

抽油机故障音频智能诊断技术应用研究

司志梅,段志刚,赵庆婕

(中国石化江苏油田分公司石油工程技术研究院,江苏 扬州 225009)

摘要:针对人工巡检的局限性,提出了一种基于大数据分析的抽油机故障音频智能诊断方法。首先利用抽油机音频智能采集器,采集抽油机的音频数字信号,而后通过音频特征值提取、数据降维与可视化,建立抽油机故障特征音频库;最后将监测抽油机音频进行数据可视化和自动分类分析,与特征音频库对比分析,对抽油机进行故障分类和故障报警。抽油机故障音频智能诊断技术在江苏油田现场应用112井次,发现故障58井次,经现场核实53井次诊断正确,故障诊断准确率达91.4%。应用表明:基于大数据分析的抽油机故障音频智能诊断方法能够准确、有效地识别抽油机故障类型,具有良好的应用前景。

关键词:抽油机;音频信号;故障诊断;特征图像

中图分类号:TE938

文献标志码:A

Application of audio intelligent diagnosis technology in pumping unit faults

SI Zhimei, DUAN Zhigang, Zhao Qingjie

(Petroleum Engineering Technology Research Institute of Jiangsu Oilfield Company, SINOPEC, Yangzhou 225009, China)

Abstract: Aiming at the limitations of manual inspection, an intelligent audio diagnosis method for pumping unit faults based on big data analysis is proposed. Firstly, the audio digital signals of the pumping unit are collected by using the audio intelligent collectors. And then the audio feature database of pumping unit faults is established through audio feature extraction, data dimensionality reduction, and visualization. Finally, after the data visualization and automatic classification analysis, the comparative analysis of monitored pumping units' audios and characteristic audios library, and the pumping unit's fault classification and fault alarm are carried out. The audio intelligent faults diagnosis technology for pumping unit faults has been applied to 112 wells in Jiangsu Oilfield, and 58 wells were found to be faulty. Among them, the diagnosis of 53 wells is accurate after on-site verification, and the accuracy rate of fault diagnosis is 91.4%. The application shows that the audio intelligent diagnosis method of pumping unit faults based on big data analysis can accurately and effectively identify the fault types of pumping units and has a good application prospect.

Key words: pumping unit; audio signal; fault diagnosis; characteristic image

游梁式抽油机是石油开采中关键的机械设备之一,掌握抽油机设备运行状态是原油安全生产的重要工作。

目前应用的抽油机故障诊断技术总体可分为两类:第一类是人工巡检,依靠技术人员的丰富经验通过“看听摸查闻”,分析抽油机的运行情况,判断抽油机是否存在故障,这种方法人为因素影响大,识别准确率低,且人工工作量大,不能满足抽油机工况实时诊断和油田信息化、智能化管理的要求;第二类是人工智能诊断技术,利用计算机自动识别技术实时检测抽油机运行数据,通过振动信号分析和神经网络故障诊断等手段进行分析、推测,有效实现抽油机故障分类及预警^[1-3]。人工智能诊断技术主要检测电动机、减速器等设备的振动信号

或是悬点示功图的形态变化特征,并未对抽油机运行的音频信号进行诊断。

当抽油机运行状态发生变化,音频信号的特性也会随之变化,对音频信号进行分析与处理,也是实现抽油机故障诊断的一种有效的方法^[4]。因此,提出了一种基于大数据分析的抽油机故障音频智能诊断方法,利用抽油机音频智能采集器采集抽油机的音频数字信号,把音频信号转换为特征图像(语谱图),利用深度学习的卷积神经网络对图像进行分类识别,实现抽油机故障分类和故障报警。

收稿日期:2022-01-27;改回日期:2022-05-06。

第一作者简介:司志梅(1987—),助理研究员,主要从事油气田地
面工程技术研究。E-mail:sizm.jsyt@sinopec.com。

1 抽油机故障音频智能诊断系统原理

抽油机故障音频智能诊断原理是将音频数据分帧、加窗,转换为特征语谱图,利用深度学习的卷积神经网络对图像进行识别分类。

1.1 音频特征图像提取

音频信号在 10~30 ms 内可以认为是平稳的,短时特性不变。首先是将采样音频分成每份 20 ms 长的音频块,然后对每个音频块进行特征提取。以傅里叶变换为例,提取频谱特征的过程,就是将声波分解成一个个组成部分,分离低音部分,再分离下一个最低音的部分,以此类推。然后将(从低到高)

