

# 基于 VMD-HT 和深度学习的流噪环境 腐蚀损伤声发射识别模型

顾建平<sup>1</sup>, 许世林<sup>2</sup>, 张延兵<sup>1</sup>, 张 颖<sup>2</sup>, 王雪琴<sup>2</sup>

(1. 江苏省特种设备安全监督检验研究院, 南京 210000; 2. 常州大学 安全科学与工程学院, 常州 213164)

**摘 要:** 对在役管道进行腐蚀声发射监测的过程中, 管内介质流动产生的噪声同样会被传感器接收, 导致腐蚀信号被覆盖从而引发误判。针对这一问题, 提出了一种基于变分模态分解(VMD)、希尔伯特变换(HT)和深度双向门限循环单元神经网络(BiGRU)的流噪环境腐蚀损伤声发射识别模型。该模型能够将原始信号自适应地转化成多个本征模态分量, 并提取各分量的瞬时频率及谱熵构建多维时序特征矩阵, 进而建立原始信号与多维特征之间的映射关系。为验证该方法的有效性, 对在役管道进行腐蚀声发射监测试验。结果表明, 所提模型在流噪环境下具有良好的鲁棒性, 监测数据的识别准确率达 96.3%, 可作为一种解决在役管道腐蚀声发射监测的新方案。

**关键词:** 在役管道; 腐蚀监测; 声发射技术; 变分模态分解

中图分类号: TG115.28

文献标志码: A

文章编号: 1000-6656(2024)06-0043-06

## Acoustic emission recognition model for corrosion damage in flow noise environment based on VMD-HT and deep learning

GU Jianping<sup>1</sup>, XU Shilin<sup>2</sup>, ZHANG Yanbing<sup>1</sup>, ZHANG Ying<sup>2</sup>, WANG Xueqin<sup>2</sup>

(1. Special Equipment Safety Supervision Inspection Institute of Jiangsu Province, Nanjing 210000, China;

2. School of Safety Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

**Abstract:** In the process of corrosion acoustic emission monitoring of in-service pipelines, the flow noise due to the flow of the medium inside the pipe will also be picked up by the sensors, which results in the corrosion signals being overwritten and thus making it difficult to determine whether corrosion has occurred or not. To address this problem, a corrosion damage acoustic emission identification model based on variational mode decomposition (VMD), Hilbert transform (HT), and deep bi-directional GRU neural network (BiGRU) was proposed. The model was able to adaptively transform the original signal into multiple eigenmode components, and extracted the instantaneous frequency and spectral entropy of each component to construct a multidimensional time-series feature matrix, and then establish the mapping relationship between the original signal and the multidimensional features. In order to verify the effectiveness of the method, corrosion acoustic emission monitoring experiments of in-service pipelines were carried out, and the experimental results showed that the proposed model had good robustness under the flow noise environment, and the recognition accuracy of the monitoring data reached 96.3%, and it was able to provide a new solution for the corrosion acoustic emission monitoring of in-service pipelines.

**Key words:** in-service pipeline; corrosion monitoring; acoustic emission technology; variational mode decomposition

收稿日期: 2023-07-21

基金项目: 江苏省特种设备安全监督检验研究院 2023 年科技项目 [KJ(Y)2023004]

作者简介: 顾建平(1966—), 男, 硕士, 正高级工程师, 主要从事化工机械安全技术和特种设备检验工作

通信作者: 张 颖, aezy163@163.com

腐蚀是管道服役过程中常见的问题, 在腐蚀的长期作用下, 管道易出现腐蚀减薄、腐蚀开裂、穿孔等缺陷, 而带来安全隐患<sup>[1]</sup>。由于管道腐蚀是一个动态发展和长期积累的过程, 常规的定期检测方式难以对管道腐蚀进行连续、完整的评估, 所以, 发展

