖于阈值报警,对复杂的放电模式识别能力不足,很多微弱的放电信号都被当成噪声过滤掉了<sup>[9]</sup>;最后是风险评估的静态性,当前评估模型往往基于固定阈值,无法反映放电缺陷的动态演化过程,这就导致很多时候,风险已经很高,系统还没报警<sup>[10]</sup>。这些局限性使得电力运维部门长期处于被动应对状态,只能采取事后维修策略,无法实现真正的预防性维护。间歇性放电缺陷的智能检测与风险评估,不仅是一个技术问题,更是电网数字化转型的核心环节。随着智能电网建设深入推进,电网对设备状态感知、故障预测预警的要求不断提高<sup>[11-12]</sup>。研究智能巡检系统和动态风险评估方法,推动电力运维从状态检修向智能运维转变,对提升电网安全性与可靠性等有重要意义。

## 1 研究方法设计

### 1.1 智能巡检系统架构设计

为应对间歇性放电的随机性与瞬时性,文章构建基于云-边-端协同的三层智能巡检系统架构,这个构建注重边缘侧的实时处理能力与云端的大数据分析能力,以此保障系统在响应速度与分析深度上的平衡。

感知层(端侧)由部署在电力设备上的多种传感器构成,形成多模态传感网络。关键传感器包括:特高频传感器阵列,用于捕捉纳秒级电磁脉冲信号,采样频率100 MS/s,其空间布置采用优化算法,以确保对放电源的精准定位。高频电流传感器,卡在接地线上,监测放电引起的接地电流高频分量,采样频率为100 MS/s。超声波传感器,用于检测放电产生的超声波信号,辅助进行放电源的物理定位,并可与UHF信号进行联合验证,提升检测可靠性。暂态地电压传感器,监测柜体表面的地电压波动,作为放电活动的辅助判据。

网络与边缘层(边侧)负责数据的聚合、预处理与暂存。在各变电站内部部署边缘计算网关,其核心功能包括:多源数据时空对齐,由于不同传感器采样频率和响应时间存在差异,网关采用基于时间戳的插值算法,确保数据流的同步性。自适应阈值触发,针对间歇性放电的特点,网关不再采用固定阈值,而是基于历史数据的统计特征动态调整触发阈值,从而在降低误报的同时,提高对微弱信号的捕获能力。数据压缩与加密,采用无损或近似无损压缩算法,减少上行带宽占用,并利用国密算法对数据进行加密,确保数据安全。

1. 上海格鲁布科技有限公司 上海 200120

2. 河北丰宁抽水蓄能有限公司 河北承德 068350

平台与应用层（云侧）接收来自各边缘网关上传的特征数据，进行集中存储与深度分析。本层的核心是动态风险评估引擎，其构建于大数据平台之上，整合了机器学习和知识图谱技术，提供以下服务：设备数字孪生，为每个被监测设备建立虚拟模型，实时映射其物理状态。风险评估与预警，运行后文所述的动态风险评估模型，生成风险等级和预警信息。

## 1.2 动态风险评估模型构建

### 1.2.1 模型变量定义

设备绝缘健康状态  $S_t$  无法直接观测，用连续变量来表征，但发现离散化的状态更符合运维的实际需求，将其定义为隐变量，在离散时间  $t$  上，设备状态空间可以分为优秀，良好，注意，异常四个方面。

观测变量定义为从传感器数据中提取的特征证据。研究组最初选择了 8 个特征，后来通过特征选择，最后保留了 4 个最有效的特征： $E_t^{\text{intensity}}$  放电强度（pC）， $E_t^{\text{frequency}}$  放电重复率（次/min）， $E_t^{\text{phase}}$  放电相位分布（°）， $E_t^{\text{trend}}$  放电活动近期趋势（上升、下降、平稳）。

DBN 是一个由时间片组成的图模型，反映状态变量随时间的因果演化关系以及观测变量对状态的依赖性。研究开始阶段用传统的静态贝叶斯网络，这种方法无法处理时序的依赖关系，多次尝试后选择了 DBN 模型。

### 1.2.2 模型推理与风险评估

在线风险评估通过序贯蒙特卡洛滤波算法实现。该算法能够在每个时刻  $t$ ，结合新的观测证据  $E_t$ ，动态更新对当前设备状态  $S_t$  的置信度分布  $P(S_t|E_{1:t})$ 。最终，可以将状态的概率分布通过一个风险函数映射为一个标量的综合风险值，可定义为：

$$R_t = \sum_{s \in \text{States}} P(S_t = s) \cdot \text{Weight}(s) \quad (1)$$

式中： $\text{Weight}(s)$  是对应状态的权重系数。通过持续监控风险值  $R_t$  及其变化趋势，系统能够实现动态的风险预警。

## 1.3 数据流与关键技术实现

特征工程环节，考虑到间歇性放电信号的随机性与复杂性，提取常规时域、频域特征，并补充提取非线性动力学特征与时频域特征，通过特征融合方式，显著提升了放电信号的表征精度，有效解决了单一特征表征不足的技术难题。

