

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.03.008

配电变压器声音检测中基于时频域自相似性去噪方法的可行性分析

龙骧进¹, 刘元², 苏盛¹, 陈凤³, 李彬¹

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 长沙 410114; 2. 国网安徽省电力有限公司广德市供电公司, 安徽广德 242200;
3. 湖南省电力公司长沙供电分公司, 长沙 410004)

摘要: 利用声音信号对配电设备进行状态监测具有廉价、无接触的优势,但也存在强环境噪声干扰的问题。已有研究利用环境噪声与配电变压器运行声音时、频域自相似性差异的采用无类簇参数的聚类算法进行去噪并取得了较好的仿真结果。不同运行工况的变压器故障噪声存在差异。若该去噪方法造成了变压器声音样本的不同运行工况缺漏,筛选后声音样本集可能无法包含早期故障的声音样本导致后续状态识别环节漏判。因此文中以位于不同工作环境的箱式变压器为例,根据配电设备运行声音与环境噪声时、频域自相似性差异,筛选出不受环境噪声干扰的声音样本。通过平稳声音片段与配电变压器不同运行工况的时间分布特性,论证了该方法能覆盖配电变压器全运行工况,为后续基于声音信号的配电变压器状态监测用于生产实践提供有力支撑。

关键词: 声音信号; 状态监测; 配电变压器; 箱式变压器; 消除噪声; 样本筛选

Feasibility Analysis of a Time-frequency Domain Self-similarity Denoising Method for Sound Detection in Distribution Transformers

LONG Xiangjin¹, LIU Yuan², SU Sheng¹, CHEN Feng³, LI Bin¹

(1. School of Electrical & Information Engineering Changsha University of Science and Technology, Changsha 410014, China;
2. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Guangde Power Supply Company, Anhui Guangde 242200, China; 3. Hunan Electric Power Company Changsha Power Supply Branch, Changsha 410004, China)

Abstract: The use of sound signals for condition monitoring of power distribution equipment offers the advantages of being low cost and contactless. It, however, also has the drawback of being susceptible to strong ambient noise. Existing study has successfully denoised sound signals by leveraging the differences in time-frequency domain self-similarity between ambient noise and distribution transformer operating sounds through the use of a parameter-free clustering algorithm, achieving promising simulation results. The fault noise of transformer under different operating conditions has difference. If the denoising method causes the leakage of transformer sound signal samples in different operating conditions, the sound sample set after screening may not contain the early fault sound samples, resulting in misjudgment in the subsequent state recognition process. Therefore, in this paper the box transformers in different working environments are taken as an example, the sound samples free from the interference of environmental noise are screened out in accordance with the time and frequency domain self-similarity differences between the operating sound of distribution equipment and the environmental noise. It is proved through the time distribution characteristics of stationary sound segments and distribution transformers in different operating conditions that the meth-

收稿日期:2025-08-03; 修回日期:2025-10-05

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777015);湖南省自然科学基金项目(2022JJ60089)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(51777015), Natural Science Foundation of Hunan Province (2022JJ60089).

od can cover all operating conditions of distribution transformers, which provides a strong support for the subsequent state monitoring of distribution transformers based on sound signal for production practice.

Key words: sound signal; condition monitoring; distribution transformers; box transformers; noise removal; sample screening

0 引言

配电变压器数量庞大、分布广,对其运行状态进行在线监测是保证供电可靠性的关键^[1-2]。声音检测具有非接触、成本低、信息量丰富等优势,国外已有较多基于声音信号诊断设备运行状态的研究^[3]。声音检测分为对声音信号进行故障分析与通过声传感器阵列进行故障定位^[4-5]。国内,潘亮亮等人提出基于声音信号分析的电气设备故障检测方法并给出通用的诊断模型,包括声音信号处理、特征提取以及故障诊断3个环节^[6]。文[7]对特征提取进行优化,对162台超、特高压变压器进行声纹采集,得到正常运行状况的特征值变化规律,并选出了五项特征值作为判断异常的依据。文[8]在故障诊断方法上进行创新,结合基于图像的识别方法,采用卷积神经网络对提取的MFCC特征向量图进行识别。

设备振动产生的声音信号是通过空气传播至采集器麦克风,在传播过程中容易受到环境噪声的干扰,因此除了对于特征提取以及识别方法的研究之外,如何提高信号信噪比、降低环境噪声干扰成为了电气设备声音监测研究关注点。已有的电力设备声音去噪方法研究主要针对部署变电站内的大容量变压器或电抗器,这类设备的声音信号具有背景噪声均匀、信噪比高以及噪声种类可预见的特点。①利用噪声与设备声音频带差异的滤波方法^[7-8];②采用小波消噪,根据设备运行声音与噪声经小波变换后小波系数的差异来剔除噪声成分^[9-11];③通过盲源分离技术分离变压器声音和环境噪声,进而达到去噪的目的^[12-13]。除此之外,还有采用经验模态分析方法将变压器主体信号分解成一组若干阶固有模态函数IMF(intrinsic mode function)后,选取敏感IMF重构变压器主体声音^[14-16]。

