

基于声音信号分析的牵引变压器故障诊断方法研究

陈 静

(中铁第一勘察设计院集团有限公司, 陕西 西安 710043)

摘要: 研究了基于牵引变压器声音信号的故障诊断方案。通过音频装置采集的音频数据, 采用小波变换提取音频信号的时域信息, 对时域信息进行量化, 形成特征向量, 并基于BP神经网络算法, 完成对音频信号的识别分类, 可判断牵引变压器运行状态, 识别变压器局部放电、过负荷运行和内部部件松动等故障情况。

关键词: 牵引变压器; 故障诊断; 声音信号

Research on traction transformer fault diagnosis method based on sound signal analysis

CHEN Jing

(China Railway First Survey and Design Institute Group Co., Ltd., Xi'an 710043, China)

Abstract: A fault diagnosis scheme is presented based on traction transformer sound signal. Using audio data collected by audio device, the time domain information of audio signal is extracted by wavelet transform, the time domain information is quantified, the feature vectors are reproduced. And based on BP neural network algorithm, the recognition and classification of audio signal are completed, the operation states of traction transformer can be judged, operations of the transformer are identified. such as partial discharge, overload operation, Loosening of internal parts, etc.

Key words: traction transformer; fault diagnosis; sound signal

0 引言

牵引变压器是牵引变电所的“心脏”, 牵引变压器的正常可靠运行是牵引变电所的正常运营提供强有力的保障。实时监测牵引变压器的运行状态, 及时发现牵引变压器故障, 对于确保高速铁路的安全可靠运行具有重要的意义。

牵引变压器在不同状态运行时会产生不同的声音信号。正常运行时产生的声音信号的主

要来源是电流通过铁心产生交变磁通, 会发出均匀的电磁声。出现异常状况时主要声源较多。如风机无法启动却伴有“嗡嗡”声, 或运行时发出异常声响; 高压瓷套管引线通过空气对牵引变压器外壳放电; 铁锈通过油枕与油盖的连通管堆积在部分铁轭上, 从而在电磁力的作用下产生振动等^[1]。

本文研究了牵引变压器声音监测诊断系统的技术方案。通过前端设备采集的音频数据输入,对音频数据进行一系列处理分析,判断其音频数据所对应的变压器运行状态,识别变压器局部放电、过负荷运行和内部部件松动等故障情况。

1 牵引变压器声音信号消噪处理

牵引变压器的运行环境复杂,采集到的声音信号中含有大量的噪声成分,是典型的非平稳信号。在信号采集之前,对牵引变压器的声音信号产生机理进行研究是非常重要的环节。

本文选取小波除噪的方法对音频信号进行消除噪声的处理,利用小波变换进行消噪,通过将原始信号进行多阶分解,得到一系列近似分量和细节分量,选择合适的阈值对噪声存在的细节分量进行滤波处理,从而还原出真实信号。

$$y = \begin{cases} \operatorname{sgn}(x)f(|x|-\lambda) & |x| > \lambda \\ 0 & |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f(x)$ 为线性函数,也就是给定的斜率直线。

2 牵引变压器声音信号特征提取

选取小波包变换对数据进行处理,得到对应的时频数据,再进行量化处理得到对应的特征量,可用于对变压器音频信号的故障诊断。

一般声音设备获得音频信号采样频率为 44 100 Hz,牵引变压器音频信号频率不超过 5 000 Hz。为了提高信号的分辨率,有效地利用音频信号的有用信息,在对信号进行小波包分解之前,采用降采样的方式,使信号频率降为 4 096 Hz。由此根据奈奎斯特采样定理,降采样的频率设置为 8 192 Hz。本文对降采样之后的信号进行 3 层分析,得到对应的小波系数,其小波包分解树图如图 1 所示。