每个频段中的能量相加,就为各个类别的音频片段创建了一个指纹。本文分析了音频传统特征包括:音频图、短时能量、能量谱、Mel 频率倒谱系数 MFCC、相位谱等,综合比较各种特征在训练模型上的表现,语谱图效果最好。语谱图的生成过程包括:①音频信号分帧;②加窗处理(汉明窗);③对每一帧信号做傅里叶变换,得到频谱;④多帧处理,生成 MFCC 图,再进行对数处理后得到语谱图^[5-6]。语谱图将音频信号转换成数字图像,其横轴、纵轴分别为时间和频率,颜色的深浅则表示对应频率的强弱。根据录取的抽油机音频数据对应提取的特征图像如图 1 所示。

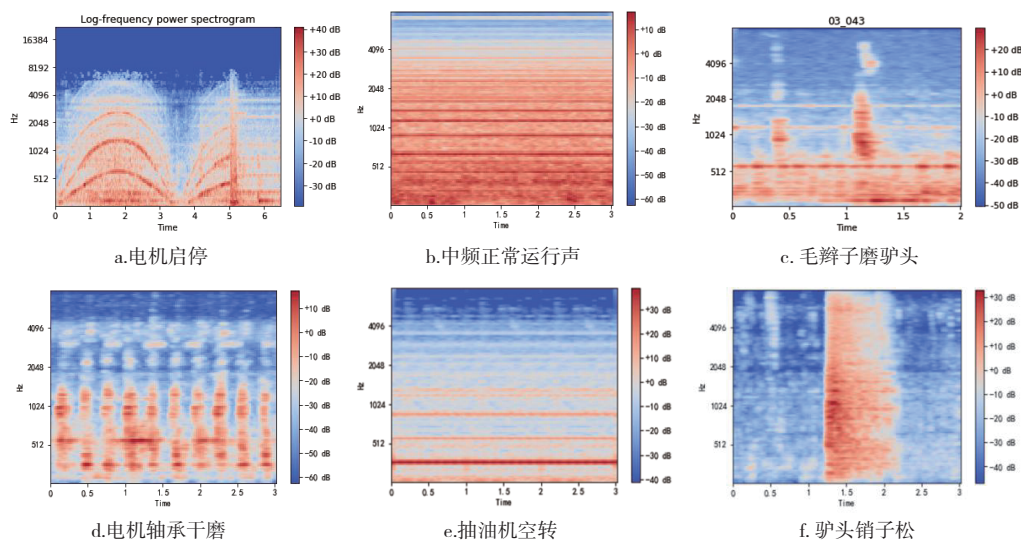


图1 部分正常音频和故障音频特征语谱图

1.2 卷积神经网络

近些年随着深度学习的发展,深度学习的卷积神经网络在图像识别处理中表现出了越来越高的准确度^[7]。本文以此为基础,把音频数据转换为特征图像(语谱图),利用深度学习的卷积神经网络对音频特征图像进行分类识别。典型的卷积网络是由卷积层、池化层、全连接层组成。其中卷积层与池化层配合,组成多个卷积组,逐层提取特征,最终通过若干个全连接层完成分类^[8-9]。深度卷积神经网络通过卷积来模拟特征区分,并且通过卷积的权值共享及池化,来降低网络参数的数量级,最后通过传统神经网络完成分类任务,有效降低反馈神经网络(传统神经网络)的复杂性,共享卷积核,对高维数据处理无压力,无需手动选取特征,训练好权重,即得特征,分类效果好(见图2)。

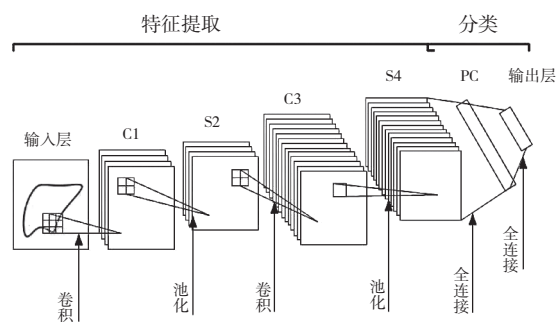


图2 深度卷积神经网络结构

2 抽油机故障音频智能诊断系统组成

抽油机故障音频智能诊断系统由前端音频智能采集器与后端系统软件组成。前端音频智能采集器负责采集、处理井场音频并传输至远程服务器,后端系统软件进行故障音频的分析识别。

