

基于深度学习的电气设备声谱异常定位及鉴别研究

广东电网有限责任公司广州供电局 李彦豪

摘要: 对各个电气设备的异常点进行声谱检测, 建立声谱异常数据库, 得出检测算法。探究电气设备声谱异常的定位并提出定位原理, 对电气设备中异常点声谱鉴别。

关键词: 深度学习; 电气设备; 声谱异常定位

电检修的次数减少对于电气设备的有效性有着很高的要求, 计算机智能化中的重要领域音频识别也成为了关注点之一。目前传统的音频识别方法很大程度上需要人工的标识与分析, 无论是对音频特征进行选取还是数据进行分析都需人为的凭借经验进行处理设定。目前存在音频信号的自动识别的算法按其主要步骤可分为提取特征和选择分类两大类型进行, 对于电气设备中的异常, 传统的音频识别不能有效对复杂环境下的音频进行识别, 无论是处理方式还是效率都不理想。在现有的复杂环境下的音频识别中, 针对间断、多源和噪声干扰等复杂的情况, 如何选择能准确表示此类音频的特征信息并将位置音频正确分类识别是音频识别的研究难点^[1]。学者们发现, 声谱图中的时频结构反应了信号时域和空域结构, 可以形成声学感知的稀疏基函数, 借助图像处理技术的音频识别方法已经成为一种解决复杂音频问题的重要途径。

1 电气设备的异常点声谱检测

1.1 电气设备声谱收集应用模型

异常声音的特性分析是电气设备中异常声源检测和定位的前提和基础, 也是异常声音数据库建立的依据^[2]。声音收集中, 声音识别模型对于异常点声谱检测具有深刻影响。本问题基于卷积网络构建环境声音识别模型, 所谓卷积网络指选择不同大小的卷积核并可能将其作用于输入特征图谱, 以此来

实现不同特征的有效提取, 该过程中, 通过局部权值矩阵卷积核会遍历特征图谱的所有位置, 并在运算中进行权值共享, 最终获得当前层的特征图谱。本次电气设备声音识别模型建设中, 通过卷积网络构建电气设备的异常点声谱检测识别模型(图1)。该模型卷积层、BN层、全连接层数目分别为5个、6个和1个。各卷积层作用是通过滤波器就异常点声谱更高阶特征进行提取, 并在平衡网络层数相加中实现卷积层与全连接层相连, 获得当前层的最终图谱。

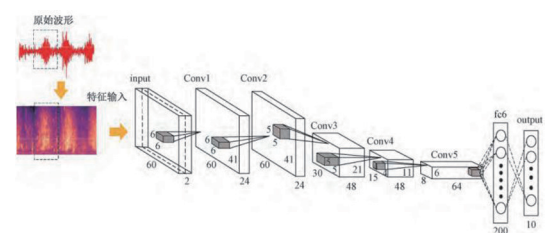


图1 基于卷积层的电气设备的异常点声谱检测模型

1.2 异常声谱数据库

异常声音的特征参数确定后, 可建立电气设备的异常声音数据库, 当检测到电气设备中的异常声音时, 将短时能量与建立好的异常声音数据库进行对比时, 可确定疑似何种异常声音并进行定位。由于异常声音的种类繁多、采集困难, 目前获得的声音库也不能完全涵盖所有的异常的声音, 因此细致分类后可能导致一些检测到的异常声音无法判断类型^[3]。

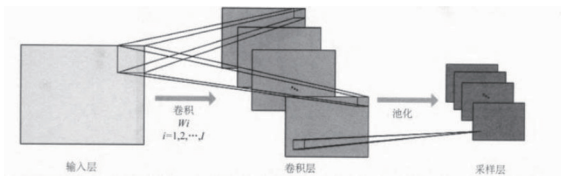


图2 卷积网络的异常点声源检测算法流程框架

1.3 检测算法

通过对本文的研究，基于卷积网络的异常点声源检测算法框架如下：作为标准神经网络的一种变形，卷积网络在异常点声源检测中需进行输入层、卷积层和采样层的协同作业（图2）。输入层会对所有声源频带的特征进行连接，形成一维特征信息，实现信息的基本识别。在卷积层系统会对声源局部相关性和细节信息量的权衡特征进行提取，最终特定采样方法对卷积层的特征图像进行聚合。该过程中，设定 J 为输入特征图， i 为卷积核，卷积核数量为 I ，卷积层中存在特征卷积图 K_i 。则最终卷积层

