

文章编号: 2095-4980(2025)08-0870-06

丙烷脱氢装置电气故障噪音超标自动监测技术

徐丽萍, 穆晓乾, 牟安东

(山东齐鲁石化工程有限公司, 山东 淄博 266400)

摘要: 为准确监测丙烷脱氢装置电气故障, 提出基于多通道声音信号去噪的噪音超标自动化监测技术。通过高级精简指令集机器(ARM)的噪音超标检测技术, 实时检测丙烷脱氢装置的噪声情况, 并采用多通道采集技术采集声音信号; 利用信息融合辅助改进集合经验模态分解(EEMD)方法, 进行多通道信号去噪; 采用小波包法提取声音信号特征, 并进行归一化处理; 利用多通道卷积神经网络(CNN)构建丙烷脱氢装置电气故障监测模型, 监测丙烷脱氢装置电气故障。实验结果表明, 该技术可有效监测丙烷脱氢装置电气噪声并进行去噪, 自动监测准确率提升到 0.8 以上。

关键词: 多通道; 声音信号去噪; 丙烷脱氢装置; 电气故障; 噪音超标监测; 声音信号采集

中图分类号: TM711

文献标志码: A

DOI: 10.11805/TKYDA2024315

Propane dehydrogenation plant electrical failure noise exceedance automatic monitoring technology

XU Liping, MU Xiaoqian, MU Andong

(Shandong Qilu Petrochemical Engineering Co. Ltd., Zibo Shandong 266400, China)

Abstract: To achieve accurate monitoring of electrical faults in propane dehydrogenation units, an automated noise-exceedance detection technique based on multi-channel acoustic-signal denoising is proposed. Using an Advanced Reduced Instruction Set Computer(ARM) platform, the system assesses noise levels within the units in real-time while capturing sound signals via a multi-channel acquisition scheme. An improved Ensemble Empirical Mode Decomposition(EEMD) method, aided by information fusion, is employed for multi-channel denoising. Wavelet-packet analysis is then applied to extract acoustic features, which are subsequently normalized. A multi channel Convolutional Neural Network(CNN) is constructed to model electrical-fault detection for the propane dehydrogenation units. Experimental results demonstrate that the proposed technique effectively monitors and denoises electrical noise, raising automatic monitoring accuracy to above 0.8.

Keywords: multi-channel; sound signal denoising; propane dehydrogenation unit; electrical faults; monitoring of excessive noise levels; sound signal acquisition

丙烷脱氢装置是化工领域核心生产设备, 其安全稳定运行对化工作业稳定性至关重要。电气故障是影响丙烷脱氢装置安全运行的主要原因^[1-3], 因此, 需开发高效的电气故障监测技术, 通过自动化手段实时监测设备运行状态, 及时发现异常并干预处理, 确保装置长周期安全运行。近年来, 国内外学者进行了大量研究, 陈康等^[4]提出基于相关向量机的丙烷脱氢装置电气故障监测技术; 卞景雯等^[5]提出基于多尺度一维卷积神经网络的丙烷脱氢装置电气故障监测技术。前者通过分析相关向量机分类和回归模型, 构建故障监测模型完成监测工作; 后者改进一维深度卷积神经网络, 构建多尺度监测模型, 通过持续的网络训练输出电气故障监测结果。二者虽能诊断和监测丙烷脱氢装置电气故障, 但实际故障监测效果不佳。

收稿日期: 2024-06-19; 修回日期: 2024-07-31

引用格式: 徐丽萍, 穆晓乾, 牟安东. 丙烷脱氢装置电气故障噪音超标自动监测技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025, 23(8): 870-875. DOI: 10.11805/TKYDA2024315.

Citation format: XU Liping, MU Xiaoqian, MU Andong. Propane dehydrogenation plant electrical failure noise exceedance automatic monitoring technology[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025, 23(8): 870-875. DOI: 10.11805/TKYDA2024315.