然而,配电设备大多部署在嘈杂的环境中(如马路边,小区内等),背景噪声具有干扰强、噪声种类多以及时空随机性强的特点。上述消噪方法在应用时存在较大缺陷:噪声与设备运行声音频谱重叠情况下滤波消噪方法效果不佳;小波消噪的小波基、阈值、分解层数设置会依赖经验选择;盲源分离技术分离噪声应用于强背景噪声环境下时,需要增加大量传感器以满足盲源分离条件,这会导致成本增

加而且还原效果仍会出现偏差;经验模态分析方法则可能会出现模态混叠等情况。实际上,由于配电设备现场环境复杂,基于滤波原理的传统消噪技术无法完全消除强的噪声干扰。也有一些研究从其他角度开展工作,嘈杂环境下的背景噪声具有单次短时持续、随机普遍出现的特点,配电设备常处于全天工作状态。理论上配电设备声音信号会出现不含强干扰噪声的时期。因此出现了一种针对配电设备去噪的新思路:即通过对配电设备声音信号进行噪声识别,直接剔除含有强干扰噪声的片段达到去噪效果。苏盛等人针对配电变压器运行声音和强环境噪声在时、频域自相似性上的差异性,提出利用分钟级别录音聚类分析后产生的类簇数不同来直接在原声音样本上剔除含有短时强干扰的噪声片段^[17]。

由于早期的变压器绝缘故障更易在重过载运行期间以局部放电的形式表现出来。变压器机械结构故障在不同运行工况下表现程度也有所差异^[18]。因此若将基于时、频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法应用于去噪环节时,必须论证其筛选后样本是否能覆盖变压器全运行工况进而保证状态识别环节的准确性,这也是文中的重点研究内容。

文中持续采集了两个位于城区嘈杂环境的箱式变压器运行声音样本。通过基于时、频域自相似的环境噪声识别方法剔除含强噪声干扰样本;统计分析了筛选后样本是否能够覆盖不同的运行状态并将筛选后样本的时间分布特性与该箱式变压器日负荷曲线联系分析,为后续基于箱式变压器的状态识别方法提供依据。

1 配电变压器运行环境噪声与运行工况特性分析

1.1 配电变压器环境噪声与本体运行声音

变压器正常运行状态下发出的声音主要有铁心硅钢片磁致收缩及绕组和铁心受电磁力振动引起,其声音可描述为低频“嗡嗡”声。在分钟级时间尺度上,随着箱式变压器对应的台区负荷变化,箱式变压器运行声音也会出现变化。但箱式变压器承担的负荷随时间变化较小,声音信号变化较小,

具有长时间的稳定性。

研究噪声统计特性、合理运用针对性去噪方法减少噪声干扰的影响,是保证后续变压器状态识别方法准确、可靠的前提。

配电变压器一般运行在嘈杂的环境中,声音信

号采集过程存在着大量环境噪声干扰。这类环境噪声具有时间分布不连续、短时变化大、随机性强的特点。不同类型环境噪声在时频域上具有较大差异,典型配电变压器环境噪声与配电变压器运行声音的时域波形图与时频图见图1。

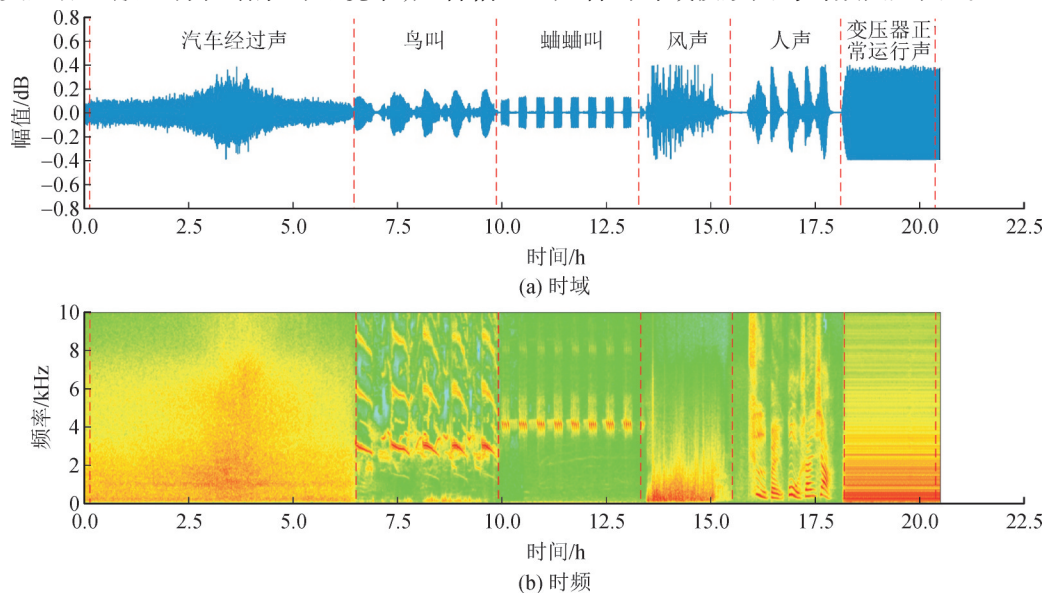


图1 典型配电变压器环境噪声与配电变压器运行声音的时域波形图与时频图

Fig. 1 Time domain waveform and time-frequency plot of typical distribution transformer ambient noise and distribution transformer operation sound

