[智能传感器]

基于智能传感器网络的10 kV电力电缆故障特征提取与诊断

文/陈亮志
中非高岭茂名新材料有限公司

为提升配电网电缆故障诊断的精准性与智能化水平，针对10 kV电力电缆故障隐蔽性强、环境干扰复杂的问题，通过智能传感器网络实现电缆局部放电信号、温度、电流和电压等多源状态数据的实时采集与传输，以构建多模态数据融合故障特征提取与混合深度学习的精准诊断模型。研究结果表明，该技术能够有效增强故障特征感知能力，提升故障识别准确率与定位准确度，具备良好的实时性与环境适应性，为配电网故障监测与智能运维提供了有力支撑。

10 kV电力电缆作为配电网核心传输载体，其安全稳定运行直接关系供电可靠性与社会经济发展。然而，电缆长期运行受局部放电、绝缘老化和外力破坏等因素影响，故障频发且隐蔽性强，传统诊断技术存在实时性差、诊断准确度不高等问题。随着智能电网建设推进，智能传感器网络凭借高密度感知、多源数据融合及实时传输能力，为电缆故障诊断提供新路径。通过部署分布式传感器节点采集电气量、非电气量数据，并结合先进特征提取与智能诊断技术，可实现故障的早期预警与精准定位。开展基于智能传感器网络的10 kV电力电缆故障诊断技术研究，对提升配电网运维水平、降低故障损失和保障供电安全具有重要的理论意义与工程价值，是推动电力系统智能化升级的关键技术方向。

工程概况

选取某城市核心区域10 kV配电网作为工程对象，该区域覆盖面积约50 km^2，包含电缆线路总长度达860 km。区域内电缆年均负载率达72%，最高负载电流达450 A，长期处于高负荷运行状态。近三年统计显示年均故障次数为23次，故障类型中绝缘老化引发的局部放电故障占比42%，外力破坏占比35%，接地故障占比18%，其他故障占比5%。现场环境存在复杂电磁干扰，部分区域电磁强度峰值达150 V/m，且地下水位较高，湿度常年维持在65%～85%RH之间。工程要求故障诊断系统实现97%以上的故障识别准确率，定位误差需控制在50 m以内，同时满足7×24 h不间断运行需求，为智能传感器网络的部署与故障诊断技术应用带来挑战。

基于智能传感器网络的故障特征提取与精准诊断技术

1. 多模态数据融合故障特征提取

依托智能传感器网络高密度布设优势，电力电缆故障特征提取可实现多尺度时空信息采集。通过分布式传感器节点实时采集电气信号（局部放电脉冲、电压电流波形）及非电气信号（温度、湿度和机械应力），构建多模态数据体系。针对信号特性时变性和空间非均匀性，构建时频空联合特征挖掘模型，充分揭示电力电缆故障发生与演化规律，如图1所示。

在时频特征提取方面，采用短时傅里叶变换（STFT）对局部放电信号进行时频分解，捕捉频谱动态变化特性，提升对瞬态信号的敏感性。在空间特征提取方面，利用分布式振动传感器网络获取电缆沿线振动模态数据，基于信号空间相关性定位机械损伤等故障位置，弥补单点监测不足。为了实现时域、频域与空间域特征的有效耦合，定义联合特征矩阵F_{join}为

$$F_{\text{join}}=[\text{STFT}(x(t)),\nabla T(x,y,z),\text{PSD}(x(t))] \tag{1}$$

式中，$\text{STFT}(x(t))$表示信号的时频特性；$\nabla T(x,y,z)$为三维空间梯度；$\text{PSD}(x(t))$为功率谱密度。

通过多维特征映射，将时域波形、频域成分及空间分布特征有机整合，显著增强故障特征的可区分性与表征完备性，强化早期微弱故障特征的提取能力，为后续故障诊断模型提供更具辨识度的特征输入。