丙烷脱氢装置运行时的声音信号是衡量其电气设备稳定性的关键因素^[6-8]。对其实施多通道采集以及去噪后, 将该技术用于电气故障监测中, 可获得更准确的故障监测结果。为此, 本文研究基于多通道声音信号去噪的电气故障噪音超标自动化监测技术, 更好地满足实际工作需要。

1 丙烷脱氢装置电气故障噪音超标自动化监测

1.1 丙烷脱氢装置电气故障噪音超标监测流程

由于丙烷脱氢装置在运行时产生的声音信号特征能有效反映电气设备的运行状况, 并且对信号的采集与预处理并不复杂。当检测到噪音超标时, 采用多通道声音信号采集器对声音信号实施有效采集^[9-10], 在对其执行有效预处理基础上, 进一步经过特征提取与归一化等操作^[11-12], 实现电气故障自动化监测, 多通道声音信号去噪是核心环节, 其噪音超标自动化监测流程如图 1 所示。

1.2 丙烷脱氢装置噪音超标检测

通常情况下, 丙烷脱氢装置出现电气故障, 会导致运行时噪音超标^[13-14]。在日常运行管理中, 可通过噪音超标检测技术监测运行时的噪音状况。发现存在噪音超标, 启动多通道检测程序。噪音超标也可能因为环境影响, 并非电气故障。本文通过多通道采集信号去噪和诊断操作, 有效监测装置真实的电气运行状态, 以便在装置真的出现电气故障时, 给予积极干预, 保障装置稳定运行。

鉴于 ARM 芯片强大的数据处理与控制能力, 本文使用基于 ARM 的噪音超标检测技术, 检测丙烷脱氢装置在运行时是否存在噪音超标状况。基于 ARM 的丙烷脱氢装置噪音超标检测技术架构如图 2 所示。

该技术架构中, TLV320AIC23 芯片负责噪音信号的采集, 并将其转化成脉冲编码调制(Pulse Code Modulation, PCM)的形式, 向噪音处理芯片数字信号处理器(Digital Signal Processor, DSP)发送, DSP 充分利用其强大的数据控制与处理能力和数据压缩性能, 将噪声信号处理成合适的格式与大小, 传输至 ARM CortexM1 微型处理器做进一步处理, 并在规定时间范围内将该噪音信号和噪音强度、频率等信息转送至相应的显示终端进行合理显示。其中通用异步收发传输器(Universal Asynchronous Receiver/Transmitter, UART)用于完成与 PC 的通信工作, 通用输入/输出(General-Purpose Input/Output, GPIO)接口用于实现与有机发光二极管(Organic Light-Emitting Diode, OLED)显示屏间的通信工作, 以太网介质访问控制器(Ethernet Media Access Controller, EMAC)则可实现与以太网物理层接口(Ethernet PHY, EPHY)物理驱动模块间的有效通信, 进而实现与互联网间的有效连接, 将噪音信号和噪音强度、频率等信息发送给远程主机, 完成相应的丙烷脱氢装置噪音超标远程检测工作。当显示终端所显示噪声信号强度超过规定阈值时, 表明丙烷脱氢装置可能出现了电气故障, 应及时启动多通道声音信号采集器对丙烷脱氢装置在运行时产生的声音信号实施有效采集。

1.3 丙烷脱氢装置运行声音信号采集

通过多通道声音信号采集器, 完成相应的丙烷脱氢装置运行声音信号采集工作。在实际工作中, 采集到比较理想的声音信号是能够顺利完成电气设备故障监测工作的前提。为此, 本文充分利用 ARM 芯片在数据处理与控制方面的优势, 在多通道声音信号采集器中, 使用一种基于 ARM 芯片的多通道声音信号采集技术, 对运行声

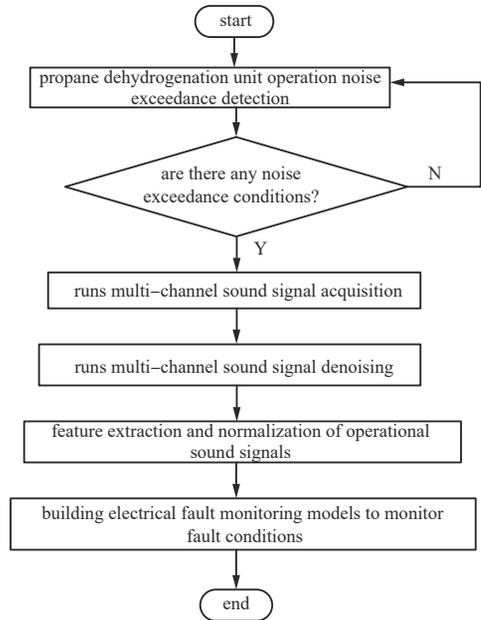


Fig.1 Automatic monitoring process of electrical fault noise exceeding the standard