图1(a)为典型环境噪声的时域波形图,横坐标为时间,纵坐标为声音幅度。在s级时间尺度上,汽车经过声呈现非周期性尖峰的形状,且尖峰对应于汽车经过配电变压器的时刻;鸟叫呈现准周期性尖峰形状,尖峰幅值也基本相同。蚰蚰声则是严格的等间隔等幅尖峰;风声为密集、渐弱的尖刺;人声波形无规律;设备运行声音则为等幅无间隔分布。

图1(b)为典型环境噪声时频域特性图,横坐标为时间,纵坐标为频率,颜色深度表示频率能量大小,颜色越亮其对应频率分量能量越大。汽车经过声高频分量与时域波形尖峰同步增大;鸟声的高频分量能量主要集中在3~5 kHz频段内;蚰蚰声高频分量则集中在4 kHz频段;人声则是若干频段分量复合而成。设备运行声音频段分布主要集中在2 kHz以下。

综上所述变压器本体运行声音与典型环境噪声在分钟级样本中具有明显时、频域自相似性差异。

1.2 配电变压器故障与运行工况

负载率指变压器实际承担的负载与其容量之比,常用来反应变压器承载情况。当变压器负载率30%以下为轻载运行;负载率在30%~80%为中载运行;负载率80%~100%为重载运行;负载率超过100%为过载运行。

文[16]通过实际配电变压器案例分析认为配电

变压器长期处于重过载工作状态时,电流引起的发热问题会加速绝缘老化,导致配电变压器发生故障的概率增高。早期的变压器绝缘故障更易在变压器重过载运行下以局部放电形式表现出来,通过声音检测能对局部放电声进行识别,对变压器绝缘状态进行分析诊断。文[17]认为变压器出现铁心松动等机械故障时,不同运行工况下选取的信号特征量会有明显差异。因此有必要对基于时频域自相似性方法去噪后筛选的样本是否覆盖全运行工况这一问题进行分析,进而保证后续状态识别环节准确性。

2 配电变压器环境噪声分析方法

在min级时间尺度上,配电变压器正常运行声音、振动故障早期发展时期皆平稳,在时频域上具有自相似性。配电变压器运行环境噪声可分为具有自相似性的长时稳定环境噪声和如人声、风雨雷电、车辆行驶、蝉鸣蛙啼等不具备自相似性的短时突变环境噪声。两种噪声与配电变压器运行声音叠加后的声音样本与未包含短时突变环境噪声的声音样本存在自相似性差异,因此可基于自相似性差异,采用无需确定类簇数的聚类算法对预处理后的声音样本进行自相似性分析,通过类簇数目判断声音片段是否含有噪声。自相似性去噪流程见图2。首先

将采集的声音信号分割成分钟级别的子样本,并对子样本进行分帧、加窗等预处理;接着提取每帧音频的时域、频域特征向量,将其特征向量输入到Meanshift聚类算法中进行聚类分析,如果聚类类簇数目为1说明不含强噪声干扰,反之为含噪声干扰样本。

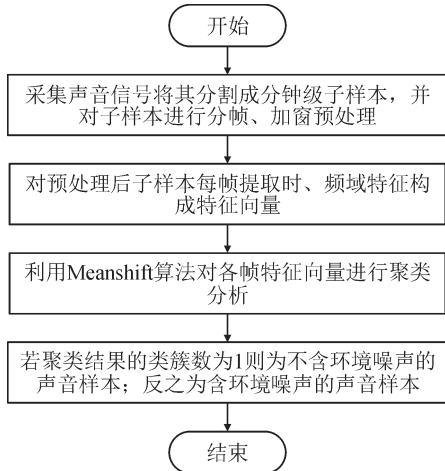


图2 自相似去噪方法流程图

Fig. 2 Flowchart of self-similar denoising methods

2.1 预处理

声音信号的预处理是对声音信号进行后续处理的关键步骤。对声音的预处理主要包括分帧和加窗两个步骤。进行信号分帧时,为了使相邻帧具有连续性,可在两帧之间设置部分重叠区域,一般为帧长的1/3~1/2。文中将分帧帧长设为 T ,重叠区域设为 $T/2$ 。为保证声音片段的短时平稳性和防止频域分析时出现的频谱能量泄漏和栅栏效应,需要对各帧信号加窗。文中采用汉明窗