通过小波包分解,得到其对应的各节点小波包系数为 $[S_{3,0}, S_{3,1}, S_{3,2}, S_{3,3}, S_{3,4}, S_{3,5}, S_{3,6}, S_{3,7}]$ 。这 8 个小波包系数囊括了牵引变压器音频

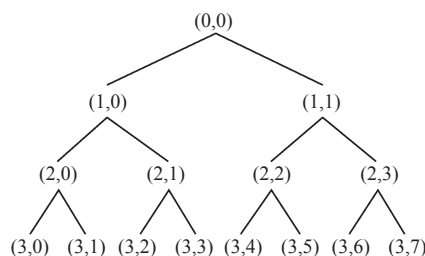


图1 小波包分解树

Fig. 1 Tree graph of wavelet packet decomposition

信号在不同频段的不同特征。

小波包系数维度巨大,为了便于分析,选取小波包系数的能量作为信号的特征。其小波包系数能量的计算公式为

$$E(j,i) = \sum_{k \in S} [p_s(n,j,k)]^2 \quad (2)$$

式中, $E(j,i)$ 为分解层次为 j 的第 i 个节点的能量; $p_s(n,j,k)$ 为小波包系数。

从公式中可以看出求能量也就是计算小波包系数的范数,即二次方和。通过实验获得牵引变压器音频信号的各个节点的能量 $E=[E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7, E_8]$ 。

在实际工程中,通常会对信号能量值进行归一化处理,即取各个节点能量占总的能量的比例作为特征,组成对应的特征向量。其对应的公式为

$$T(j,i) = \frac{E(j,i)}{\sum_{k \in (j,i)} E(j,i)} \quad (3)$$

式中, $T(j,i)$ 为对应节点能量所占的百分比; $E(j,i)$ 为对应节点的能量值。

通过以上计算,得出变压器音频的特征向量 $T=[T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6, T_7, T_8]$ 。

3 牵引变压器声音信号诊断

本文采用BP神经网络对牵引变压器音频信号进行分类识别,判断变压器声音对应的运行情况。BP神经网络算法基于牵引变压器音频数据库,对数据库特征向量集进行训练,得到模型,再将待判定特征向量输入模型,从而可完成变压器运行情况分类识别。

BP神经网络是一种多层的前馈神经网络,

其主要的特点是：信号是前向传播的，而误差是反向传播的。输入层为特征量，隐含层为待训练的模型，输出层为分类结果。将待识别的音频信号的特征向量输入训练好的网络模型，即可完成分类。具体的算法流程如图2所示。