管道腐蚀在线监测方法, 获取管道本体的腐蚀动态演化数据, 对于管道的风险评估和事故预测、预防具有重要的意义。

声发射 (AE) 检测方法具有可动态监测、对活性缺陷敏感等优势<sup>[2]</sup>, 可以在设备运行的同时长期监测缺陷活动状态。利用声发射技术进行腐蚀状态监测成为近年来研究的重点, 范舟等<sup>[3]</sup>综述了声发射在线监测腐蚀的原理, 并基于从声发射波形信号中提取到的与酸性环境下油气管材腐蚀相关的各项参数, 对腐蚀过程、腐蚀类型识别以及腐蚀源定位进行了综合分析。苗嘉旭等<sup>[4]</sup>针对腐蚀声发射源信号在传播过程中发生衰减和畸变的问题, 采用小波分解与重构以及盲目反卷积算法对 X90 钢管线腐蚀声发射信号进行了复原。张延兵等<sup>[5]</sup>为解决危化品罐区穿越管道在线检测难以实施的技术问题, 在开挖状态和正常使用状态下, 对某原油输送埋地管道分别进行断铅、人工激励和在线监测试验, 验证了声发射技术在管道检测中的可靠性。

虽然已有学者将声发射技术应用在管道腐蚀监测中, 但对于在役管道腐蚀声发射监测中的流动噪声干扰问题却鲜有研究。在役管道的声发射监测过程中, 内部介质流动引起的流动噪声往往不可避免地被声发射传感器接收到, 而流动噪声能量更强且频带更宽, 使得从监测数据中识别出微弱的腐蚀信号较为困难。如何有效地在噪声环境下识别腐蚀信号, 是解决在役管道腐蚀监测问题的关键。因此, 提出了一种基于变分模态分解的希尔伯特变换 (VMD-HT) 和深度双向门限循环单元 (GRU) 神经网络 (BiGRU) 的流噪环境腐蚀损伤声发射识别模型, 针对流动噪声环境下的声发射信号特征提取、深度神经网络搭建以及不同类型声源的分类训练等问题开展了一系列研究, 结果表明, 所提出的模型具有较高的识别精度。

## 1 流噪环境腐蚀损伤声发射识别模型

### 1.1 模型框架

提出的腐蚀损伤声发射识别模型由特征提取、神经网络训练和结果输出 3 部分组成, VMD-HT-BiGRU 模型结构如图 1 所示, 图中 IMF 为本征模态函数。首先针对流动噪声与腐蚀信号的特征混叠问题, 提出了一种基于 VMD-HT 的特征提取方法, 将原始信号自适应地分解为多个不同中心频段的模态分量, 提取各模态分量的瞬时频率与时频谱熵并构

建多维时序特征矩阵, 作为后续循环神经网络的输入样本。为了挖掘原始信号与特征矩阵间的深层次映射关系, 以 GRU 神经元为基础, 搭建了具有双向传播路径的 4 层网络结构, 最终实现腐蚀信号、流动噪声以及混合信号的分类识别。