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos[2\pi n / (N - 1)] \quad 0 \leq n \leq N - 1 \quad (1)$$

式(1)中: n 为数据点; N 为汉明窗长度。

2.2 特征处理

特征提取是将每帧原始信号转化为一组具有物理意义或统计学意义的特征向量。设备运行声音与环境噪声在时域、频域上具有自相似性差异,因此提取各帧信号的时域特征和频域特征进行分析。

时域上,根据设备运行声音与环境噪声的时域波形差异性,文中选取了均方根值、均方差、峭度、偏度特征作为每一帧的时域特征。其中,均方根值表征信号的能量大小;均方差表征信号的离散程度;峭度表征信号的冲击成分;偏度表征信号的数据分布对称测度,各指标定义式见表1。

频域上,文中选择每帧原始信号经小波包分解后的能量特征,用来表征不同频段的能量分布。小波包分解是一种频带划分方法,能将信号按任意时频分辨率分解到不同频段,具有精确细分的特点和

表1 时域特征定义式

Table 1 Time domain feature definition

名称	表达式	用途
均方根值(RMS)	$e_{\text{RMS}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2 / N}$	表征信号的能量大小
均方差(MES)	$e_{\text{MES}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i)^2$	表征信号的离散程度
峭度(K)	$K = \sum_{i=1}^n x_i^4 / (N \times X_{\text{rms}}^4)$	表征信号的冲击成分
偏度(S)	$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^3}{\left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 \right]^{3/2}}$	表征信号的数据分布对称测度

注:1~ n 为每一帧的采样点; x_i 为采样点对应的采样值。

较强的时频局部化能力,能很好满足信号特征提取的要求。

2.3 Meanshift 聚类

文中在聚类环节采用无需预设聚类簇数的Meanshift聚类算法。Meanshift是一种无参数核密度估计的迭代算法,其核心是对特征空间的样本点进行聚类,样本点沿梯度上升方向收敛到密度梯度为零的点即聚类中心点。

假设给定 d 维欧式空间 R^d 中的任意点的集合 $S_h = x(i), i = 1, 2, 3, \dots, n$,在选定核函数 $K(x)$ 、带宽 h 的条件下,概率密度函数估计为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (2)$$

式(2)中, x 为漂移点。对概率密度函数估计 $\hat{f}(x)$ 求梯度可得

$$\nabla \hat{f}(x) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x - x_i) g\left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2\right) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^n g\left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2\right) \right] \cdot m_h \quad (3)$$

均值漂移向量 m_h 为

$$m_h = \sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2\right) / \sum_{i=1}^n g\left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2\right) \quad (4)$$

式(4)中,均值漂移向量 m_h 包含了距离和方向,点 x 沿着偏移向量跟踪到聚类中心点,跟踪到同一个聚类中心点的所有点的集合被认为属于同个类簇。Meanshift聚类算法具体步骤如下:

1)在数据集中随机选中一个中心点,并将与中心点距离小于带宽 h 的点归为一个类簇。

2)计算中心点到类簇其余点的向量,并将向量相加得到meanshift向量。

3) 将中心点朝 meanshift 向量方向移动 $\|\text{meanshift}\|$ 长度。

4) 重复 1)、2)、3) 步骤直到 $\|\text{meanshift}\|$ 数值满足设定的一个较小数值。在迭代过程中遇到的所有样本点都归为同一类簇。值得说明的是若两类簇的中心点聚类小于带宽, 则两类簇合并为一个类簇。

将 min 级样本的每帧信号进行特征提取后形成的特征矩阵进行聚类分析。若能聚成一类, 说明各帧信号之间具有较高的相似性, 为无明显环境噪声干扰的可靠声音样本; 若不能聚成一类, 认为声音样本受到环境噪声干扰, 应予以剔除。

3 现场实验

3.1 数据采集

文中采用某公司的 TASCAMDR-05 录音机(声音传感器的测量误差在 3 dB 以内, 采样频率 48 kHz) 分别部署在处于不同位置的两台箱式变压器内(一台在嘈杂的街道旁, 一台在安静的小区内), 录音机采集得到含有大量不同类型环境干扰的变压器运行声音, 采样箱式变压器地理位置见图 3, 红标为街道变压器, 绿标为小区变压器。