图 1 电气故障噪音超标自动监测流程

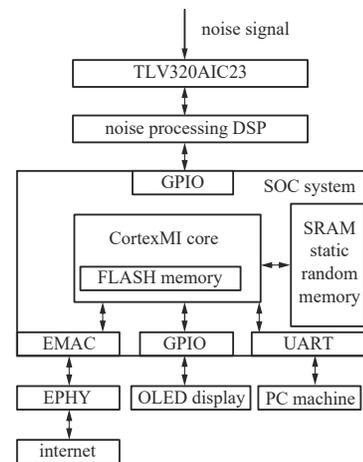


Fig.2 Technical architecture of excessive noise detection

图 2 噪音超标检测技术架构

音信号实施多通道采集, 基于 ARM 芯片的多通道声音信号采集技术架构如图 3 所示。

声音信号传感器模块由 3 个声音传感探头构成, 将 3 路丙烷脱氢装置运行声音信号转化成相应的模拟信号, 并将其发送至前端调理电路中执行信号调理操作。调理完成后的丙烷脱氢装置模拟声音信号被发送至模数转换模块(Analog-to-Digital Module, AD)的 3 个声音信号输入通道, AD 模块对 3 路运行模拟声音信号进行 AD 处理, 将其变换成相应的数字信号, 并将其按照特定的通道顺序发送给 ARM 平台。ARM 平台在接收到各通道声音数字信号后, 将其直接存入 SD 卡模块, 或直接采取相应措施进行处理。在该技术架构中, 与 ARM 平台相连接的同步动态随机存取存储器(Synchronous Dynamic Random Access Memory, SDRAM)模块对程序数据实施存储, NandFlash 模块协助程序运行, 与 ARM 平台存在连接关系的各串口接口用于与外界实施交互通信。

1.4 丙烷脱氢装置运行声音信号多通道去噪

为获得更为理想的丙烷脱氢装置电气故障噪声超标自动化监测结果, 对丙烷脱氢装置运行声音信号进行去噪处理。基于信息融合辅助改进的 EEMD 多通道信号去噪方法在信号多通道去噪方面的优势, 本文采用该方法对丙烷脱氢装置运行声音信号实施多通道去噪。

多通道声音信号采集器有 N 个声音传感探头, 对应 N 个声音传输通道, 按多通道声音信号传输一致性特征, 对各个声音传感探头实施性能评估, 并给出各个声音传感探头的综合性支持度(ξ):

$$\xi = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N] \quad (1)$$

式中 ξ_i 为第 i 个声音传感探头的综合性支持度, $i \in [1, N]$ 。

用 $x_i(t)$ 标记各声音传感探头采集到的丙烷脱氢装置运行声音信号。对采集到的所有信号进行功率谱分析, 将得到的最低频率 f_{\min} 作为 EEMD 的筛分性截止频率; 然后对所有声音传感探头采集到的运行声音信号执行最低频率 EEMD 分解, 获得所有通道信号的本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量阶数 M , 并对最小阶数层的声音信号 IMF 分量执行有效去噪操作。

对相邻声音传感探头对应层 IMF 执行互相关时延求解, 并将全部声音传感探头采集到的运行声音信号在层数编号为 j 时的 IMF 分量所导致的时延差值标记为 τ_j 。

噪声具有普遍存在性, 不能满足矢量性封闭准则。基于此, 可充分结合 ξ , 明确各阶 IMF 被赋予的权重性阈值(β):

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N \xi_i}{N} \quad (2)$$

对各层 IMF 权重执行有效定义:

$$r_j = \begin{cases} 0, & \beta \geq \tau_j \\ 1, & \beta < \tau_j \end{cases} \quad (3)$$