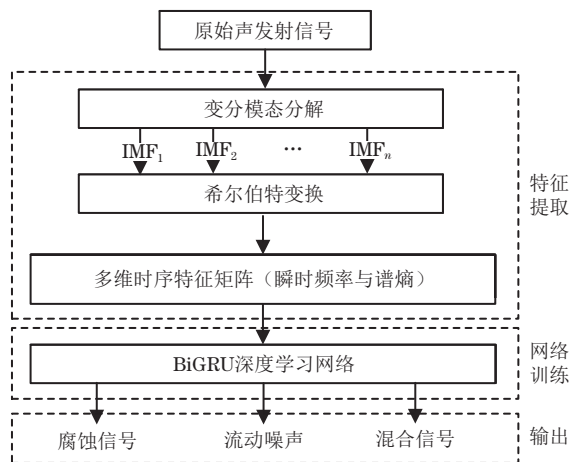


图 1 VMD-HT-BiGRU 模型结构示意图

### 1.2 基于 VMD-HT 的特征提取方法

针对信号的时频域特征提取, HUANG 等<sup>[6]</sup>提出了一种名为 HHT 的信号处理方法, 其由经验模态分解 (EMD) 和希尔伯特变换 (HT) 两部分内容构成。HHT 能够根据信号自身的特点通过 EMD 把信号分解为有限个单分量信号之和, 并对这些信号进行希尔伯特变换得到时频谱, 反映信号频率随时间的变化规律, 突出信号的局部信息。但 EMD 存在模态混叠问题<sup>[7]</sup>, 当信号中存在间歇干扰、脉冲影响以及噪声混入等异常分量干扰时, 信号的高频分量与低频分量会混杂在一起, 降低信号提取的质量。DRAGOMIRETSKIY 等<sup>[8]</sup>提出了变分模态分解, 该方法对预分解信号按频率的高低进行自适应分解, 能确保分解后各 IMF 分量之间的中心频率不同, 避免了 IMF 分量之间的模态重叠。因此笔者提出了一种基于 VMD-HT 的信号时频特征提取方法, 在此基础上计算时频谱, 进而提取信号的瞬时频率与谱熵, 作为后续损伤识别模型的训练样本。提出的 VMD-HT 算法具体实现步骤如下。

(1) 初始化  $\{u_k^1\}$ ,  $\{\omega_k^1\}$ ,  $\lambda^1$ ,  $n$ , 将其初始值设为 0, 即原始信号进行 1 次迭代的值。用  $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$  表示原信号  $x(t)$  经过 VMD 分解后的  $K$  个 IMF; 用  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$  表示上述  $K$  个 IMF 对应的中心频率;  $\lambda$  为拉格朗日算子;  $n$  为迭代次数。

(2) 令  $n=n+1$ , 运行整个循环。

(3) 令  $k=1:K$ , 根据变分模态分解相关公式更新  $u_k$  和  $\omega_k$ 。

(4) 根据式(1)更新  $\lambda$ , 即

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma \left[ \hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (1)$$

式中:  $\gamma$  为噪声容限参数;  $\hat{\lambda}^n(\omega)$ ,  $\hat{f}(\omega)$ ,  $\hat{u}_k^{n+1}$  分别为  $\lambda^n(t)$ ,  $f(t)$ ,  $u_k^{n+1}(t)$  傅里叶变换后的函数;  $\hat{f}(\omega)$  为目标信号;  $f(t)$  为原始信号。

(5) 重复步骤(2)~(4), 直到满足迭代停止条件, 则结束整个循环, 输出结果得到  $K$  个窄带 IMF 分量。

(6) 对各 IMF 进行希尔伯特变换, 可得 IMF 的解析信号。

(7) 根据解析信号的定义, 代入公式计算得到信号的希尔伯特谱。

(8) 计算各分量的瞬时频率以及各分量的谱熵, 也就得到各 IMF 分量瞬时频率与谱熵随时间变化的特征向量, 将各向量组合构建多维时序特征矩阵, 作为后续深度 BiGRU 神经网络的输入样本。

### 1.3 深度 BiGRU 神经网络

循环神经网络(RNN)是一种广泛应用于时序数据处理的深度学习算法, 传统的 RNN 模型在处理长时间序列时, 会出现梯度“爆炸”和梯度“消失”的问题, 造成 RNN 无法获取长时间依赖信息, 从而丧失利用远距离历史信息的能力。为了解决 RNN 模型的长期依赖问题, CHE 等<sup>[9]</sup>提出了 GRU, 虽然 GRU 神经元能够满足长时序声发射信号的处理需

要, 但为了挖掘流动噪声背景下微弱腐蚀信号的高层次特征, 需要以 GRU 神经元为基础, 搭建更为复杂的深度学习模型。考虑到声发射源在能量快速释放期间, 声发射信号在幅值上升和下降两个阶段之间存在表征差异, 笔者构建了具有双向信息传播路径的深度门控循环神经网络(BiGRU), 该神经网络可以同时利用时间序列中的未来信息和历史信息, 其结构如图2所示。