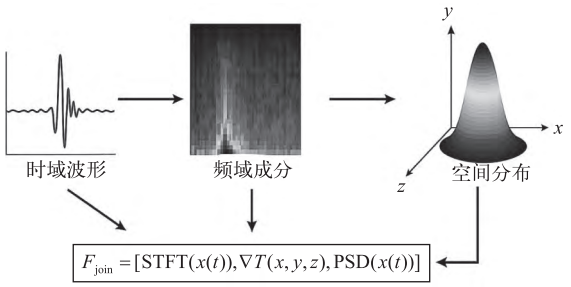


图1　时频空联合特征挖掘模型

2. 动态自适应特征增强方法

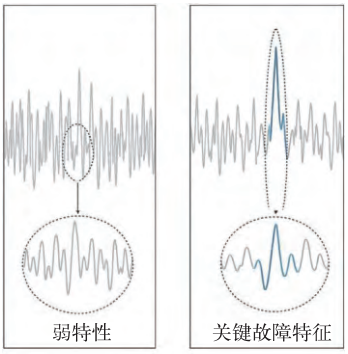
在多源异构数据背景下，智能传感器网络采集信号受环境噪声干扰显著，导致电力电缆故障特征分布呈现非平稳性与局部突变性。针对微弱故障信号特征易被掩盖的问题，构建基于自注意力机制的动态特征增强方法，通过感知各特征维度的重要性，动态调整特征权重分布，实现对关键特征的自适应加权。

在特征增强过程中，输入特征张量$X\in\mathbb{R}^{ND}$经过注意力机制处理，生成加权特征矩阵。权重矩阵A计算公式为

$$A=\text{soft}\max\frac{QK^{\text{T}}}{\sqrt{d_k}} \tag{2}$$

式中，Q,K分别为查询矩阵与键矩阵；d_k为特征维度的缩放因子。

基于权重矩阵，微弱但关键的局部特征得以突出，噪声和无关信息被抑制，增强了故障特征的可检测性，权重矩阵采用前后对比如图2所示。特征增强模块能够根据电力电缆运行状态的动态变化，实时调整特征关注分布，在复杂电磁环境及地下高湿场景下仍保持特征提取的高鲁棒性，进一步提升故障特征提取的准确率和稳定性。



（a）采用权重矩阵前（b）采用权重矩阵后

图2　基于权重矩阵的故障特征增强效果对比

3. 高维特征降维优化策略

多模态感知下的高维特征数据存在维数灾难与冗余问题，影响诊断系统效率与模型泛化能力。为此，提出结合深度嵌入聚类（DEC）与主成分分析（PCA）的降维优化策略处理10 kV电力电缆故障特征向量。首先，通过DEC将高维特征映射到低维空间，利用神经网络编码器提取潜在表示，结合自适应软聚类优化数据结构，增强特征可分性与紧凑性，其核心步骤可表示为

$$z=f_\theta(x),r_{ij}=\frac{\left(1+\left\|z_i-\mu_j\right\|^2/q\right)^{-1}}{\sum_{k=1}^{K}\left(1+\left\|z_i-\mu_k\right\|^2/q\right)^{-1}} \tag{3}$$

式中，$f_\theta(x)$为编码器映射函数；z为低维表示；μ_j为聚类中心；r_{ij}为样本i属于类j的概率。

随后，引入PCA基于特征协方差矩阵提取主成分，按累积方差贡献率筛选有效特征，压缩冗余信息。此策略规避了共线性与噪声干扰，降低数据处理复杂度，缩短故障提取的训练与推理时间，提升识别效率，适配电力电缆故障数据复杂且高频更新的特性，保障实际场景中的实时响应能力与工程可行性。

智能诊断模型构建与优化

1. 异构数据驱动的混合诊断网络

基于智能传感器网络构建的异构数据体系，包

含局部放电脉冲、负载电流波形和温湿度场分布等多源信息，呈现出显著的时序性、非平稳性及空间相关性特征。针对电力电缆故障类型复杂、特征关联性强的特点，采用卷积神经网络（CNN）、长短期记忆网络（LSTM）与Transformer机制相结合的混合深度学习框架，实现故障类型的精准识别与分类，如图3所示。