式中 r_j 为各层 IMF 权重, $j \in [1, M]$ 。

丙烷脱氢装置运行声音信号应是符合时延矢量封闭性的声信号, 而那些权重与 0 值非常接近的 IMF 分量便是噪声信号。基于此, 将各阶的 IMF 分量与其对应的权值相乘, 并按式(4)执行有效重构操作, 便可获得多通道去噪后的丙烷脱氢装置运行声音信号。

$$x'_i(t) = \sum_{j=1}^M c_{i,j} \times r_j \times t \quad (4)$$

式中: $x'_i(t)$ 为去噪后 t 时刻的丙烷脱氢装置运行声音信号; $c_{i,j}$ 为第 j 阶的第 i 个 IMF 分量。

1.5 基于卷积神经网络的丙烷脱氢装置电气故障监测

基于卷积神经网络在数据学习与分类方面的强大性能, 本文使用多通道卷积神经网络构建丙烷脱氢装置电

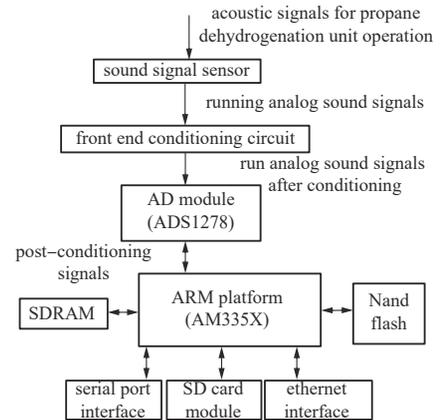


Fig.3 Technical architecture of multi-channel sound signal acquisition

图3 多通道声音信号采集技术架构

气故障监测模型, 如图 4 所示, 完成相应的丙烷脱氢装置电气故障监测工作。

丙烷脱氢装置电气故障监测模型以归一化处理后的声音信号特征数据为输入。在模型构造前, 需提取去噪后丙烷脱氢装置运行声音信号的特征。本文采用小波包法对去噪后的丙烷脱氢装置运行声音信号执行有效的特征提取操作, 待特征提取工作完毕后, 进一步完成相应的特征数据归一化操作。归一化过程为:

$$x_i'''(t) = -\frac{1}{x_i''(t)_{\max} - x_i''(t)_{\min}} \times x_i''(t)_{\min} + \frac{1}{x_i''(t)_{\max} - x_i''(t)_{\min}} \times x_i''(t) \quad (5)$$

式中: $x_i''(t)$ 为归一化处理前的丙烷脱氢装置运行声音信号特征数据; $x_i'''(t)$ 为归一化处理后的丙烷脱氢装置运行声音信号特征数据; $x_i''(t)_{\max}$ 、 $x_i''(t)_{\min}$ 分别为 $x_i''(t)$ 的最高和最低值。

归一化后, 丙烷脱氢装置运行声音信号特征数据进入到卷积神经网络的 3 个数据通道。各个通道通过分配的不同规格滤波器, 分别提取输入特征数据在各尺度下的特征信息。通道一卷积核较大, 用于提取数据的全局特征; 其他 2 个通道的卷积核较小, 用于提取丙烷脱氢装置运行声音信号特征数据中更为细致的特征信息。特征信息提取工作完毕后, 数据到达池化层, 池化层对无用的数据信息执行丢弃操作, 降低工作过程的复杂程度。经过 2 次卷积和池化操作后, 数据到达全连接层, 由全连接层对提取到的丙烷脱氢装置电气故障特征实施有效融合, 最终完成相应分类, 输出丙烷脱氢装置电气故障监测结果。

利用梯度下降法对卷积神经网络执行模型训练操作, 损失函数采用 Sigmoid 函数, 其数学表达式为:

$$f(x_i'''(t)) = \frac{1}{1 + 1/\gamma^{x_i'''(t)}} \quad (6)$$

式中 γ 为欧拉常数。

使用式(6)所示的损失函数能较好地完成卷积神经网络模型训练工作, 但存在梯度消失问题。为此, 本文在对卷积神经网络训练时, 采用对数修正线性单元函数替代式(6), 完成卷积神经网络训练工作。对数修正线性单元函数的数学表达式为:

$$L_ReLU(x_i'''(t)) = \ln(0.5 + 0.5\gamma^{x_i'''(t)}) + \frac{x_i'''(t)}{10} \quad (7)$$

