

# 基于声纹识别的变压器局部放电在线监测系统

丰硕<sup>1</sup> 汪诗怡<sup>2</sup>

(1. 国网上海市电力公司市南供电公司 2. 国网上海市电力公司市北供电公司)

**摘要：**本文提出了基于声纹识别的变压器局部放电的在线监测和诊断方法。通过在变压器上安装 4 个磁吸式声纹采集装置获得变压器声纹信号，采用基于负熵的 FastICA 对采集得到的数据进行处理，分离变压器的本体运行声纹信号和故障声纹信号。接着，采用梅尔对数频谱特征分析方法提取之前分离所得的故障声纹信号的特征值，特征值作为输入量经训练好了的卷积神经网络（CNN）模型预测得到变压器故障类型。通过设计放电试验，对故障声纹的识别准确率超过 90%，验证了系统的有效性。本文充分利用变压器声纹信号，通过卷积神经网络算法实现变压器局部放电诊断，能够有效发现变压器内部绝缘的初期故障，提高了设备供电可靠性。

**关键词：**变压器；声纹信号；在线监测；局部放电

2024.04.DQGY  
15

## 0 引言

随着经济发展和社会进步，电力设备运维手段的智能化是提升电网韧性的必经之路。作为变电站中的关键设备，变压器的安全运行对供电稳定性具有重要影响，变压器状态的在线监测与故障自动诊断<sup>[1]</sup>将成为城市电网智能化转型的重要环节。

电力变压器的绝缘缺陷常常伴随着局部放电，如果未能及时检测出变压器的绝缘缺陷，将可能发展成严重放电、铁心多点接地等绝缘故障，危及变压器安全运行。目前主要采用的变压器局部放电检测方式仍为定期的油色谱分析跟踪和铁心接地电流检测，每年两次，间隔时间半年。此外，变压器油在放电中分解产生的特征气体含量发展到能够被检测到需要一定时间，因此油色谱法很难在缺陷出现的初期进行诊断，

在时间上存在明显的滞后性。可能造成局部放电发展成为严重故障。

因此，对电力设备管理部门来说，存在实现变压器局部放电的实时监测的需求，缩短绝缘状态检测的间隔，及时发现缺陷与故障，消除时间上的滞后性，提高精益化管理的水平。声纹可反映变压器的多种运行状态与故障<sup>[2-6]</sup>，具有研究潜力。声纹监测装置的安装与运行对变压器运行无影响，便于实现在线监测。目前的 BP 神经网络、卷积神经网络、支持向量机等算法<sup>[7-9]</sup>已经被广泛应用于模式识别和信号处理，在声音识别领域也有大量使用，所以通过声纹信号进行变压器的在线监测和故障判断是可行的。

## 1 系统整体方案

本文采用便于安装与拆卸的声纹采集装置，创新提出高识别成功率的变压器局部放电声纹识别方法，开发出能反映变压器设备绝缘状态信息的声纹识别在线状态监测系统，整体方案原理图如图1所示，对变压器的潜伏性绝缘缺陷与放电实现有效监测与诊断，提高变压器管理水平，降低变压器运行故障的发生率。