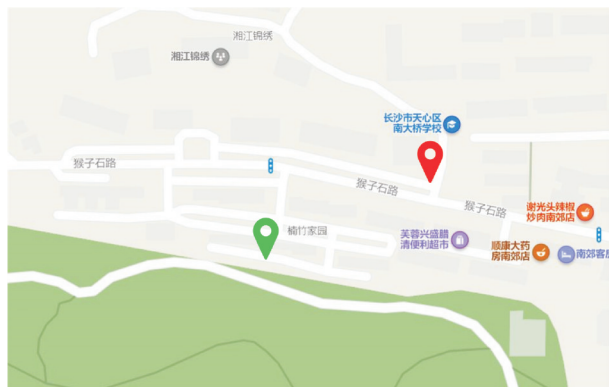
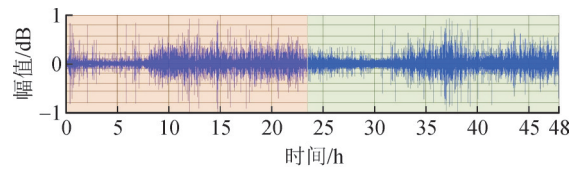


图3 箱式变压器位置示意图

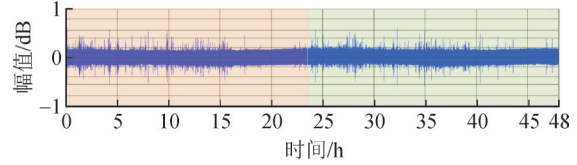
Fig. 3 Box transformer location

为消除天气等因素导致的背景噪声差异性, 文中同时采集了两处箱式变压器的 48 h 声音样本, 声信号波形见图 4, 粉色与绿色分别代表两天的样本。环境噪声主要以突变噪声的形式出现, 因此波形图中的毛刺可视为强环境噪声干扰。由图 4 可以看出, 街道箱变受环境噪声影响显著大于小区箱变。受社会活动周期性影响, 环境噪声影响程度也有周期性变化。如街道箱变声音样本 1~6 h, 小区街道箱变声音样本 17~24 h 受噪声干扰明显低于其他

时刻。



(a) 街道箱式变压器



(b) 小区箱式变压器

图4 两台箱式变压器声音样本波形图

Fig. 4 Waveform diagram of sound samples from two box type transformers

3.2 自相似聚类结果分析

对采集声音样本进行自相似去噪的参数说明见表 2。如表 2 所示, 将 24 h 声音样本分割成 1 440 个 60 s 长度的子音频。首先以分帧帧长 2 s, 帧移 1 s, 窗函数选择海明窗对子样本进行分帧加窗处理; 接着提取每帧的时域、频域特征。利用统计分析提取各帧的均值、均方差、峭度、偏度作为时域特征。利用小波包分解提取不同频段能量特征时取小波包分解层数为 7, 小波基选择“db10”, 利用小波包分解将采样频率 48 000 Hz 均分为 128 个不同频段, 取每一帧的前 10 个频段(0~3 750 Hz) 每段能量占比作为 10 个频域特征。每一帧数据对应的时域特征、频域特征组成一个 15 维特征向量。分钟级子样本的每帧特征向量共同构成该子样本特征矩阵。

表2 声音自相似去噪参数设置

Table 2 Simulation parameters

参数	数值
总音频长度/h	24
子音频长度/s	60
帧长/s	2
帧移/s	1
窗函数	汉明窗
小波基	db10
小波包分解层数	7

采用无需预设类簇数和类簇形状的 Meanshift 算法对每个分钟级子样本的特征矩阵进行聚类分析, 当聚类结果只有一个类簇时, 则认为声音样本不含环境噪声; 否则, 为含噪声样本。分钟级声音片段的分帧时长 T 与聚类算法的带宽参数 h 影响聚类结果, 基于大量历史实验测试以及文[15]将 T 设置为 2 s, h 设置为 0.2。

对街道和小区两种环境下的箱式变压器 24 h

时声音样本进行聚类分析后,取聚类后各样本每小时内平稳声音片段数目绘制曲线见图5。横坐标表示时间,以小时为单位进行分割。纵坐标为每小时内通过基于时、频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法得到的平稳声音片段数目。各声音样本自相似去噪后得到的平稳声音片段总数见表3。

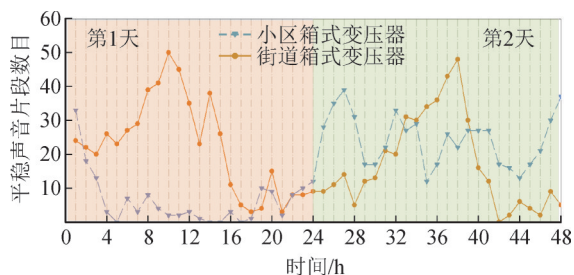


图5 每小时平稳声音片段数目

Fig. 5 Curve for the number of smooth sound clips per hour

表3 平稳声音片段数目总和

Table 3 Sum of the smooth sound clips

样本	街道第1天	街道第2天	小区第1天	小区第2天
总数	534	413	152	587

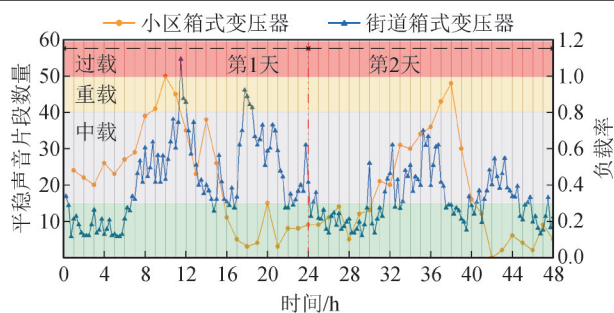
1)由图5可见,在0~7 h与18~24 h两个时间段街道箱式变压器平稳声音样本数量都位于低点。经实地勘测可知街道箱式变压器旁有小学、有夜市,因此上述两个时间段箱式变压器旁的社会活动频繁导致平稳声音片段数量低。