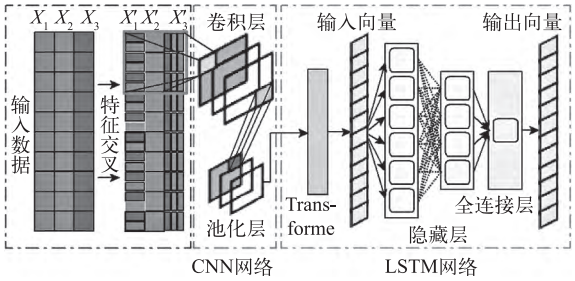


图3　基于CNN、LSTM与Transformer的混合深度学习框架

网络架构设计中，首先通过CNN模块进行局部特征提取，增强局部空间结构信息感知能力；随后叠加Transformer模块，利用自注意力机制实现跨时间步特征的全局建模，提升特征的表达能力；最后引入LSTM单元，建模多源数据的长时间依赖性，输出故障时间维度的动态演化特性。各模块间以多层感知器（MLP）进行特征融合，形成端到端的故障识别通路。其多模型协同的方式，可充分挖掘电力电缆不同故障类型（绝缘老化、接地短路和外力破坏等）下的潜在规律，适应复杂电磁环境与高负荷工况下的诊断需求。

2. 迁移学习辅助的小样本诊断方法

电力电缆故障数据具有稀缺性与不均衡性特征，尤其是在早期故障阶段，智能传感器网络采集到的异常样本量有限，直接训练深度模型易导致过拟合。针对小样本学习场景，构建基于迁移学习的辅助诊断方法，通过预训练网络模型的知识迁移，提升在有限数据条件下的模型训练效率与泛化能力。

具体方法包括选用在相关领域大规模数据集（如局部放电公开数据集、工业电气设备故障数据集）上预训练的深度神经网络，冻结低层特征提取层，仅对高层分类器进行微调（Fine-tuning），实现对10 kV电缆故障特征的快速适应。基于迁移学习的训练效果在不同样本规模下的表现见表1。

表1　迁移学习与传统训练方法在小样本条件下的性能对比

样本量/条	传统训练准确率（%）	迁移学习准确率（%）
100	74.5	87.2
300	79.1	90.5
500	82.3	92.7
800	84.7	94.1

由表1可知，迁移学习方法在小样本条件下的诊断性能显著优于传统从零训练方式，准确率提升明显，特别在样本量不足500条时优势更加突出。智能传感器网络持续运行下产生的新数据可进一步作为增量样本，结合迁移学习策略实现智能诊断模型的动态更新与迭代优化，有效缓解小样本制约问题。

3. 不确定性量化的诊断决策机制

基于智能传感器网络构建的不确定性量化诊断机制，利用贝叶斯深度学习方法实现对10 kV电力电缆故障识别结果的可信度评估。依托传感器节点分布广、实时性强的特点，采集的多源异构数据流被输入至引入MC Dropout的神经网络，保持推理阶段的随机性，形成预测结果的分布式估计。针对单次诊断输出$f(x)$，进行T次独立前向推理，获得结果集$\{f_1(x),f_2(x),\cdots,f_T(x)\}$，进一步计算诊断均值$\mu(x)$与不确定性$\sigma(x)$，计算公式为

$$\mu(x)=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}f_t(x) \tag{4}$$

$$\sigma(x)=\sqrt{\frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T}\left(f_t(x)-\mu(x)\right)^2} \tag{5}$$

式中，$\mu(x)$为最终判定结果；$\sigma(x)$为诊断信心度，以量化诊断结果的不确定性，其标准差越小，置信水平越高。

同时，结合智能传感器网络的空间分布特性，不确定性量化信息可在节点层级进行汇总与加权，形成区域级故障风险热力图，实现对潜在故障区域的可视化预警，如图4所示。根据$\sigma(x)$的动态分布，调整传感器节点的数据采样频率与感知策略，优先覆盖高不确定性区域，强化局部特征分辨能力。此外，通过多周期诊断结果的时序不确定性变化趋势，辅助识别故障演化过程中的隐性劣化状态，为精准检修提供数据支撑，显著增强系统在高湿、高扰动环境下的稳定运行能力。