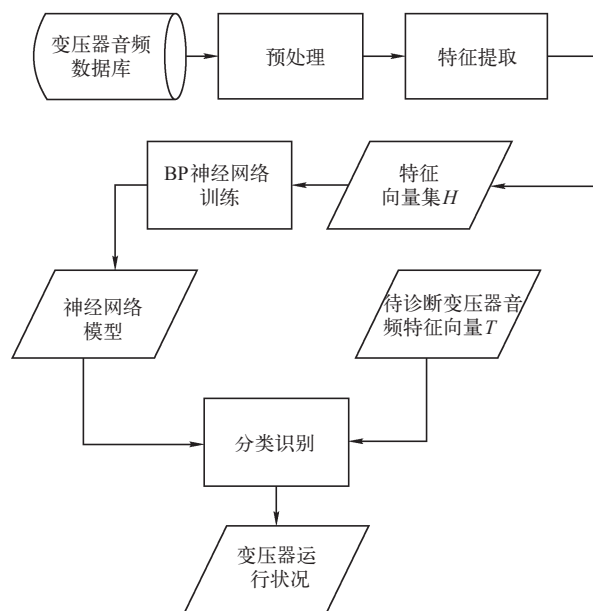


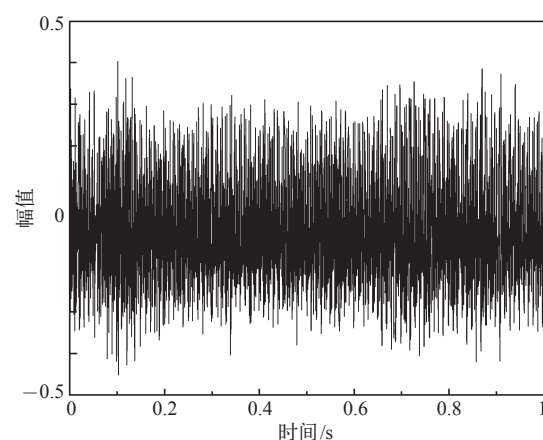
图2 神经网络诊断算法流程

Fig. 2 Flow chart of neural network diagnosis algorithm

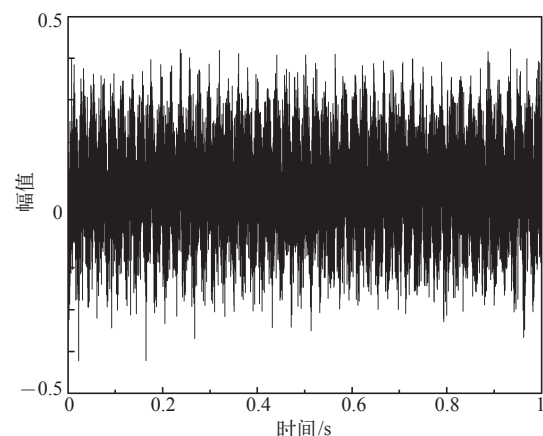
4 实验分析

对现场采集的牵引变压器音频信号进行处理，得到变压器正常运行时1 s内数据，如图3a所示。根据牵引变压器不同故障时声音的不同特点^[6]，采用音频处理软件对牵引变压器不同状态时的声音信号进行模拟。当变压器过负荷运行时，其声音表现为沉闷的电磁“嗡嗡”声，对应模拟的时域波形如图3b所示；当变压器出现局部放电现象时，变压器出现“吱吱”或“噼啪”的声响，对应模拟的时域波形如图3c所示。

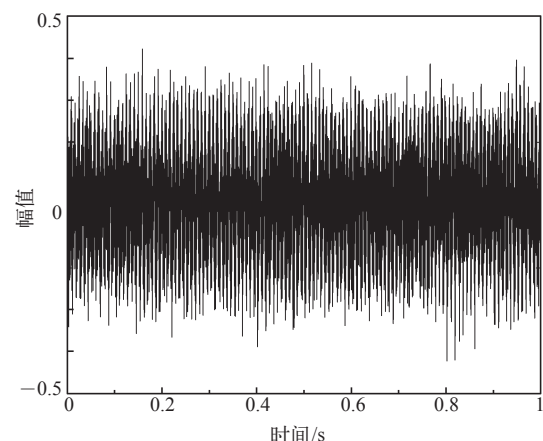
为了验证去噪效果，对正常运行状态对应实验音频加入噪声，再进行去噪处理。对实验音频数据采用软阈值，选取通用阈值作为标准，并进行3层分解。为了便于观察，对信号进行放大，截取0.95~1 s的数据，其具体波形如图4所示。