2)从折线图可知小区与街道的声音样本会出现连续几个小时平稳声音样本数量出现在低点甚至平稳声音片段数量为0的情况。平稳声音片段无法涵盖变压器运行工况的情况也较大概率在这些时间段出现。

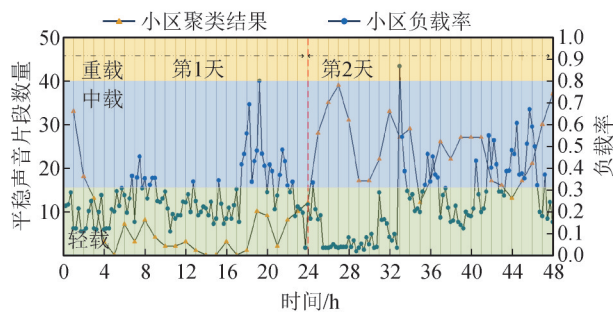
3.3 平稳声音片段与运行工况关联性分析

为验证由基于时、频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法得到的平稳声音片段能包含全部的变压器运行状态信息,本小节对位于小区和位于街道的箱式变压器平稳声音片段以及运行工况进行关联性分析。街道箱式变压器和小区箱式变压器的负载率曲线图以及筛选结果样本每小时数量曲线图见图6。横坐标为时间线,以小时作为刻度;纵坐标为变压器负载率。其中的红、黄、蓝、绿表示变压器过载、重载、中载、轻载运行状态。

由图6、表4可知,每个虚线框包含的时间段里,由基于时、频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法得到的平稳声音片段数目除过载工作状态外均大于0。国标DL/T 572—2010《电力变压器运行规程》^[19]规定变压器过载运行时应尽快安排



(a) 街道箱式变压器



(b) 小区箱式变压器

图6 街道和小区箱式变压器负荷状态与每小时平稳声音片段数目

Fig. 6 The load status of box type transformers in streets and residential areas and the number of stable sound segments per hour

人工巡检,变压器过载运行会有相关记录无需用算法来诊断过载运行异常,因此可以忽略变压器过载运行状态。综上可以认为基于时、频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法筛选出的平稳声音片段会遍历配电变压器所有运行工况,不会出现某种运行工况缺失的情况^[20-27]。

表4 筛选结果正确率

Table 4 Accuracy of results

样本	平稳声音片段总数	正确样本数	正确率/%
街道第1天	534	380	0.712
街道第2天	413	285	0.690
小区第1天	152	130	0.855
小区第2天	587	411	0.700

3.4 平稳声音样本筛选结果评价

经过基于时、频域自相似噪声识别方法筛选出的平稳声音片段样本进行人工校对,将听感上有明显噪声或者声音波形上有明显尖峰的分钟级子样本记为错误样本,校对结果见表4。

筛选错误的样本有以下特点:

1)筛选样本噪声频段在高频(3~3.75 kHz),而小波包频段能量提取后的高频段能量与低频段能量相差一到两个数量级噪声在高频段与变压器运行声音的差异不能被噪声识别方法区分。

2)噪声发展到消失时间极短,在波形图上呈现

类似尖刺的形状见图7, 明显低于噪声识别方法适用的时间尺度。

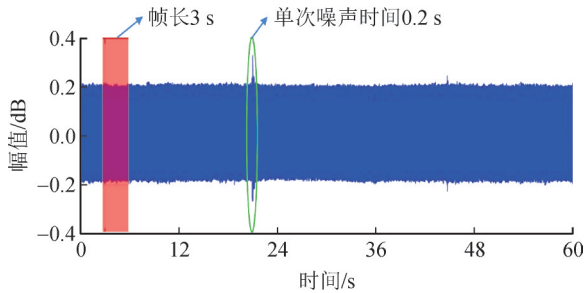


图7 筛选错误样本的波形

Fig. 7 Error filtering sample waveform plot

4 结语

针对配电设备声音监测受环境噪声干扰严重的问题, 文中以箱式变压器为例, 基于设备本体运行声音与环境噪声的差异性, 利用基于时、频域自相似性分析的电力设备环境噪声识别与剔除方法对不同运行环境下采集的24 h声音样本进行了平稳声音片段提取。通过对比平稳声音片段的时域分布及变压器运行状态时间段分布, 验证了提取的平稳声音片段能涵盖变压器运行状态信息, 不存在某种运行工况缺失的情况。