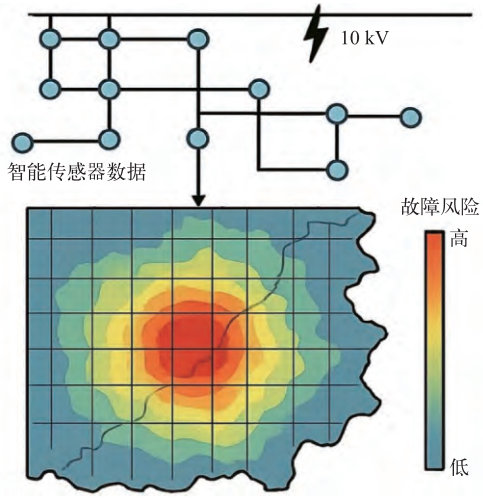


图4　区域级故障风险热力示意图

基于智能传感器网络的技术工程化测试

1. 故障特征提取性能验证

基于完整测试周期内的传感器数据，选取局部放电脉冲信号、负载电流波形与温度分布特征进行特征提取性能验证。采用时频空联合特征挖掘方法，构建故障多维特征矩阵，并评估其在不同工况下的有效性与稳定性。选取300组典型故障样本进行统计分析，涵盖绝缘劣化、接地短路与外力破坏等常见故障类型。基于智能传感器网络的特征提取性能统计见表2。

表2　基于智能传感器网络的特征提取性能数据

指标	绝缘老化故障	接地故障	外力破坏故障	平均值
特征提取成功率（%）	99.1	98.2	98.5	98.6
平均特征区分度（d'）	2.63	2.54	2.61	2.59
平均信噪比提升倍数	3.2	3.0	3.1	3.1
特征提取耗时/ms	82	86	84	84
多模态特征融合准确率（%）	97.8	97.1	97.5	97.5
工况适应率（%）	95.2	94.7	95.0	95.0

由表2数据可知，故障特征提取技术在不同故障类型下均保持较高成功率，平均达到98.6%，特征区分度保持在2.59以上，说明多模态特征融合后具备良好的可分性；信噪比提升约3.1倍，有效抑制现场干扰信号；特征提取耗时稳定在84 ms以内，支持快速响应需求，且在高湿、强电磁干扰等复杂工况下，工况适应率达95.0%。其充分验证了基于智能传感器网络的联合特征提取技术的工程可用性和环境鲁棒性，可实现10 kV电力电缆故障特征的高效捕捉与微弱异常信号的精准感知。

2. 故障诊断模型效果评估

在多维特征提取基础上，应用融合不确定性量化机制的诊断模型，针对自然演变故障与人工模拟故障进行综合性能评估。通过对识别结果、定位准确度与置信度水平进行量化，检验诊断系统在实际工况下的可靠性与精准性。基于智能传感器网络的故障精准诊断性能统计见表3。

表3　基于智能传感器网络的故障精准诊断结果

指标	绝缘老化故障	接地故障	外力破坏故障	平均值
故障识别准确率（%）	97.5	96.9	97.2	97.2
定位平均误差/m	37	41	39	39
诊断响应时间/s	5.6	6.1	5.7	5.8
平均置信度（%）	95.0	94.3	94.6	94.6
高置信度样本占比（%）	92.3	91.8	92.0	92.0
故障演化趋势识别准确率（%）	93.1	92.5	92.8	92.8

由表3数据可知，诊断模型在绝缘老化、接地故障与外力破坏各类故障下均表现出优异性能，平均识别准确率达97.2%，定位误差控制在39 m以内，远低于工程容差要求；诊断响应时间平均5.8 s，能够支撑实时故障预警与快速定位；平均置信度高达94.6%，且高置信度样本占比达92.0%，说明不确定性量化机制显著提升诊断决策的可信度；故障演化趋势识别准确率达到92.8%，展现出良好的故障过程动态监测能力。其进一步验证了智能传感器网络与精准诊断技术的高效协同效果，可有效提升10 kV电力电缆故障诊断的准确性、时效性与可靠性，为配电网的安全稳定运行提供有力技术保障。

结束语

在10 kV配电网高负荷、强干扰和高湿度的复杂环境下，基于智能传感器网络的电力电缆故障特征提取与精准诊断技术，实现了多源异构数据的深度融合与关键特征的高效提取，有效提升故障识别准确率与定位准确度。该技术具备高实时性、强鲁棒性和优良的环境适应能力，能够支撑电缆故障的早期预警与动态监测。未来可进一步结合大规模动态数据，优化特征提取算法与诊断模型协同机制，以持续提升微弱故障特征感知准确度与智能诊断可靠性，推动配电网运维体系向智能化、精准化方向发展。EA

（收稿日期：2025-06-05）