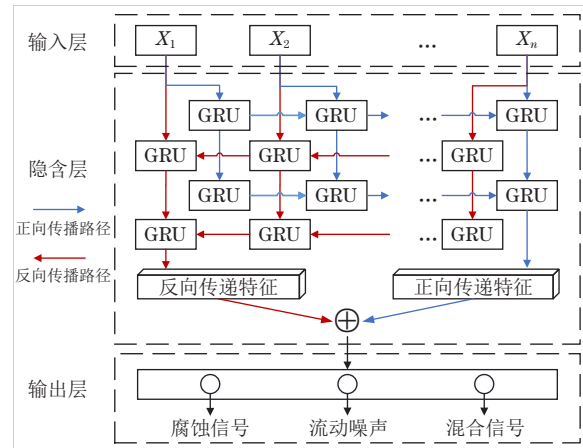


图2 深度 BiGRU 神经网络结构示意图

## 2 声发射监测试验与分析

### 2.1 试验过程

在役管道腐蚀声发射监测系统构成如图3所示, 其主要包括管道模拟试验台和声发射信号采集系统。该系统使用物理声学公司的 Micro-II 型数字声发射系统, 与计算机端声发射采集软件相连, 采

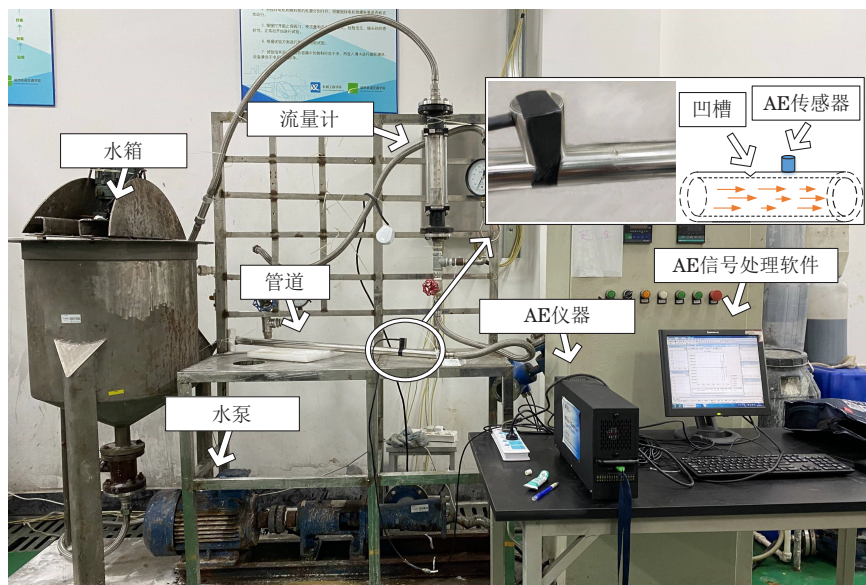


图3 在役管道腐蚀声发射监测系统构成



样频率为 1 kHz~10 MHz。使用的传感器型号为 R3I-AST, 其最大峰值灵敏度为 120 dB, 谐振频率为 10~40 kHz。

试验过程中, 利用水泵为管道内部介质提供动力, 模拟管道运行过程中内部介质运动产生的流动噪声。无缝钢管材料为 20 钢, 其直径为 32 mm, 管壁厚为 3 mm。在管壁上预制圆锥形凹槽, 凹槽直径为 4 mm, 深为 2 mm, 用于滴加浓度为 10% 的盐酸溶液。声发射传感器安装在距凹槽 10 cm 处, 与声发射信号采集系统相连, 用于输出声发射信号。

为了获取流动噪声声发射信号、腐蚀声发射信号以及流噪腐蚀混合声发射信号, 试验划分为 3 个阶段。

(1) 预制凹槽中不滴加腐蚀液, 开启水泵使管内水流动, 采集流动噪声声发射信号, 采集时长为 1 h。

(2) 关闭水泵, 在预制凹槽中滴加盐酸溶液, 采集腐蚀声发射信号, 采集时长为 1 h。

(3) 在预制凹槽中重新滴加盐酸溶液, 打开水泵, 在管内水流动状态下采集腐蚀声发射信号, 采集时长为 1 h。

## 2.2 原始信号分析

管内介质流速不同时, 各流量下的流动噪声功率谱如图 4 所示。由图 4 可见, 流动噪声的信号能量主要由频率为 15~45 kHz 的分量组成, 并存在 60~80 kHz 的次要能量频带, 随着流量的增大, 流动