综上所述, 文中通过将基于时、频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法运用于街道、小区两种箱式变压器运行环境并进行相关分析。论证了该方法能得到蕴含箱式变压器不同运行工况信息的设备运行声音, 为后续配电设备声音检测方法的研究奠定了重要基础。文中对该方法筛选结果进行评价, 分析错误筛选声音样本特点, 为后续该方法的时间尺度设置以及特征选择提供参考。

需要指出的是, 文中是以大量实验数据和历史经验为参照对声音样本的帧长与Meanshift聚类算法带宽的参数进行设置。针对设备运行环境的不同, 后续研究需要有一套算法参数自适应调整的方法以将环境噪声识别效果最优化; 文中提取的连续一分钟平稳声音片段是以整分钟数为节点, 对于声音样本的平稳声音片段提取存在一定约束, 这也是基于时、频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法进一步改进的方向。

参考文献:

[1] 张友强, 寇凌峰, 盛万兴, 等. 配电变压器运行状态评估的大数据分析方法[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 768-773.
ZHANG Youqiang, KOU Lingfeng, SHENG Wanxing, et al. Big data analytical method for operating state assessment of distribution

transformer[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 768-773.

- [2] 费思源. 大数据技术在配电网中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1): 85-96.
FEI Siyuan. Overview of application of big data technology in power distribution system[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 85-96.
- [3] SECIC A, KRAPAN M, KUZLE I. Vibro-acoustic methods in the condition assessment of power transformers: A survey[J]. IEEE 2019 (7): 83915-83931.
- [4] 张瑶, 罗林根, 王辉, 等. 基于MPSO-MLE的变电站设备异常声源定位方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 3145-3153.
ZHANG Yao, LUO Lingen, WANG Hui, et al. Method of locating abnormal acoustic source of substation equipment based on MPSO-MLE[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3145-3153.
- [5] 张瑶, 罗林根, 陈敬德, 等. 基于非冗余四阶累积量的变电站声源定向方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(1): 75-83.
ZHANG Yao, LUO Lingen, CHEN Jingde, et al. Acoustic source location method for substation based on non-redundant fourth-order cumulant[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 75-83.
- [6] 潘亮亮, 赵书涛, 李宝树. 基于声波信号分析的电气设备故障诊断新方法[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(8): 87-90.
PAN Liangliang, ZHAO Shutao, LI Baoshu. Electrical equipment fault diagnosis based on acoustic wave signal analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(8): 87-90.
- [7] 刘云鹏, 王博闻, 周旭东, 等. 基于162台超、特高压变压器的声纹特征预警阈值划定研究[J]. 华北电力大学学报, 2021, 48(5): 45-53.
LIU Yunpeng, WANG Bowen, ZHOU Xudong, et al. Threshold delineation research for early warning of voiceprint eigenvalues based on 162 sets of EHV and UHV transformers[J]. Journal of North China Electric Power University, 2021, 48(5): 45-53.
- [8] 张重远, 罗世豪, 岳浩天, 等. 基于Mel时频谱-卷积神经网络的变压器铁芯声纹模式识别方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 413-422.
ZHANG Chongyuan, LUO Shihao, YUE Haotian, et al. Pattern recognition of acoustic signals of transformer core based on mel-spectrum and CNN[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 413-422.
- [9] 李剑, 孙才新, 杨霁, 等. 局部放电在线监测中小波阈值去噪法的最优阈值自适应选择[J]. 电网技术, 2006, 30(8): 25-30.
LI Jian, SUN Caixin, YANG Ji, et al. Adaptive optimal threshold selection of wavelet-based threshold de-noising for on-line partial discharge monitoring[J]. Power System Technology, 2006, 30(8): 25-30.
- [10] 唐志国, 李阳. 改进自适应无参经验小波变换在变压器高频局放电流噪声抑制中的应用[J]. 电网技术, 2023, 47(8): 3474-3482.
TANG Zhiguo, LI Yang. Application of improved adaptive parameterless empirical wavelet transform in transformer high frequency partial discharge current noise suppression[J]. Power System Technology, 2023, 47(8): 3474-3482.
- [11] 王永, 赵书涛, 何平. 变压器局部放电信号小波消噪新算法与试验分析[J]. 高压电器, 2011, 47(11): 72-76.