将归一化的丙烷脱氢装置运行声音信号特征数据输入到构建的丙烷脱氢装置电气故障监测模型后, 经过网络训练操作, 获得丙烷脱氢装置电气故障监测结果。前向传播阶段, 输入的归一化丙烷脱氢装置运行声音信号特征数据受对数修正线性单元函数影响, 会向前执行逐层传播操作, 求解出卷积神经网络模型各层神经元的真实性输出结果。后向传播阶段, 计算卷积神经网络模型实际与期望输出之间的误差数据, 在误差未达标前, 继续执行不间断的权值调整性操作, 直至误差达标, 模型训练方可停止, 输出最终的丙烷脱氢装置电气故障监测结果。

2 实验与分析

以我国 D 省 S 市某大型化工厂的丙烷脱氢装置为实验对象, 该装置于 2018 年 6 月出厂, 各项指标完全符合出厂标准。应用本文技术对其进行电气故障噪音超标自动化监测, 以验证该技术在监测中的优势。用于电气故障监测的改进卷积神经网络结构和参数配置如表 1 所示。部署 3 个声传感探头, 其中 1 号传感探头安装在外部, 2 号和 3 号安装在内部两侧。3 个传感器采集 1 h 运行声音信号数据样本, 共对应 2 种标签 1 (存在电气故障) 或 0 (不存在电气故障)。归一化后的运行声音信号特征数据样本为 1 000 个, 其中 700 个样本作为训练集,

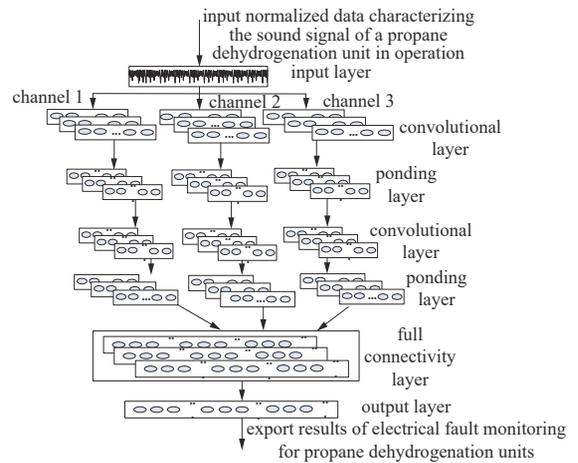


Fig.4 Fault monitoring model
图 4 故障监测模型

表 1 多通道卷积神经网络结构与参数设置
Table1 Structure and parameters of multi-channel CNN

structure type	parametric situation
input layer	1 200 feature data
number of data channels	3
convolutional layer 1	16, 3×3 convolutions
convolutional layer 2	32, 3×3 convolutions
pooling layer 1	2×2 filter
pooling layer 2	2×2 filter
full connectivity layer	8 nodes
output layer	number of classifications 2
activation function	logarithmically modified linear unitary functions

300 个样本作为测试集。训练集数据输入到多通道卷积神经网络进行深度学习，卷积神经网络的初始性学习率设置为 0.02；动量设置为 0.9；噪音强度超标阈值设置为 70~90 dB。

应用本文技术对该丙烷脱氢装置实施有效电气故障噪音超标自动化监测，获得的电气故障噪音超标自动化监测结果如表 2 所示。从表 2 可以看出，存在电气故障时，即会出现噪音超标情况，这与本文所阐述的理论完全相符，充分证明了该技术的可行性。在运行出现噪音超标情况下，采集运行声音信号，经多通道去噪、特征提取与归一化、卷积神经网络训练等一系列操作后，输出的电气故障监测结果均显示存在电气故障，证明应用该技术可实现丙烷脱氢装置电气故障噪音超标自动化监测。将本文方法用于实际工作，可大大降低该化工厂电气故障日常监测工作量，电气故障监测效率显著提升，更好地满足实际需要。

表 2 电气故障噪音超标自动化监测结果

Table 2 Automatic monitoring results of excessive electrical fault noise

monitoring time	noise exceedance test results	model output label	fault monitoring results
2022/2/6 8:26:56	excessive noise level	1	electrical faults exist
2022/3/8 12:36:04	excessive noise level	1	electrical faults exist
2022/4/5 18:15:34	excessive noise level	1	electrical faults exist
2022/7/15 21:26:11	excessive noise level	1	electrical faults exist
2022/7/31 22:06:02	excessive noise level	0	no electrical faults
2022/8/15 23:00:01	excessive noise level	1	electrical faults exist
2022/11/12 00:00:19	excessive noise level	1	electrical faults exist