基于声纹识别的变压器局部放电在线监测系统主要由智能感知层、数据采集与边缘计算层及状态监测与故障诊断层构成，如图2所示。

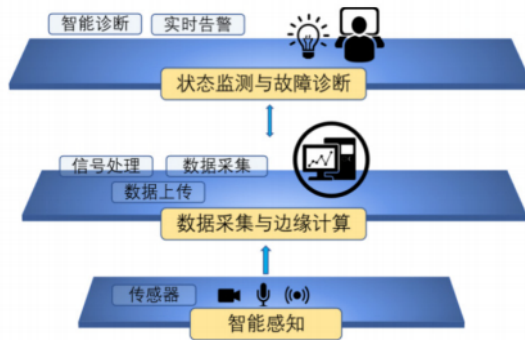


图1 整体方案原理图

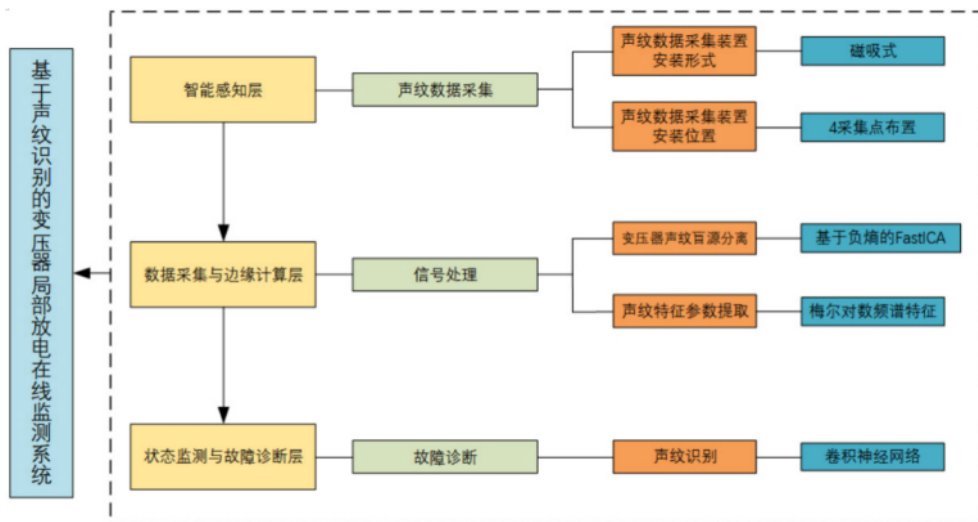


图2 系统方案分解图

**智能感知层：**将4个磁吸式麦克风安装于变压器上采集声纹信号。

**数据采集与边缘计算层：**采用基于负熵最大的FastICA算法和梅尔对数频谱特征分析对声纹信号进行处理。

**状态监测与故障诊断层：**采用卷积神经网络进行声纹识别。

## 2 系统硬件设计

声纹数据的质量与准确性对声纹识别的准确性有重

要影响，需要设计搭建合理的声纹采集装置，实现在不影响变压器正常运行的情况下声纹的准确稳定采集。

本系统选用的麦克风模块为INMP441，信噪比61dB，灵敏度-26DBFS，指标满足对策目标。将高精度麦克风模块与相应的电源和放大电路集合在同一采集装置内。监测装置的壳体采用全密封设计，满足室外长期运行要求，能够在极端恶劣环境和变电站强电磁干扰环境下安全可靠运行。经过评估和选择，1个电力变压器上安装4个声纹信号采集装置（见图3），4个位置分别是高压侧平板区域高处、高压侧平

板区域低处，低压侧平板区域高处、低压侧平板区域低处，如图 4 所示。



图 3 传感器与监测采集装置

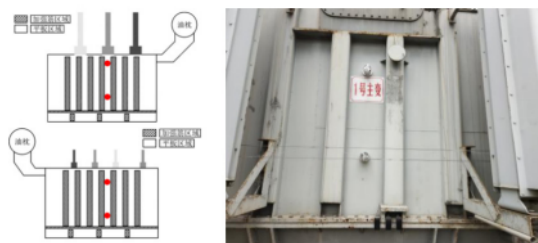


图 4 数据采集装置安装位置

### 3 系统软件设计

#### 3.1 声纹数据信号处理

对采集到的声纹数据，需要选择相应的信号处理方案，才能实现计算机对所采集信号的正确识别。信号处理主要分为两个部分：变压器声纹盲源分离和声纹特征参数提取。

##### 3.1.1 变压器声纹盲源分离算法

麦克风采集到的变压器运行声纹中包含变压器的本体运行声纹和环境噪音。如果变压器发生局部放电，声纹中还会包含放电的声纹。为了对故障声纹识别的准确，需要对混合声音进行分离，从混合声音信号中提取出故障声音信号和变压器本体噪音。由于变压器运行中故障未知，即原信号与信号混叠方式与时间均未知，属于盲源分离问题，所以需要采用合适的盲源分离算法。经过研究最后选用基于负熵的 FastICA (F-N) 算法，依据算法原理编制相关迭代计算程序，如图 5 所示。

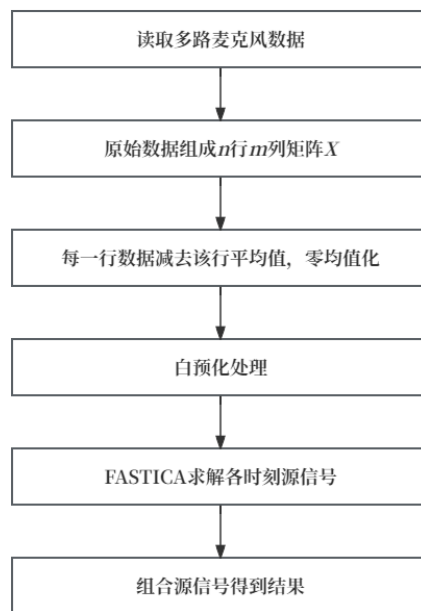


图 5 FastICA 程序计算流程

利用 FastICA 程序对传感采集装置采集到变压器声纹信号进行独立成分分析，对该信号经 FastICA 分析计算后得到两路解混信号。两路解混信号可分别近似认为本体运行声纹和噪声声纹，即实现了声纹的盲源分离。