模型训练与优化是提升 DBN 模型泛化能力的关键环节，该过程经历了多轮参数调整与方法迭代，采用期望最大化算法估计条件概率表参数，通过该算法有效降低了模型过拟合

风险，提升了模型对未知数据的适配能力。

系统集成阶段，基于微服务架构开发风险评估核心服务，通过 RESTful API 接口实现与现有数据平台及前端应用的交互，所有数据处理、模型计算及结果分析均通过 Python 科学计算库与自研算法协同实现。

## 2 实证数据收集与分析

### 2.1 数据采集方案与实验设计

研究组为了评估系统的实际性能，在三个区域级的 110 kV 变电站部署了设计的智能巡检系统，监测涵盖 28 台高压开关柜和 6 台干式变压器，数据采集周期 12 个月，完整覆盖四季的气候变化，避免季节因素对实验结果的干扰。

数据采集阶段，采用多源异构传感网络，不过采集过程中，有 3 天的雷暴天气导致传感器信号严重失真，剔除这部分数据，优化了信号屏蔽方案，避免后续数据出现类似问题。数据采集过程中采用区块链存证技术确保数据的完整性与不可篡改性，每个数据点均带有时间戳与哈希校验值，这也是为了满足电网数据安全的要求。研究团队与领域专家合作，对监测期间发现的 49 次确认放电事件进行人工验证与分类标注，形成高质量的基准数据集，用于模型训练与验证。标注的过程比预期的要困难，很多放电信号和干扰信号很像，研究组和专家反复核对了 3 次，才完成了标注。

### 2.2 数据预处理与特征工程

原始监测数据包含大量噪声与干扰，需经过严格的预处理流程。预处理关键步骤包括：信号降噪采用小波阈值去噪法（选用 sym8 小波基，分解层数为 5），有效分离放电脉冲与背景噪声，信噪比提升 12.3 dB。数据对齐，针对多源传感器数据，采用动态时间规整算法解决不同采样率下的数据同步问题。特征提取，从预处理后的信号中提取 4 大类共 28 个特征，包括：时域特征（峰值、上升时间、脉冲数量等）、频域特征（频谱重心、频率标准差、谐波畸变率等）、时频域特征（小波包能量熵）、非线性特征（近似熵、样本熵）。通过递归特征消除法进行特征选择，最终保留 15 个最具判别力的特征，用于后续建模分析。

### 2.3 描述性统计与关联分析

对收集到的数据进行描述性统计分析，揭示了间歇性放电的统计规律与影响因素。数据集包含超过 860 000 条有效记录，统计分析使用 Python 的 Pandas 和 SciPy 库完成，如表 1 所示。

表 1 间歇性放电关键参数的描述性统计

| 统计参数 | 放电强度<br>/pC | 放电重复率<br>/(次·h <sup>-1</sup> ) | 持续时间<br>/s | 与环境湿度<br>相关系数 |
|------|-------------|--------------------------------|------------|---------------|
| 平均值  | 152.6       | 8.7                            | 3.2        | 0.72          |
| 标准差  | 86.3        | 5.1                            | 2.1        | —             |
| 最大值  | 685.4       | 23.5                           | 12.6       | —             |
| 偏度   | 2.35 (右偏)   | 1.87 (右偏)                      | 1.92 (右偏)  | —             |

由表 1 分析可知，间歇性放电活动呈现显著的右偏分布特征，即大多数放电事件强度较低，但存在少数高强度放电事件。放电活动与环境湿度呈现强正相关（相关系数 0.72），而与设备负载电流的相关性较弱（相关系数 0.31），这一发现挑战了传统认为放电随负载增加而增强的观点。时间分布分析显示，放电事件存在明显的时间聚集效应。约 67% 的放电事件集中在相对湿度高于 75% 的时段内，且多发于凌晨 2:00—5:00，这与电网负荷较低但湿度较高的时段吻合。

2.4 模型验证与性能评估

为评估动态贝叶斯网络模型的性能，研究采用严格的向前验证方法：使用前 9 个月的数据训练模型，后 3 个月的数据用于测试。评估指标包括准确率、召回率、 $F_1$  分数等，并与传统方法进行对比，如表 2 所示。