为验证本文技术在多通道声音信号采集方面的优势，对丙烷脱氢装置运行声音信号实施有效多通道采集，获得的声音信号采集效果如图 5 所示。从图 5 可以看出，应用本文技术可以实现丙烷脱氢装置运行声音信号多通道采集，并且各通道采集到的运行声音信号中噪声含量相对较低，声音信号采集效果较为理想。

采集到的 3 路丙烷脱氢装置运行声音信号中，1 号声传感探头采集到的运行声音信号含有的噪声元素最多。以 1 号声传感探头采集声音信号的去噪效果图为例，验证本文技术在声音信号去噪方面的优势和有效性。应用本文技术对采集到的运行声音信号合理去噪后，获得的 1 路声音信号去噪效果如图 6 所示。图 6 表明，应用本文技术对丙烷脱氢装置运行声音信号实施合理去噪后，1 号声传感探头采集运行声音信号中的噪声已全部被去除。证明应用本文技术对运行声音信号实施合理去噪后，可为实际工作提供可靠的数据支撑。

以准确率为指标，测试本文方法基于去噪后信号进行丙烷脱氢装置电气故障噪音超标自动化监测效果，并与文献[4-5]中的方法进行对比。3 种方法的电气故障监测准确率结果如图 7 所示。由图 7 可知，本文方法的自动监测准确率更高，达到 0.8 以上，表明该方法可以较准确地监测装置电气故障。该方法根据噪声信号的出现，启动故障监测程序，对噪声信号进行去除，最后基于降噪后的数据，通过卷积神经网络准确监测出故障。

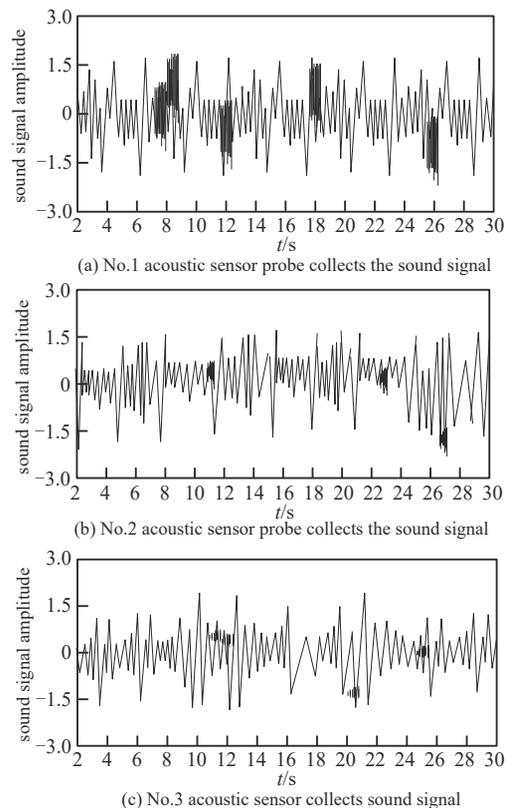


Fig.5 Multi-channel acquisition effect of sound signals
图 5 声音信号多通道采集效果

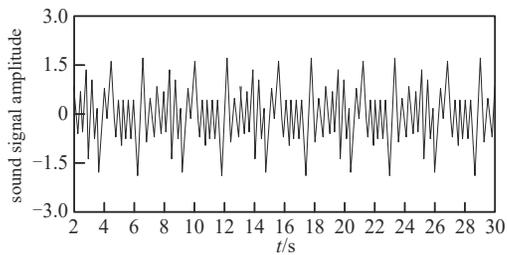


Fig.6 Denoising effect of the sound signal
图6 声音信号去噪效果

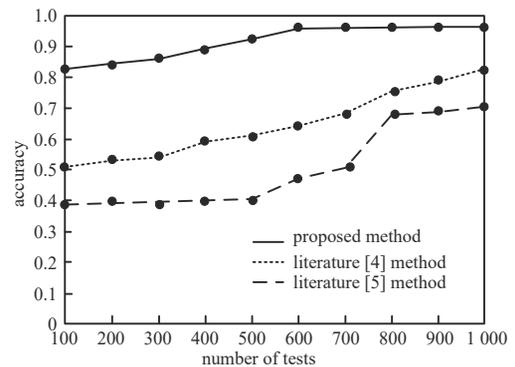


Fig.7 Accuracy of electrical fault monitoring
图7 电气故障监测准确率

3 结论

本文以丙烷脱氢装置运行声音信号为电气稳定性指标, 通过多通道采集与去噪处理, 实现噪音超标实时检测。进一步通过构建多通道卷积神经网络电气故障监测模型, 有效诊断在噪音超标情况下, 丙烷脱氢装置是否存在电气故障, 为实际工作提供可靠参考与保障。