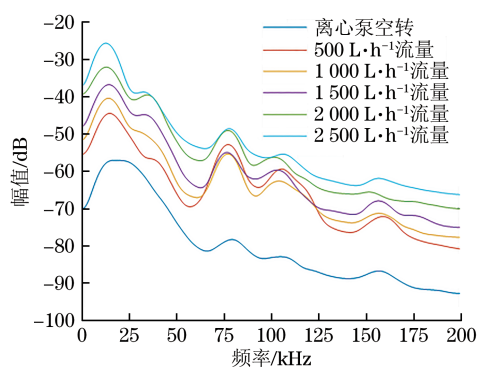


图 4 离心泵空转及不同流量下的声发射信号功率谱

噪声的能量逐渐增大, 但频率分布基本一致。因此, 后续试验主要在流量为  $1\,000\text{ L}\cdot\text{h}^{-1}$  的环境下采集流噪腐蚀混合信号。

试验过程中采集的 3 类声发射信号的时域波形与时频图谱如图 5 所示。由图 5 可见, 没有噪声干扰时的腐蚀信号呈现突发型声发射信号特性, 并且腐蚀信号中出现了两种不同类型的波段, 其中 I 波段的上升时间约为 0.1 ms, 持续时间约为 0.8 ms, 最大幅值为 3 mV, 中心频率为 30 kHz; II 波段的上升时间约为 0.2 ms, 持续时间约为 0.4 ms, 最大幅值为 2 mV, 中心频率为 20 kHz。这表明金属腐蚀过程中的声发射信号并非由单一声源产生, 与已有的研究结果相一致<sup>[10]</sup>。流动噪声为典型的持续型声发射信号, 相较于腐蚀信号, 其频带更广。除了频带上的重合之外, 流动噪声的声发射信号能量也大于腐蚀声