(a) 变压器正常运行状态



(a) 变压器过负荷运行状态



(a) 变压器存在局部放电运行状态

图3 变压器的运行状态

Fig. 3 Operation states of transformer

从图4中可以看出本方案采用的小波去噪算法具有较好的效果，能够还原出真实信号。

为了得到变压器音频信号在时频域更为详细的信息，对实验牵引变压器不同运行状态下

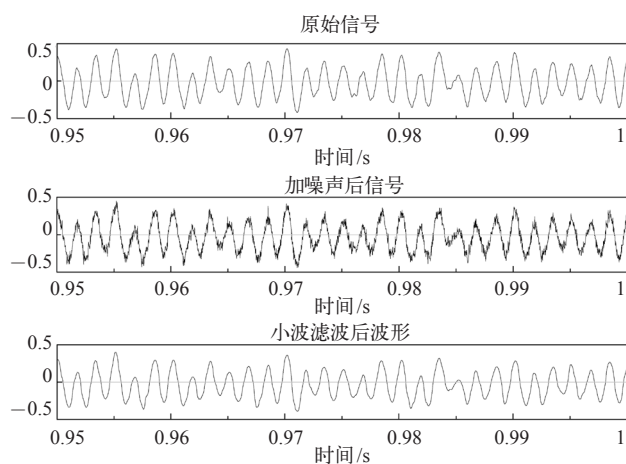


图4 小波去噪效果

Fig. 4 Effect map of wavelet denoising

的音频信号进行小波包变换，再对其系数求取能量，并归一化，分别得到特征向量 T_1 、 T_2 、 T_3 和 T_4 ，其分别对应的能量占比如图5所示。

从图5中可以看出，变压器不同运行状态

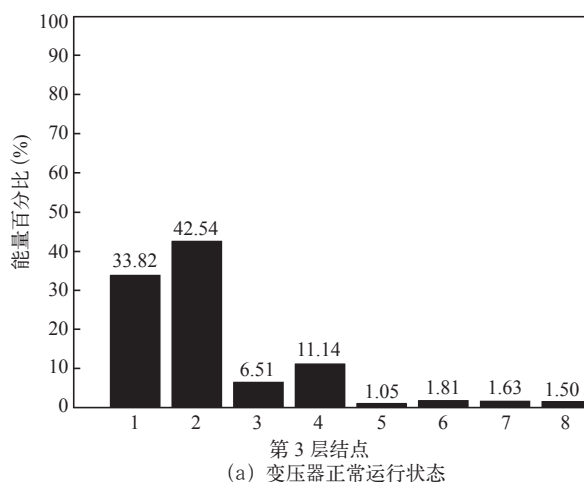
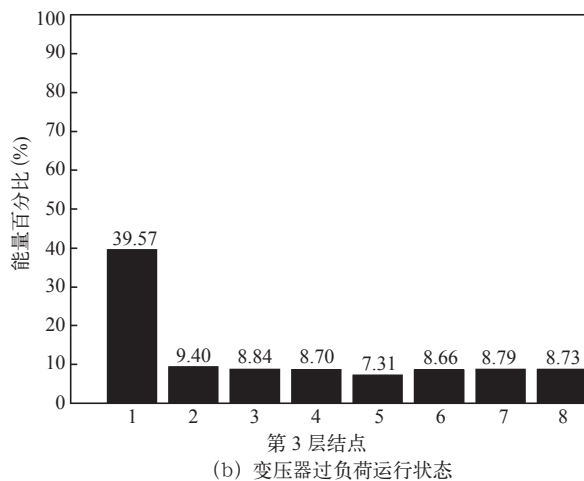
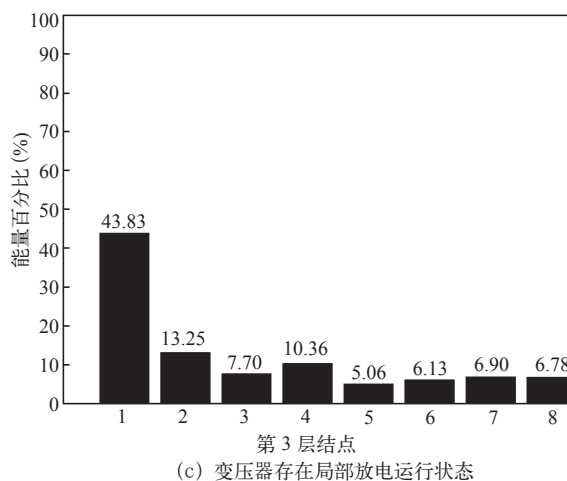
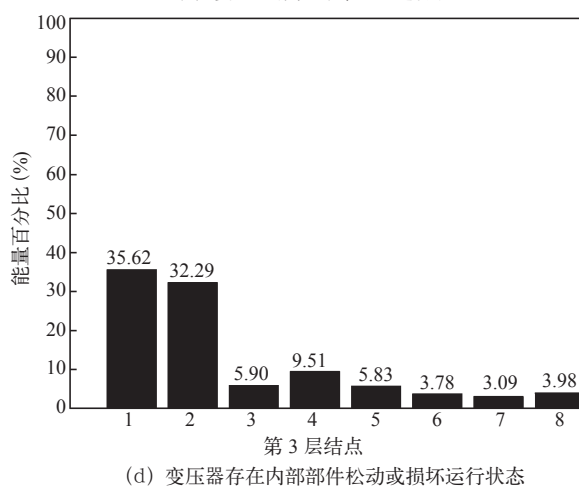