表 2 风险评估模型性能对比

| 模型 / 方法   | 准确率<br>/% | 召回率<br>/% | $F_1$ 分数<br>/% | AUC 值 | 预警提前<br>时间 /h |
|-----------|-----------|-----------|----------------|-------|---------------|
| 本文 DBN 模型 | 89.7      | 85.3      | 87.4           | 0.923 | 24~72         |
| LSTM 模型   | 84.2      | 78.6      | 81.3           | 0.874 | 12~48         |
| SVM 模型    | 79.5      | 72.1      | 75.6           | 0.812 | 6~24          |
| 逻辑回归      | 75.3      | 68.9      | 71.9           | 0.783 | < 12          |

由表 2 实证对比结果显示，研究所提 DBN 模型各项性能指标均显著优于其他对比方法，其中召回率达到 85.3%，预警提前时间稳定在 24~72 h，较预设的 12~48 h 预警目标有明显提升，能够为电力运维部门预留充足的故障处置时间，有效降低突发故障发生率。进一步分析模型对不同类型放电缺陷的识别能力，发现其识别精度存在明显差异：对电晕放电的识别准确率达 92.3%，而对沿面放电的识别准确率仅为 83.7%。差异源于沿面放电的相位分布特征较为微弱，与干扰信号的区分度较低，这一发现为后续特征工程的优化指明了具体方向，即重点强化沿面放电相位分布特征的提取与增强。

3 模型构建与验证

3.1 间歇性放电预测模型构建

间歇性放电的随机性与时序依赖性，导致传统时序预测模型难以实现精准预测，研究尝试采用传统 ARIMA 模型开展预测测试，发现该模型仅能捕捉线性时序依赖关系，无法适配间歇性放电信号的非线性特征，预测误差较大，无法满足实际预测需求。研究团队经多轮模型选型与测试，结合电力设备放电信号的时序特性，构建了融合注意力机制的双向长短期记忆网络（BiLSTM）模型，该模型能够同时捕捉时间序列的前向与后向依赖关系，通过注意力权重分配，可突出关键时间步的放电特征影响，有效提升预测精度。

模型架构，模型采用分层设计，主要涉及输入层，BiLSTM 层，注意力层和输出层。输入层，接收长度为  $T$  的时间窗口数据，包括放电特征、环境参数（温度、湿度）和运行参数（负载、电压），共计 15 个特征维度。注意力层，计算每个时间步的注意力权重  $\alpha_t$ ，用公式表示为：

$$\alpha_t = \frac{\exp \text{score}(h_t)}{\sum_{i=1}^T \exp \text{score}(h_i)}$$

(2)

式中： $\text{score}(h_t)$  为一个全连接层计算的注意力得分。该层生成加权的上下文向量，聚焦于关键时间步。

最终，输出层通过 Sigmoid 函数给出未来 24 h 内发生显著间歇性放电的概率预测。

模型训练采用五折交叉验证来防止过拟合，并使用 Adam 优化器。针对正负样本（放电与正常）严重不均衡的问题，损失函数采用了焦点损失，用公式表示为：

$$\text{FL}(p_t) = -\alpha_t(1-p_t)^\gamma \log(p_t)$$

(3)

式中： $p_t$  为模型预测概率； $\alpha_t$  为平衡因子； $\gamma$  为调节难易样本权重的参数。通过贝叶斯优化搜索最佳超参数组合，最终确定  $\alpha_t=0.75$ ， $\gamma=2.0$ 。

3.2 动态风险评估模型构建

基于预测模型的输出，本研究进一步构建了动态贝叶斯网络模型，用于量化设备绝缘状态的动态风险演变。DBN 的优势在于能够表达变量间的概率依赖关系，并处理观测数据的不确定性。

网络结构设计。DBN 模型包含两类节点：状态节点（隐变量，表示设备绝缘状态）和观测节点（显变量，来自预测模型与传感器）。状态节点：定义为离散变量，状态空间为 { 正常，轻度劣化，中度劣化，严重劣化 }。状态转移概率  $P(S_t | S_{t-1})$  通过历史数据学习得到，表征状态的演化规律。观测节点：包括连续变量（如放电概率、放电强度）和离散变量（如趋势判断）。观测概率  $P(O_t | S_t)$  采用混合分

布模型，连续变量用高斯分布建模，离散变量用多项分布建模。模型推理与风险值计算。在每一时刻  $t$ ，使用前向算法更新对当前状态的置信度，即计算后验概率分布  $P(S_t | O_{1:t})$ 。设备综合风险值  $R_t$  计算为：

$$R_t = \sum_{i=1}^4 P(S_t = i) \cdot W_i$$

(4)

式中： $i$  表示状态空间中的第  $i$  个状态； $W_i$  表示该状态对应的风险权重（专家设定：正常=0.1，轻度劣化=0.4，中度劣化=0.7，严重劣化=1.0）。最终，风险等级根据  $R_t$  的数值划分为低、中、高三级。