$$\text{输出为: } K_i = \sigma \left(\sum_{i=1}^I J \times W_i + \alpha_i \right)$$

式中 w_i 为权重矩阵， α_i 为网络偏置， δ 为非线性的激活函数。通过该公式模型提炼，卷积特征图参数数量会有所减少，随后在考虑采样大小、采样位移、缩放因子等参数的情况下，可实现异常点声源的均值采样。均值采样模型算法可表示为：

$$l_{m,n} = \rho \sum_{t=1}^R k_{m(n=1) \times o+t}$$

式中 R 、 o 、 ρ 分别代表采样大小、采样位移、缩放因子。最终，在确保采样窗口无重叠部分后，即可实现异常点声源的均值采样。

2 电气设备声谱异常定位

本章重点研究基于时延估计的声源定位方法，在本文研究的电气设备中建立合适的定位模型对异常声音时间进行定位。

2.1 基于时延估计的定位原理

要实现电气设备声谱异常声源的准确定位需找到关键的噪声源，该过程涉及噪声源识别的问题。现阶段传统识别法、基于信号处理识别、可视化识别是电气设备声谱异常定位中较为常用的三种识别技术。传统声源定位识别精度较低、仅能进行简单识别；信号处理识别分析较为精确，然对声源提供的信息较为有限；现在多采用可视化噪音源识别法进行声源定位识别，该方法直观性强，将其应用于

电气设备异常声谱监测能实现声源的准确定位和量化管理。

声源定位是指利用固定位置的声音接收装置采集信号，根据声源发出的声音信号确定发生物体位置信息的方法。目前基于麦克风阵列的声源定位技术主要有基于最大输出功率的可控波束形成定位方法、基于高分辨率估计的定位方法和基于时延估计的定位方法。由于基于时延估计的声源定位方法原理简单、复杂度低、计算量小、易于实时实现等优点，在实际中得到了广泛应用^[4]。基于时延估计的声源定位放大是根据声音信号到达每对传感器的时间差计算出声源到达各传感器的距离，再利用麦克风阵列的几何关系或者搜索方法计算出声源的位置，比较适用于每个点声源的定位。该方法定位分为2步，估计声达时间差和定位：麦克风接收声音信号、估计每对麦克风的时延、根据时延和麦克风的几何位置计算声源的位置

2.2 闭式定位方法

球形插值法是一种典型的闭式定位方法，其基本原理是以麦克风阵列的某一麦克风为参考元，位于坐标原点，根据其余多个麦克风相对于参考麦克风的时延和各麦克风的矢量位置得到一个误差方程组，并求得最小二乘解，即为声源位置，假设通过坐标变换将距声源最近的麦克风 $M_{n1}, M_{n2}, M_{nk}, M_{nl}$ 的距离为 r_1, r_2, r_k, r_l 声源 S 到原点的距离记为 R_s ，则 R_s 即为声源 S 到参考源的距离 r_1 。

$$R_s = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} = r_1, \text{ 麦克风 } M, M_k, M_l \text{ 到原点的距离分别为: } R_j = \sqrt{x_j^2 + y_j^2 + z_j^2}, R_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}, R_l = \sqrt{x_l^2 + y_l^2 + z_l^2}。$$

球形插值法实际上是借助声源到麦克风阵列距离的误差函数，求得以各阵元为球心的球面的交点就是异常声源的位置。因此声源位置的最优解就是到这些球面的最短距离。球形插值法需将定位麦克风阵列的参考元置于原点位置，同时它有根不存在的情况以及多个根的情形，这将带来定位的不确定性。而闭式线性定位模型根据监控系统中麦克风坐标的特点建立，由非线性定位模型转化而来，模型求解更加简单，并且能确定系统中声源坐标的唯一解析解。

对于声谱异常，利用三维定位的方式将声源定位出来，在无线通信、雷达、声呐领域中，室外远距离的声源方向测定是焦点。在远场情况下，声源与参考传声器之间的距离大于 $2d^2/\lambda_{\min}$ ， λ_{\min} 是声