- WANG Yong, ZHAO Shutao, HE Ping. New wavelet denoising algorithm of transformer's partial discharge signals and experimental analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(11): 72-76.
- [12] 郭俊, 汲胜昌, 沈琪, 等. 盲源分离技术在振动法检测变压器故障中的应用[J]. 电工技术学报, 2012, 27(10): 68-78.
- GUO Jun, JI Shengchang, SHEN Qi, et al. Blind source separation technology for the detection of transformer fault based on vibration method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(10): 68-78.
- [13] 刘宇舜, 程登峰, 夏令志, 等. 基于单通道盲源分离算法的局部放电特高频信号去噪方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(23): 5625-5636.
- LIU Yushun, CHENG Dengfeng, XIA Lingzhi, et al. Partial discharge ultra-high frequency signal de-noising method based on single-channel blind source separation algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(23): 5625-5636.
- [14] 赵磊, 朱永利, 高艳丰, 等. 基于变分模态分解和小波分析的变压器局部放电去噪研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(11): 13-18.
- ZHAO Lei, ZHU Yongli, GAO Yanfeng, et al. Research on denoising of transformer partial discharge based on variational mode decomposition and wavelet analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(11): 13-18.
- [15] 臧怀刚, 李清志. 改进的EMD方法在局部放电信号提取中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(11): 78-81.
- ZANG Huaigang, LI Qingzhi. Application of improved emd method on extraction of partial discharge signal[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(11): 78-81.
- [16] 舒畅, 金潇, 李自品, 等. 基于CEEMDAN的配电变压器放电故障噪声诊断方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2603-2611.
- SHU Chang, JIN Xiao, LI Zipin, et al. Noise diagnosis method of distribution transformer discharge fault based on CEEMDAN[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2603-2611.
- [17] 刘元, 苏盛, 刘正道, 等. 基于时-频域自相似性的配电变压器环境噪声识别方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(3): 203-209.
- LIU Yuan, SU Sheng, LIU Zhengyi, et al. Environmental noise recognition method for distribution transformer based on time domain and frequency domain self-similarity[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(3): 203-209.
- [18] 康兵, 杨勇, 李振兴, 等. 基于实际运行数据的配电变压器故障原因多维度分析[J]. 智慧电力, 2019, 47(3): 66-70.
- KANG Bing, YANG Yong, LI Zhenxing, et al. Multidimensional analysis of causes of distribution transformer fault based on actual operation data[J]. Smart Power, 2019, 47(3): 66-70.
- [19] 电力变压器运行规程: DL/T 572—2010[S]. 2010.
- Operation specification for power transformer: DL/T 572—2010 [S]. 2010.
- [20] 赵莉华, 张振东, 张建功, 等. 运行工况波动下基于振动信号的变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(11): 3925-3933.
- ZHAO Lihua, ZHANG Zhendong, ZHANG Jianguo, et al. Diagnosis methods for transformer faults based on vibration signal under fluctuating operating conditions[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(11): 3925-3933.
- [21] 张营斌. 配电变压器声音波形在故障分析中的应用[J]. 电子测试, 2018(24): 97-98.
- ZHANG Yingjian. Application of voice waveform of distribution transformer in fault analysis[J]. Electronic Test, 2018(24): 97-98.
- [22] 王丰华, 王邵菁, 陈頌, 等. 基于改进MFCC和VQ的变压器声纹识别模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(5): 1535-1542.
- WANG Fenghua, WANG Shaojing, CHEN Song, et al. Voiceprint recognition model of power transformers based on improved MFCC and VQ[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(5): 1535-1542.
- [23] 杨元威, 关永刚, 陈士刚, 等. 基于声音信号的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(22): 6730-6736.
- YANG Yuanwei, GUAN Yonggang, CHEN Shigang, et al. Mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on sound signal[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(22): 6730-6736.
- [24] 王荣昊, 李喆, 孙正, 等. 基于FISVDD与GRU的变压器声纹识别技术[J]. 高电压技术, 2022, 48(11): 4546-4556.
- WANG Ronghao, LI Zhe, SUN Zheng, et al. Transformer voiceprint recognition technology based on FIS VDD and GRU[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4546-4556.
- [25] 师愉航, 汲胜昌, 张凡, 等. 变压器绕组多倍频振动机理及特性[J]. 高电压技术, 2021, 47(7): 2536-2544.
- SHI Yuhang, JI Shengchang, ZHANG Fan, et al. Multi-frequency vibration mechanism and characteristics of transformer windings[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2536-2544.
- [26] DANG X J, WANG F H, MA W J. Fault diagnosis of power transformer by acoustic signals with deep learning[C]//2020 IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE). Beijing: IEEE, 2020: 9279751.
- [27] CHEN Lin, WANG Ronghao, Hu Fei, et al. Research on voice print recognition of electrical faults based on attention-MFCC algorithm[C]//2021 Power System and Green Energy Conference (PS-GEC). Shanghai: [s.n.], 2021: 748-751.
- 龙骧进(1999—), 男, 硕士研究生, 从事电气设备在线监测及故障诊断工作(E-mail: 837784325@qq.com).
- 苏盛(1975—), 男, 教授, 博士, 从事电力网络安全防护和大数据技术应用工作(E-mail: eessheng@163.com).
- 李彬(1993—), 男, 博士研究生, 从事人工智能和大数据在电力系统中的应用(通信作者)(E-mail: libin2021666@163.com).