2.1 音频智能采集器

音频智能采集器包括拾音模块、采音模块以及电源模块,如图3所示。

拾音模块接收外部的声音,进行降噪等处理后,传输至采音模块,采音模块通过以太网将处理后的音频数据传输至远程服务器。

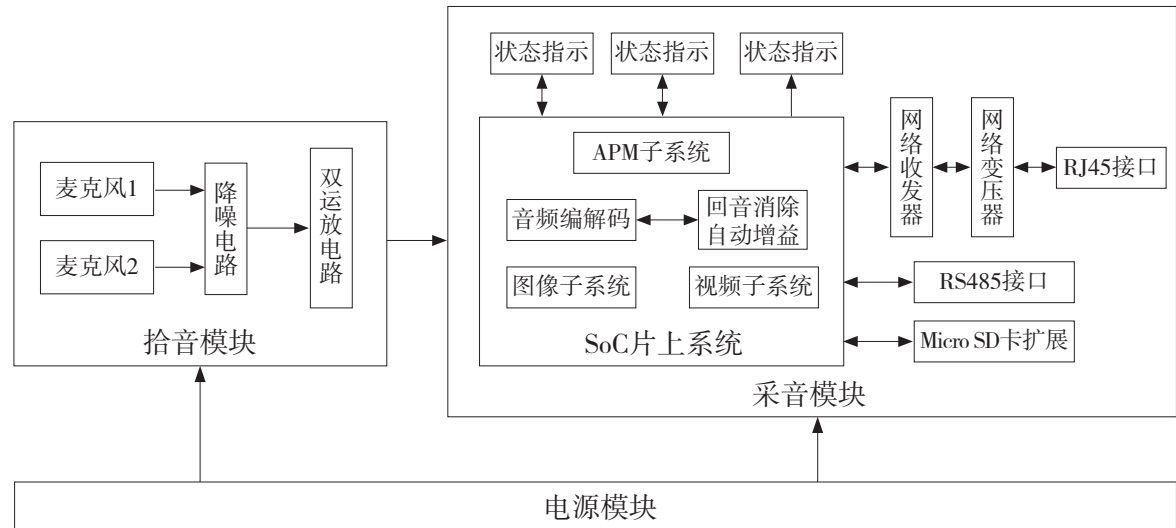


图3 音频智能采集器结构

音频智能采集体系的拾音模块主要有双路麦克风、降噪电路、双运放电路组成。双路麦克风设备可靠性高,抗干扰能力强,灵敏度高,且具有较为合适的常数增益以及线性相位,能够在环境温度、湿度、振动冲击发生变化时避开干扰,获取真实的音频信号,可将被测音频有效地转换为电信号。

采样的数据集应具有代表性并能包含大多数声音信息,通过分析选用8 kHz采样率的采样模块。为保证存储的有效性,要对在计算机中以幅度值进行存储的样本数据进行量化使其成为整数,通过分析选择可以表示-32 768~32 767之间整数值的16位采样位数,将采样幅度值量化为最近的整数值,从而确定选用的AD采集模块,采集模块工作流程如图4所示。

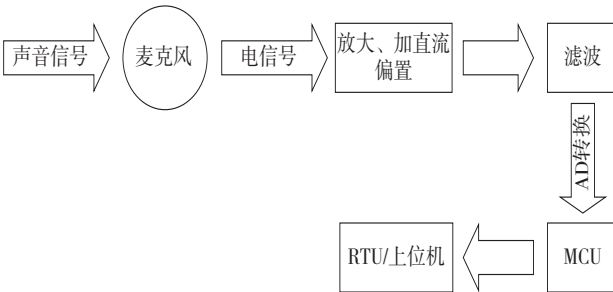


图4 AD采集模块

抽油机音频的采集可通过在油井井场定点安装固定式音频采集器采集不同抽油机机型、不同工作制度、不同液量液性下的抽油机音频数据,包括

正常生产音频及日常随机出现的抽油机故障音频;同时可利用移动式音频采集器采集人为模拟的抽油机不常出现的故障音频,包括十字头松、中轴松、尾轴松、曲柄销松(左右)、平衡块松(左右)等人工模拟故障声音。为实现抽油机音频数据的多渠道采集,更精准地采集到故障音频数据,开发了“油井故障音频采集”手机小程序,现场技术人员可通过油井故障音频采集小程序,录入不同抽油机的故障音频,通过移动式音频采集器、固定式音频采集器以及手机小程序采集抽油机音频,建立抽油机音频库;充分结合抽油机领域专家知识,分析抽油机各部件异常响声关联的故障类型,形成电机缺相运行、电机轴承干磨、皮带打滑、减速箱齿轮异响、平衡块松(左、右)、曲柄销松(左、右)、十字头松、支架松、中轴松、尾轴松、压杠松、光杆碰驴头、驴头销子松、毛辫子磨驴头等24类故障音频库,所有采集到的音频数据除去故障音频后归档到正常音频库。

2.2 后端系统软件

抽油机故障音频智能诊断系统架构模型由后台模型分析模块、实时识别模块和音频管理模块组成,如图5所示。后台分析模块根据带标签的音频,提取声学特征,训练模型,生成实时识别模块需要的参数,实时识别模块和音频管理模块联动,对多路采集来的音频数据进行分析,输出故障类型。