##### 3.1.2 声纹特征参数提取算法

为使计算机能够快速识别故障声音，提高在线监测系统的分析性能和识别效率，还需进行声音的特征提取，即对目标声音进行分析，剔除不必要的特征参数，提取出能够代表目标声音信息的特征参数。选取特征方式的不同，对评估结果及预测精度有直接影响。目前常用的声音特征分析方法主要有基于时域特征分析和基于频域特征分析两类。基于时域的特征分析最为直观，但准确度偏低。基于频域的特征分析则是将信号分解为各频率段，采用了梅尔对数频谱 (MFSC) 特征分析编写声纹特征提取算法的计算机程序，如图 6 所示。

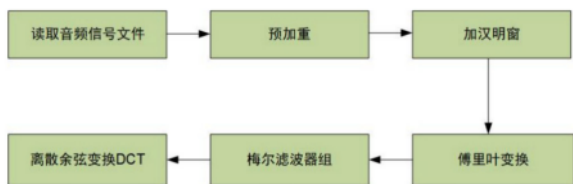


图 6 MFSC 计算流程

以一段采集到的变压器运行声纹为样本，对其利用 FastICA 进行解混后得到的变压器本体声纹为样本，由编写的 MSFC 计算程序对其进行特征分析，原声纹信号数据量为 50000 采样点，经 MFSC 计算后得到的信号特征样本中数据点 2184 个，以用于后续进行的卷积神经网络识别。

### 3.2 声纹识别故障诊断算法

为实现变压器故障的声纹诊断，需要将分离提取得到的声纹特征与已有的变压器局部放电声纹特征进行比对识别，确认变压器内部的放电情况，需要对声纹识别进行方案选择。

为了对变压器的各类故障声纹进行识别，需要选

择合适的声纹识别算法。声音识别算法的选择对声音的识别准确率有直接影响。卷积神经网络（CNN）目前已经被广泛应用于模式识别和信号处理，在声音识别领域也有大量使用。算法流程是将变压器声纹信号中提取的特征作为输入样本，采用不同的滤波器处理，进行左右或跳帧扩展，进行声纹特征识别，如图 7 所示。