图5 不同状态下的能量占比

Fig. 5 Proportion of energy in different states

所对应特征能量存在一定差异。对样本音频进行多重变换，每类样本拓展为100个数据，共计400个数据。并对其音频进行特征提取，得到特征向量集 H ，每一类数据取80个数据用作训练BP神经网络，20个数据用于测试识别准确率。统计测试样本最终的识别率，得到结果如图6所示。

从图6中可以看到分类误差为0，可知基于小波包变换和BP神经网络牵引变压器故障识别效果较好。

5 结束语

本文提出了基于牵引变压器声音信号的故障诊断方案，即通过音频装置采集的音频数据，采用小波变换提取音频信号的时域信息，

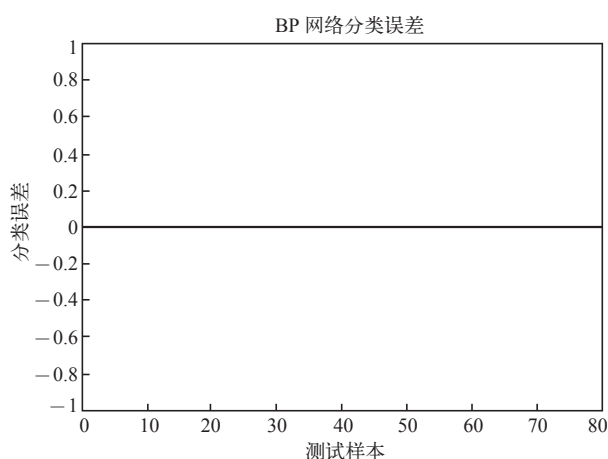


图6 BP神经网络分类误差

Fig. 6 Classification error of BP neural network

对时域信息进行量化，形成特征向量，并基于BP神经网络算法，完成对音频信号的识别分类，可判断其音频数据所对应的牵引变压器的运行状态，识别变压器局部放电、过负荷运行和内部部件松动等故障情况。进一步具体应用时需结合实际工况，经现场环境调试测验，合理设置算法的相关参数和相关逻辑，以达到良好的牵引变压器故障诊断效果。

参考文献

[1] 潘亮亮. 基于声波识别的变压器状态诊断系统开

发[D]. 保定: 华北电力大学, 2007.

[2] 崔建强. 牵引变压器故障智能诊断方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.

[3] 倪雪松. 基于动态阈值的牵引变压器故障诊断技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2016.

[4] 王宇. 牵引变压器监测技术与故障诊断研究[J]. 科技与创新, 2014(2): 10-11.

[5] 张孟训, 盛进路, 周利军. 牵引变压器绝缘状态在线监测与故障诊断技术[C]. 中国电气化铁路两万公里学术会议, 2005.

[6] 苏宁. “听出”配电变压器故障[J]. 农村电工, 2017(9): 35.

作者简介



陈 静

陈静 (1980-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化。

(收稿日期: 2019-03-28) **EA**