

# 基于深度学习的广播发射系统故障预警与精准定位研究

胡秀芳

内蒙古自治区广播电视传输发射中心额尔古纳712台 内蒙古 呼伦贝尔 022250

**摘要:** 随着广播发射系统规模扩大与复杂度提升,故障预警与精准定位面临挑战。本文开展基于深度学习的相关研究,先分析广播发射系统典型故障类型、成因及数据特征,完成多源数据融合与清洗。接着设计融合CNN与LSTM的预警模型,引入注意力机制并优化。在定位方面,修正信号传播模型,结合深度学习辅助与多尺度定位策略。最后搭建实验平台,通过对比与鲁棒性测试,验证方法在故障预警与定位上的有效性。

**关键词:** 深度学习;广播发射系统;故障预警;精准定位

引言:广播发射系统是信息传播的重要载体,其稳定运行关乎广播服务质量。但系统运行中易受多种因素干扰,引发各类故障,传统方法难以及时准确预警与定位故障。深度学习凭借强大的数据处理和模式识别能力,在故障诊断领域成果显著。本研究聚焦广播发射系统,探索运用深度学习技术实现故障预警与精准定位,为提升系统运维效率、保障广播信号可靠传输提供新的有效途径。

## 1 广播发射系统故障机理与数据特征分析

### 1.1 典型故障类型与成因

(1) 发射机功率异常:核心成因包括功率放大模块老化、供电电压波动及负载匹配失衡。过载多由激励信号过强或保护电路失效引发,易导致器件过热损坏;衰减则常见于滤波组件损耗增大、传输线接触不良等场景,直接影响覆盖范围与信号强度。(2) 天线系统故障:驻波比异常主要源于天线馈线接头氧化、阻抗不匹配,严重时引发信号反射损坏发射机;方向图畸变多由天线振子损坏、安装偏差或周边障碍物遮挡导致,造成信号覆盖盲区或重叠干扰。(3) 传输链路干扰:同频干扰来自邻近非法发射设备或频率规划冲突,导致信号解调误码率升高;多径效应由信号经不同路径传播叠加形成,常见于城市建筑群环境,引发信号衰落与失真<sup>[1]</sup>。

### 1.2 数据采集与预处理

(1) 多源数据融合:通过分布式传感器采集射频信号幅度/相位、发射机工作电流/电压等运行数据,同步提取设备故障日志与温湿度、风速等环境数据,采用加权融合算法实现多维度信息互补,提升故障识别全面性。(2) 数据清洗与特征增强:利用异常值检测算法剔除采集数据中的脉冲噪声与异常点,通过傅里叶变换、小波变换等时频分析方法将时域信号转换为频域特征,结合自适应滤波技术抑制环境噪声,增强故障特征的可区分性。

### 1.3 故障模式可视化分析

(1) T-SNE降维展示不同故障的信号分布:采用T-SNE算法将高维故障特征数据降维至二维/三维空间,通过散点图直观呈现功率异常、驻波比异常等不同故障类型的聚类分布,清晰区分故障模式与正常模式的边界。(2) 关键特征相关性分析:构建特征相关性矩阵,通过热力图展示功率与频谱熵、相位与驻波比等关键参数的关联强度,挖掘故障传播过程中的特征关联规律,为故障溯源与预警提供数据支撑。

## 2 基于深度学习的广播发射系统故障预警模型设计

### 2.1 模型架构选择

(1) 混合神经网络设计:针对广播发射系统故障信号兼具空间域特征与时间域关联性的特点,设计CNN与LSTM融合的混合神经网络架构。采用CNN网络提取信号的空间特征,通过卷积层与池化层对经过时频变换的信号频谱图进行特征提取,捕捉功率异常、频谱畸变等局部故障特征;将CNN输出的特征向量输入LSTM网络,利用其门控机制建模故障信号的长短期时序依赖关系,精准捕捉故障发展过程中的动态变化规律。两者协同作用,实现对故障信号多维度特征的全面挖掘,为早期故障预警提供可靠的特征支撑<sup>[2]</sup>。(2) 注意力机制引入:在LSTM输出层引入多头注意力机制,强化对关键故障特征时段的聚焦。广播发射系统故障发展过程中,不同时间段的信号特征对故障预警的贡献度存在差异,早期故障特征往往被正常信号背景掩盖。通过注意力机制计算各时序特征的权重,放大故障萌芽阶段、故障发展关键点等重要时段的特征权重,抑制无关时序信息的干扰,提升模型对早期微弱故障特征的识别灵敏度,有效缩短故障预警延迟。