源最小的波长, d 是阵列孔径即相邻传感器的距离。此时认为声源信号为平面波, 到达各个阵列的方向是近乎相同的, 均匀线性阵列在这种环境中得到了广泛的应用。

3 电气设备声谱异常的鉴别

卷积神经网络体系下, 基于深度学习的电气设备声谱异常的鉴别是通过经过训练的神经网络实现鉴别的。卷积神经网络模型包含大量的权值参数, 其能通过庞大的训练参数确定声谱异常点位, 最终通过故障检修确保设备的整机性能。电气设备声谱异常鉴别中, 整个鉴别过程看分为训练集构造阶段和测试集构造阶段。在各个阶段, 针对异常声音样本均需通过训练样本 / 测试样本、预处理、特征提取、帧数规整、组合特征图的流程进行处理, 训练样本最终得到训练卷积神经网络, 测试样本处理中, 采用训练好的卷积神经网络模型, 最终获得声谱异常识别结果 (图3)。通过上述步骤, 利用算法进行分析处理后得到几组表征信号信息的数据, 并以此作为推理机的判定依据, 将在线监测信号的特征值与之相比变化较大时, 就可判定电气设备运行是否出现异常。

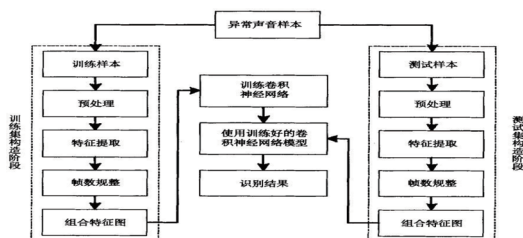


图3 基于卷积神经网络的异常声音识别流程图

4 结语

基于深度学习的声谱异常定位是一种高效化、现代化的声谱异常定位方式, 深度学习深度学习是通过建立、模拟人脑进行分析学习的神经网络结构, 该网络注重理解性学习和批判性学习方法的有效应用, 在一定程度上实现了人工智能领域神经网络结构的优化, 使原本的神经网络具备了非线性问题求解的能力, 将其应用于电气设备声谱异常定位能有效提升定位的效率和精度。

需要注意的是, 在卷积网络形式下的电气设备异常点声谱检测识别受声音信号特征的影响, 即在电气设备使用中, 有很多依据声音信号的特性将其特征按照不同形式进行组合的方法。基于此, 在后

期电气设备的异常点声谱检测识别构成中, 应针对声音信号的特征选择合适的特征排布方式, 这样才能提升卷积神经网络的识别性能, 实现电气设备声谱异常点的有效设计别和定位, 为后期设备检修提供保证。★

参考文献

- [1] 杨祥清. 声源定位算法及实现. 中国科技大学, 2007.
- [2] 钱桂萍. 监控系统中异常点声源的检测与定位. 南京理工大学, 2016.
- [3] 潘亮亮. 基于声波信号分析的电气设备故障诊断新方法. 华北电力大学, 2009.
- [4] 王攀. 电气设备故障诊断技术. 泸州职业技术学院, 2015.

(上接157页)

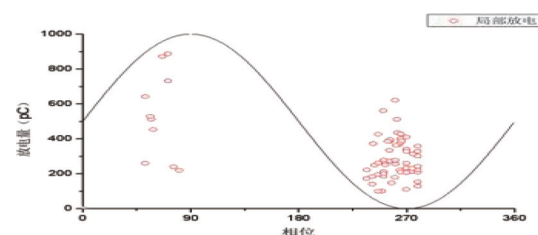


图4 半导体层尖端放电典型图谱

悬浮放电。由金属连接处松动时产生, 放电量会明显低于尖端放电及气隙放电, 试验时仅有50至150, 放电相位集中在180° 位置。★

参考文献

- [1] 庞月龙. 高频与脉冲电应力下局部放电检测方法的研究 [D]. 山东大学, 2014.
- [2] 赵昌鹏, 庞伶俐, 等. 电力电缆局部放电检测系统的应用研究 [J]. 吉林电力, 2016, 2.
- [3] 李春来. 微型电流互感器常用铁芯材料的性能分析与应用 [J]. 科技创新与应用, 2016, 6.
- [4] 聂一雄, 尹项根, 刘春. 一种高频电流传感器的设计 [J]. 仪器仪表学报, 2001, 3.
- [5] 王霖. 基于 Ni-Zn 铁氧体软磁材料的高频电流传感器研制. 华北电力大学 (北京). 2018.
- [6] 尹贤龙, 陈进, 方明. 高频微电流传感器仿真的研究 [J]. 云南电力技术, 2006, 2.
- [7] 张少锋, 石山, 等. 高准确度微电流传感器的研制 [J]. 传感器技术, 2004, 12.