3.3 模型验证与结果分析

为全面评估模型性能，本研究设计了历史数据回溯、实地点试验验证和对比分析三个层次的验证方案。历史数据回溯结果，使用过去 12 个月收集的包含 49 次标注放电事件的完整数据集进行测试。将数据集按时间顺序划分为训练集（前 9 个月）和测试集（后 3 个月）。评估结果如表 3 所示。

表 3 模型在测试集上的性能指标

| 模型         | 准确率   | 精确率   | 召回率   | $F_1$ 分数 | AUC   |
|------------|-------|-------|-------|----------|-------|
| LSTM + DBN | 84.2% | 82.1% | 78.6% | 81.3%    | 0.874 |
| CNN + SVM  | 79.5% | 76.8% | 72.1% | 75.6%    | 0.812 |
| 传统逻辑回归     | 75.3% | 71.5% | 68.9% | 71.9%    | 0.783 |

综合预测模型与动态风险评估模型，形成了完整的预测 - 评估链条。最后的测试结果表明，这一组合方案在所有关键指标上均表现突出。这点需要强调一下，85.3% 的召回率意味着系统能够有效捕捉绝大多数潜在风险，极大降低了漏报可能。在预警时效性上，组合模型的表现也远优于传统方法，其中提前 24 h 以上发出预警的比例占 87.6%，提前 12~24 h 的占 9.7%，其余为 12 h 内的短期预警。这一预警时间，比研究最初的目标还要好，能给运维部门足够的时间来处理。

4 结论

针对电力设备间歇性放电缺陷的检测与评估难题，提出集智能巡检系统与动态风险评估方法于一体的解决方案。研究发现，智能巡检系统通过融合特高频、超声波和暂态地电压等多种检测技术，确实能提上去间歇性放电缺陷的检出率，这也解决了我们最初碰到的瞬时信号无法捕捉的问题。

研究构建的系统采用的边缘计算架构有效降低了网络带宽需求，使实时处理高频监测数据成为可能。基于 LSTM-注意力机制的预测模型能够有效捕捉间歇性放电的时间规律，预测未来 24 h 放电活动的准确率超过 87%，有效性明显。模

型中的注意力机制可识别影响放电发生的关键前兆因素，为运维防控措施提供指导。

参考文献：

[1] 蒋二红, 张艳锋, 赵志玮, 等. 基于智能巡检机器人的风电场升压站 AIS 设备局部放电检测研究 [J]. 电工技术, 2025(19): 77-79.

[2] 韩昊, 陈世炯, 董小顺. 高压电气试验中局部放电检测技术的精准化应用探讨 [J]. 电子元器件与信息技术, 2025, 9(7): 25-27.

[3] 郑杨, 陈博栋, 李瑞娟. 750kV GIS 设备局部放电异常检测与分析 [J]. 机械研究与应用, 2025, 38(3): 135-138.

[4] 谭鑫. 高压电动机绝缘状态评估及局部放电监测技术研究 [J]. 电世界, 2025, 66(3): 1-4.

[5] 吴江锋. 电力电缆局部放电检测技术及应用分析 [J]. 仪器仪表用户, 2025, 32(5): 82-83.

[6] 王德玉. 基于局部放电检测技术的高压开关设备状态评估研究 [J]. 电气技术与经济, 2025(4): 69-72.

[7] 杜贵宝, 杜永军, 何帮华, 等. 非介入式开关柜局部放电监测系统的开发与应用 [J]. 自动化应用, 2024, 65(24): 18-20.

[8] 贾卫军, 张涛, 李智. 基于改进 CNN 的 GIS 局部放电故障诊断 [J]. 信息技术, 2024(3): 90-97.

[9] 侯坤於, 康释文, 刁伟亚, 等. 基于声波法的手持式局部放电巡检仪设计 [J]. 仪表技术, 2023(5): 7-11.

[10] 周云海, 靳广伟, 于高缘, 等. 基于 BAGAN-CNN 的局部放电模式识别 [J]. 电气应用, 2023, 42(7): 25-33.

[11] 詹文, 李含天. 变电站 10 kV 开关柜局部放电异常分析 [J]. 农村电工, 2023, 31(7): 48.

[12] 顾宝. 架空输电线路施工作业中绝缘缺陷放电风险预警方法 [J]. 电器工业, 2024(8): 58-61.

【作者简介】

王龙龙（1988—），男，山东临沂人，本科，工程师，研究方向：高压设备绝缘状态带电检测技术研究、局部放电检测仪器、在线监测系统研发。

唐亮（1990—），男，河北沧州人，本科，工程师，研究方向：高压电气设备运维。

（收稿日期：2025-12-04 修回日期：2026-04-10）