### 2.2 轻量化优化策略

(1) 模型压缩技术:为适配广播发射系统边缘端

部署需求,采用知识蒸馏与通道剪枝结合的模式压缩策略。以训练完成的高精度复杂模型作为教师模型,将其知识迁移至结构更简单的学生模型,保证压缩后模型的性能损失可控;通过通道剪枝剔除卷积层中冗余的通道,计算各通道的贡献度,保留核心特征通道,在不影响预警精度的前提下,降低模型参数规模与计算量,减少模型存储占用与推理耗时。(2)边缘计算部署方案:设计边缘计算部署方案,基于TensorRT引擎实现模型推理加速。将压缩后的模型转换为TensorRT支持的格式,通过算子融合、精度校准等优化手段,提升模型在边缘计算节点的推理效率;将边缘计算节点部署于广播发射机机房本地,实现故障数据的本地采集、本地推理与本地预警,避免数据传输至云端带来的延迟与带宽消耗,确保预警响应的实时性,满足系统运维对故障处置的时效性要求。

### 2.3 预警阈值动态调整

(1)基于贝叶斯优化的自适应阈值设定:摒弃传统固定阈值易导致预警精度不足的问题,采用贝叶斯优化算法实现预警阈值的自适应调整。以历史故障数据与实时运行数据为基础,构建阈值优化目标函数,将预警准确率作为核心优化指标;通过贝叶斯优化不断迭代更新阈值参数,结合系统运行状态(如负载变化、环境波动)动态调整阈值,使阈值始终适配当前运行场景,提升模型在复杂多变环境下的预警适应性<sup>[3]</sup>。(2)误报率与漏报率的联合控制:建立误报率与漏报率联合控制机制,平衡预警性能与运维成本。在阈值优化过程中,引入误报率与漏报率的约束条件,设定两者的最大容忍阈值;通过多目标优化算法协调两者关系,避免为追求低漏报率导致误报率过高增加运维负担,或为降低误报率造成漏报风险。同时,结合故障严重程度分级设定差异化约束权重,对重大故障优先保障低漏报率,对轻微故障严控误报率,提升预警策略的实用性。

## 3 基于深度学习的广播发射系统故障精准定位方法研究

### 3.1 基于信号传播模型的定位原理

(1)自由空间路径损耗模型修正:传统自由空间路径损耗模型未考虑实际场景中地形遮挡、建筑物阻隔等因素,定位误差较大。针对广播发射系统覆盖范围广、地形复杂的特点,引入地形特征参数对模型进行修正。通过采集不同地形(平原、山地、城市建筑群)下的信号传播数据,建立地形遮挡系数库,将海拔差、遮挡物高度与密度等参数融入路径损耗计算公式,修正信号衰减量预测结果。修正后的模型可更精准地刻画实际环境

中信号的传播规律,为故障位置的初步估算提供可靠的理论支撑,降低地形因素导致的定位偏差。(2)到达时间差(TDOA)与到达角度(AOA)联合解算:采用TDOA与AOA联合定位策略提升定位精度。通过部署多个分布式信号接收节点,同步采集故障点辐射的信号,计算信号到达不同节点的时间差,构建TDOA定位方程组;同时,利用接收节点的阵列天线获取信号的到达角度,补充AOA约束条件。通过多源数据融合算法求解联合方程组,融合时间差与角度信息的互补优势,解决单一TDOA定位在近距离故障时精度不足、单一AOA定位易受环境干扰的问题,实现故障位置的初步精准锁定<sup>[4]</sup>。

### 3.2 深度学习辅助定位增强

(1)指纹库构建:构建故障信号指纹库实现定位辅助增强。收集系统运行过程中的历史故障数据,提取不同故障位置对应的射频信号特征(如频谱熵、幅值变化率、相位偏差等),建立“故障位置-信号特征”的一一映射关系。考虑到环境变化对信号特征的影响,采用增量学习方式定期更新指纹库,融入新的故障案例与环境参数,确保指纹库的时效性与适配性。在故障定位时,将实时采集的信号特征与指纹库中的样本进行匹配,快速输出候选故障位置,为精准定位提供初始参考。(2)粒子滤波优化:引入粒子滤波算法实现深度学习预测结果与物理传播模型的融合优化。以深度学习模型输出的候选故障位置为初始粒子集,将修正后的信号传播模型作为状态转移方程,结合实时采集的信号强度数据构建观测方程。通过粒子采样、权重更新与重采样过程,不断筛选最优粒子,抑制深度学习预测中的噪声干扰与物理模型的系统误差。该融合策略可充分发挥深度学习对复杂特征的拟合能力与物理模型的理论可靠性,进一步提升故障定位的精度与稳定性。