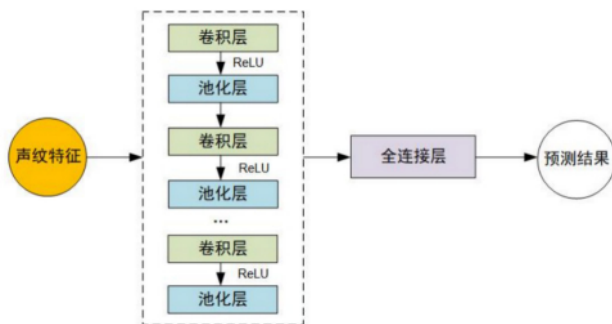


图 7 基于 CNN 的声纹特征识别流程

选用多段实采变压器声纹数据对 CNN 进行模型训练，进行关键特征参数调优，如图 8 所示。

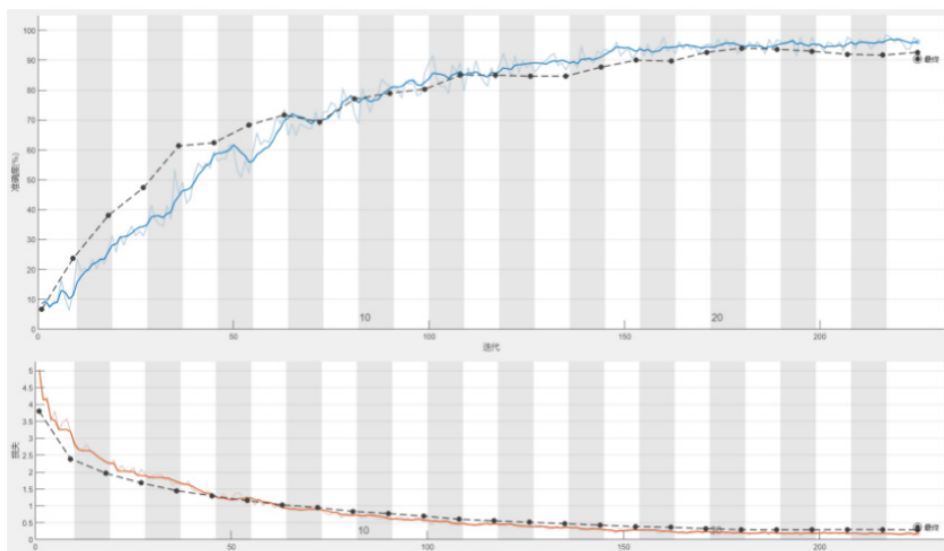


图 8 CNN 声纹特征识别模型训练迭代过程

为验证声纹识别的准确性，进行 20 次模拟放电试验并采集到对应的声纹信号，随后将 20 段放电声

纹信号分别与变电站现场采集的 20 段变压器正常运行声纹进行混叠，得到 20 段变压器故障声纹信号。

利用训练后的 CNN 模型对这 20 段故障声纹信号各进行 500 次识别，记录每段的声纹识别准确率均超过 90%（见下表），达到了设定的目标。

**表 CNN 模型变压器放电故障声纹信号特征识别准确率**

	片段 1	片段 2	片段 3	片段 4	片段 5
准确率	92.82%	91.00%	93.32%	92.54%	90.90%
	片段 6	片段 7	片段 8	片段 9	片段 10
准确率	93.88%	90.45%	91.21%	90.94%	93.10
	片段 11	片段 12	片段 13	片段 14	片段 15
准确率	90.44%	91.41%	94.69%	90.72%	90.01%
	片段 16	片段 17	片段 18	片段 19	片段 20
准确率	92.98%	93.78%	90.23%	95.50%	91.80%

## 4 系统运行情况

变压器局部放电在线监测系统目前已在变电站现场稳定运行，后台查看数据监测界面如图 9 所示。

## 5 结束语

本文通过调研目前主变压器局部放电工作的现状，结合电力设备管理发展方向，研发出一套变压器局部放电在线监测系统，系统具有可实现局部放电在线监测、安装便捷、成本低的特点，迎合了未来电网智能化、数字化的发展趋势。

变压器局部放电在线监测系统能及时发现变压器运行过程中的局部放电故障，消除了传统检测手段滞后性严重的缺点，可以有效发现变压器内部绝缘的初期故障，有效地提高设备供电可靠性。本系统适用于油浸式变压器，安装与使用过程不影响变压器的正常运行，具备向社会其他电力设施推广使用的巨大潜力，具有良好的社会效益。未来将在此系统的基础上加入更多传感器模块，实现更全面的变压器运行监测功能，进一步提高变压器巡视和运行维护的效率，提高运行稳定性。

vibrate_max_g 2022-06-16 16:01:27 0.00	vibrate_min_g 2022-06-16 16:01:27 0.00	vibrate_avg_g 2022-06-16 16:01:27 0.00	vibrate_max_freq_Hz 2022-06-16 16:01:27 0.00
noise_max_dB 2022-10-28 21:53:10 94	noise_min_dB 2022-10-28 21:53:41 55	noise_avg_dB 2022-10-28 21:54:48 75	noise_max_freq_Hz 2022-10-28 21:55:21 3265
temp_lora_node 2022-06-16 16:01:27 25.50	humd_lora_node 2022-06-16 16:01:27 74.00	smoke_lora_node 2022-06-16 16:01:27 772.00	water_level_lora_node 2022-06-16 16:01:27 1747.00

图 9 后台数据监测界面

## 参考文献

- [1] 黄建华. 变电站高压电气设备状态检修的现状及其发展[J]. 变压器, 2002, 39(S1): 11-15, 52.
- [2] 余尤好, 陈宝志. 大型电力变压器的噪声分析与控制[J]. 变压器, 2007, 44(6): 23-26, 44.
- [3] 余长厅, 黎大健, 陈梁远, 等. 基于声纹及振动的变压器故障诊断技术研究[J]. 高压电器, 2019, 55(11): 248-254.
- [4] 汲胜昌, 师愉航, 张凡, 等. 电力变压器振动

(下转第 70 页)

(上接第 19 页)

- 与噪声及其控制措施研究现状与展望 [J]. 高压电器, 2019, 55 (11): 1-17.
- [5] LIU Y, JI S, YANG F, et al. A study of the sweep frequency impedance method and its application in the detection of internal winding short circuit faults in power transformers[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2015, 22 (4): 2046-2056.
- [6] 王丰华, 王邵菁, 陈颂, 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 (5): 1535-1543.
- [7] 孟卫东, 刘杨, 张伟, 等. 基于 BP 神经网络的变压器故障诊断 [J]. 通信电源技术, 2020, 37 (2): 84-86.
- [8] 李笑竹, 陈志军, 樊小朝, 等. 基于 ACS-SA 文化基因算法的 BP 神经网络变压器故障诊断 [J]. 高压电器, 2018, 54 (2): 134-139, 146.
- [9] 余长厅, 黎大健, 汲胜昌. 基于振动噪声及 BP 神经网络的变压器故障诊断方法研究 [J]. 高压电器, 2020, 56 (6): 256-261.

**(收稿日期: 2023-12-28)**