参考文献:

- [1] 魏江,冯李立,郑小青,等. 用夹点技术对丙烷脱氢制丙烯装置换热网络优化分析[J]. 石油与天然气化工, 2016,45(5):39-42. (WEI Jiang,FENG Lili,ZHENG Xiaoqing,et al.Optimization and analysis for heat exchanger network of propane dehydrogenation plant by using pinch technology[J].Chemical Engineering of Oil & Gas, 2016,45(5):39-42.) DOI:10.3969/j.issn.1007-3426.2016.05.009.
- [2] 隋秀鹏,刘昌呈,王春明,等. PST-100 催化剂在丙烷脱氢装置上的工业应用[J]. 石油炼制与化工, 2022,53(7):58-63. (SUI Xiupeng,LIU Changcheng,WANG Chunming,et al. Commercial application of PST-100 catalyst in propane dehydrogenation unit[J]. Petroleum Processing and Petrochemicals, 2022,53(7):58-63.) DOI:10.3969/j.issn.1005-2399.2022.07.013.
- [3] 罗浩,何超,陈彪,等. 基于 Laplace 小波卷积和 BiGRU 的少量样本故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022,41(24):41-50. (LUO Hao,HE Chao,CHEN Biao,et al. Small sample fault diagnosis based on Laplace wavelet convolution and BiGRU[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022,41(24):41-50.)
- [4] 陈康,熊建斌,苏乃权,等. 基于相关向量机的故障诊断方法研究[J]. 机床与液压, 2022,50(3):176-186. (CHEN Kang,XIONG Jianbin,SU Naiquan,et al. Research on fault diagnosis method based on relevance vector machine[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022,50(3):176-186.) DOI:10.3969/j.issn.1001-3881.2022.03.034.
- [5] 卞景艺,刘秀丽,徐小力,等. 基于多尺度深度卷积神经网络的故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021,40(18):204-211. (BIAN Jingyi,LIU Xiuli,XU Xiaoli,et al. Fault diagnosis method based on multi-scale deep convolutional neural network[J]. Vibration and Shock, 2021,40(18):204-211.)
- [6] 刘晓成,郭海艳,陈尊仲,等. 基于 DEMATEL 算法对丙烷脱氢装置系统安全风险因素相关性研究[J]. 石油炼制与化工, 2022, 53(10):115-121. (LIU Xiaocheng, GUO Haiyan, CHEN Zunzhong, et al. Research on the correlation of safety risk factors of propane dehydrogenation(pdh) unit system based on DEMATEL algorithm[J]. Petroleum Processing and Petrochemicals, 2022, 53(10):115-121.) DOI:10.3969/j.issn.1005-2399.2022.10.033.
- [7] 刘胜,侯钰龙,张会新,等. 基于 VB 的泄漏在线监测系统设计[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023,21(8):1043-1048. (LIU Sheng,HOU Yulong,ZHANG Huixin,et al. Design of leakage online monitoring system based on VB[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2023,21(8):1043-1048.) DOI:10.11805/TKYDA2021069.
- [8] 吴礼福,吕长明,陈晶晶,等. 一种多通道低时延同步音频信号采集分析系统[J]. 现代电子技术, 2021,44(19):43-48. (WU Lifu, LYU Changming, CHEN Jingjing, et al. Multi-channel synchronous audio signal acquisition and analysis system with low delay[J]. Modern Electronics Technique, 2021,44(19):43-48.) DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2021.19.009.
- [9] 赵晶晶,杜天为,祝萌作,等. 多通道可重构水声信号采集模块设计[J]. 计算机工程与设计, 2021,42(1):279-286. (ZHAO Jingjing,DU Tianwei,ZHU Mengzuo,et al. Design of multi-channel and reconfigurable data acquisition module for underwater signal[J]. Computer Engineering and Design, 2021,42(1):279-286.) DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2021.01.040.