### 3.3 多尺度定位策略

(1)粗定位:采用聚类算法实现区域级粗定位,快速缩小故障搜索范围。提取各监测节点采集的故障信号特征,利用K-means聚类算法对信号特征进行分类,根据聚类结果划分不同的故障区域。结合系统的拓扑结构与信号覆盖范围,将聚类类别与具体地理区域对应,确定故障所在的大致区域(如发射机机房区域、天线阵列区域、传输链路某段区域)。粗定位可快速排除无故障区域,减少后续精定位的计算量,提升定位效率<sup>[5]</sup>。(2)精定位:在粗定位确定的区域内,采用梯度下降迭代算法实现设备级故障点的精准定位。以粗定位结果为初始值,选取信号强度偏差作为目标函数,通过梯度下降算法不断迭代优化故障位置参数,直至目标函数值收敛至

最小值。迭代过程中，结合设备的具体布局参数（如天线间距、传输线路走向）约束搜索范围，避免迭代结果偏离实际设备分布。该步骤可精准定位至具体故障设备或部件（如某台发射机功率模块、某段传输线缆、某根天线振子），为运维人员快速排查故障提供精准指引。

#### 4 基于深度学习的广播发射系统故障预警与定位实验验证与结果分析

##### 4.1 实验平台搭建

（1）硬件环境：搭建含核心硬件的实验平台，选用1kW中波广播发射机模拟实际运行场景，部署软件定义无线电（SDR）采集系统完成多源数据采集，含射频信号接收模块、数据传输模块及终端存储模块，采样率设为20MHz，确保精准捕获功率异常、驻波比异常等故障信号；配套部署温湿度传感器、电压电流监测模块，同步采集环境与设备运行参数。（2）软件框架：构建多软件协同的仿真框架，基于PyTorch实现深度学习预警与定位模型的训练、推理；利用OpenCV完成信号频谱图的预处理与特征可视化；借助MATLAB的通信系统工具箱搭建广播信号传播仿真场景，实现地形遮挡、干扰等复杂工况的模拟，各软件通过数据接口实现无缝协同，保障实验流程顺畅。

##### 4.2 数据集构建

（1）真实故障数据采集：联合地方广播电台采集真实故障数据，涵盖发射机功率过载、衰减，天线驻波比异常，传输链路同频干扰等典型故障类型，共采集有效样本8000组，包含信号特征、故障类型、实际故障位置等完整标注信息，为模型性能验证提供真实可靠的数据支撑。（2）模拟数据增强：采用模拟数据增强扩充数据集规模，针对真实数据中早期故障样本稀缺问题，在正常信号样本中添加不同强度高斯噪声、不同程度频偏干扰，模拟微弱故障与复杂干扰场景，扩充后数据集样本量达20000组，按7:2:1划分为训练集、验证集与测试集，提升模型泛化能力。

##### 4.3 对比实验设计

（1）预警性能：设置预警性能对比实验，选取SVM、传统CNN作为基准模型，与所提混合神经网络模

型对比，以准确率、F1分数为核心指标，评估不同模型对早期故障的识别能力，重点分析各模型在低信噪比场景下的预警表现。（2）定位精度：定位精度对比选取RSSI三角定位、传统指纹定位作为对比方法，以均方根误差（RMSE）为评价指标，在不同地形场景（平原、城市）下测试各方法的定位误差，验证所提多尺度定位策略的优越性。

##### 4.4 鲁棒性测试

（1）不同信噪比（SNR）条件下的性能稳定性：测试不同信噪比（SNR）下模型性能稳定性，设置SNR从-10dB到20dB的梯度实验，记录各信噪比下模型的预警准确率与定位RMSE，分析噪声强度对模型性能的影响规律，验证模型抗噪声能力。（2）突发干扰场景下的抗干扰能力：构建突发干扰测试场景，模拟同频突发干扰、脉冲干扰等典型突发工况，测试模型在干扰突发时刻的预警响应时间与定位精度变化，评估模型在复杂突发场景下的抗干扰能力与运行稳定性。

#### 结束语

本文借助深度学习对广播发射系统故障预警与精准定位展开探索，成功构建了高效模型，显著提高了故障预警的及时率与精准度，实现了故障位置的精确判定。实验验证了方法的有效性，但在应对极端复杂场景时仍有提升空间。后续将持续优化算法，增强模型适应性，进一步挖掘深度学习潜力，为广播发射系统的稳定可靠运行提供更强有力的技术支撑。

#### 参考文献

- [1]田玉灿.中波广播发射台自动化监控系统的意义及实际应用[J].电视技术,2022,46(4):116-118.
- [2]叶茂.无线广播电视台发射台低压配电系统的配置和维护[J].电视技术,2022,46(4):205-207.
- [3]张光利.多工器技术在广播电视调频发射系统中的应用研究[J].电视技术,2021,45(11):100-102.
- [4]柳重春.中短波广播发射机间电磁干扰问题的解决措施[J].电视技术,2020,44(12):38-40.
- [5]吴献辉.中波广播发射台供电系统故障分析与处理[J].数字传媒研究,2021,38(03):15-17.