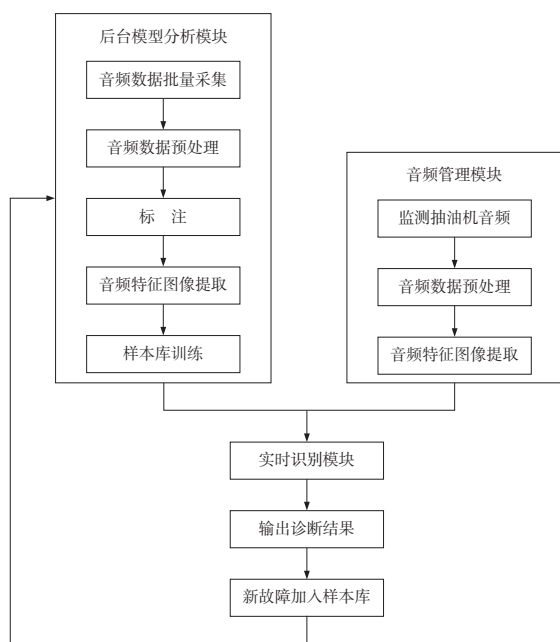


图5 诊断系统架构模型

抽油机音频数据转化为特征图像,应用深度卷积神经网络图形识别方法进行诊断识别,直接应用的效果是不理想和不稳定的,其中主要的原因在于训练数据的组织方式和特征提取,虽然能够在有限的故障音频训练集上达到95%的精度,但是模型稳定程度还有待使用更多的实际数据进行验证。

综合运用迁移学习方法,改进了模型的稳定性,减少了误报率。迁移学习是一种基于以前学习的基础上继续学习的方式,迁移学习是将已有问题的解决模型(如图像识别)用在其他不同但相关问题上。基于迁移学习,在少量标签数据上也实现了高分类精度。由于有些故障较难区分,导致标签存在一些不准确的情况,给训练增加了一定的难度,模型很可能被不准确的标签误导。针对这种情况,采用自蒸馏的方式来解决,即给每个软化前的标签赋予一定的概率,从而降低模型训练的难度。

3 现场应用

基于大数据分析的抽油机故障音频智能诊断技术在江苏油田231井次录取6 000余条特征音频数据,在112口油井安装了音频智能采集器,在音频诊断服务器上安装了抽油机音频故障诊断及报警软件,发现故障58井次,经现场核验,53井次故障诊断正确,故障诊断准确率达91.4%,故障响应时间平

均缩短4小时,避免故障的复杂化,提高了管理水平,提高了设备完好率。

4 结论与认识

(1)抽油机故障音频智能诊断技术两大特点:一是提出了利用音频特征图像提取、图像分类识别,智能诊断抽油机故障的方法,实时诊断,提高了抽油机管理水平;二是依据构建的大数据音频分析平台,待数据量积累到十万、百万以上级别后,可以自动学习出故障变化的规律。

(2)抽油机故障音频智能诊断技术在江苏油田112口油井现场应用,发现故障58井次,经现场核实53井次诊断正确,故障诊断准确率达91.4%。系统故障诊断准确率的提高还需进一步深化研究,在推广过程中逐步验证并完善。

(3)抽油机音频故障智能诊断技术弥补了现有信息化系统无抽油机音频分析的不足,推动了油田信息化智能化建设。

参考文献:

- [1] 李皆莹. 抽油机常见机械故障的诊断与排除浅析[J]. 化学工程与装备, 2017(11): 151-152.
- [2] 仲志丹, 李鹏辉, 郭苗苗, 等. 石油生产中有杆抽油机故障诊断研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(2): 443-447.
- [3] 宛立达. 基于振动信号分析的故障诊断理论与应用[D]. 大庆: 东北石油大学, 2010.
- [4] 杨胜跃, 陆汝华, 周宴宇, 等. 轴承故障音频诊断系统设计与开发[J]. 计算机仿真, 2008(4): 335-338.
- [5] 田熙燕, 徐君鹏, 杜留锋. 基于语谱图和卷积神经网络的语音情感识别[J]. 河南科技学院学报(自然科学版), 2017, 45(2): 62-68.
- [6] 陶华伟, 查诚, 梁瑞宇, 等. 面向语音情感识别的语谱图特征提取算法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2015, 45(5): 817-821.
- [7] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36.
- [8] 刘宝军. 基于CNN卷积神经网络的示功图诊断技术[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2018, 33(5): 70-75, 82.
- [9] 杜娟, 刘志刚, 宋考平, 等. 基于卷积神经网络的抽油机故障诊断[J]. 电子科技大学学报, 2020, 49(5): 751-757.

(编辑 韩 枫)