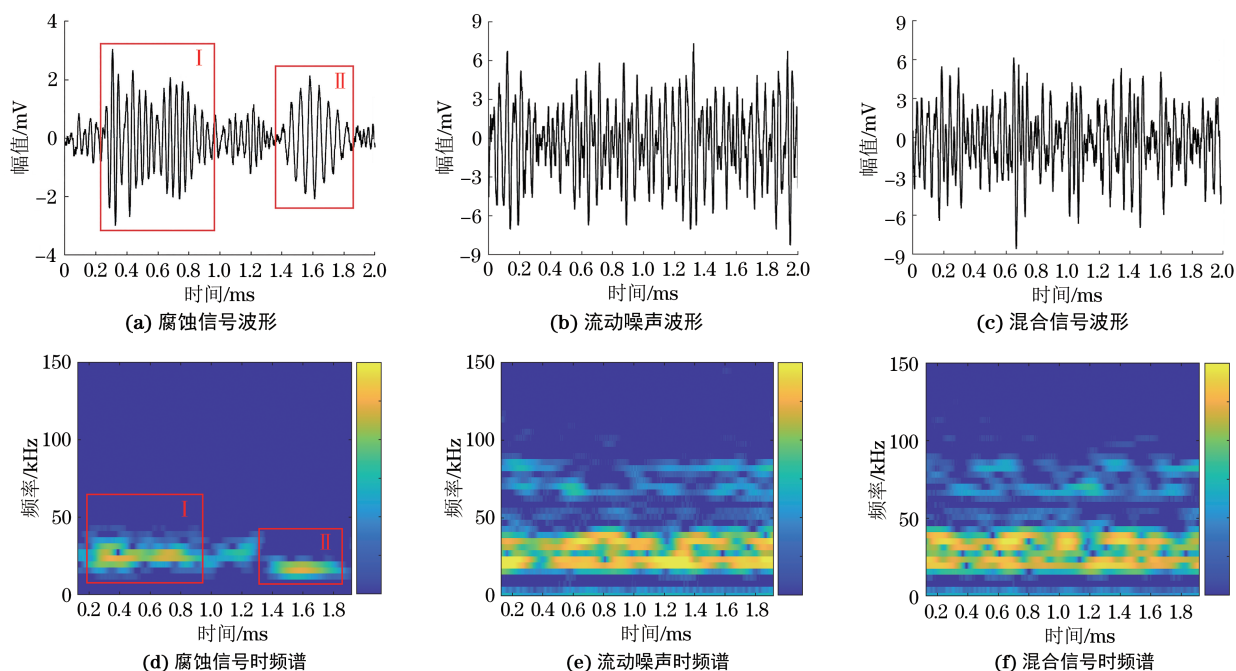


图 5 3 类声发射信号的时域波形与时频图谱



发射信号能量。所以,如图5(c),(f)所示,在管内介质流动时采集信号,仅通过时域波形与时频图谱已难以分辨是否存在腐蚀信号。

### 2.3 特征提取及模型训练

将试验中采集的腐蚀信号记作A类,流动噪声信号记作B类,流噪腐蚀混合信号记作C类。首先通过VMD-HT方法处理此3类信号,提取频段为

5~100 kHz的各模态分量瞬时频率向量与谱熵(无量纲)向量,3类信号在5~100 kHz之间各有两个IMF,从各IMF中提取的瞬时频率向量与谱熵向量曲线如图6所示。由图6可见,每类信号有四维时序特征向量,将所有特征作为训练样本输入深度BiGRU网络中,进行3类信号的识别,比较识别结果与真实标签,计算模型识别的准确率。

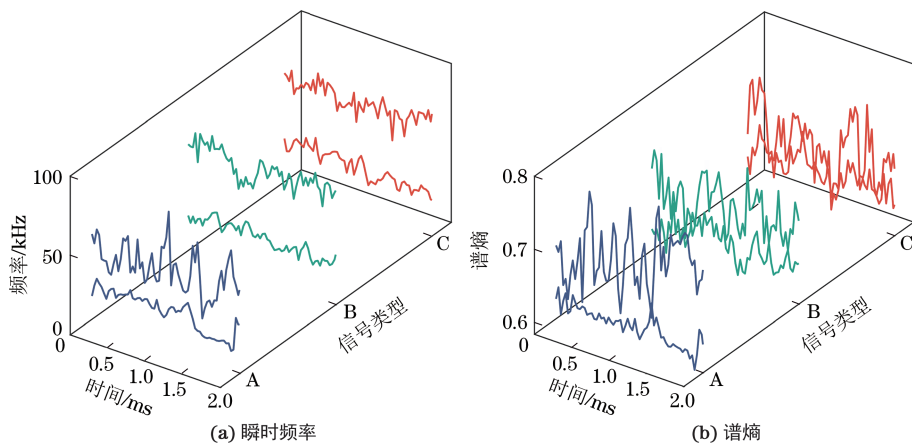


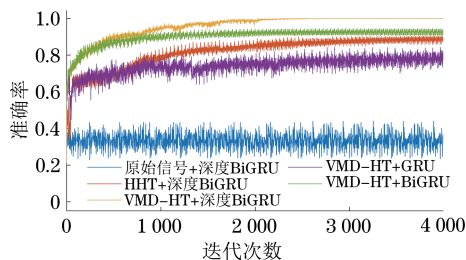
图6 3类信号的瞬时频率与谱熵特征向量曲线

为了获得更好的拟合效果并防止训练发散,对训练数据进行了标准化,并在正向传播路径与反向传播路径间添加丢弃层。采用了5种不同的识别模型进行比对,验证所提VMD-HT特征提取方法以及深度BiGRU神经网络的有效性与准确性,各识别模型的结构对比如表1所示。

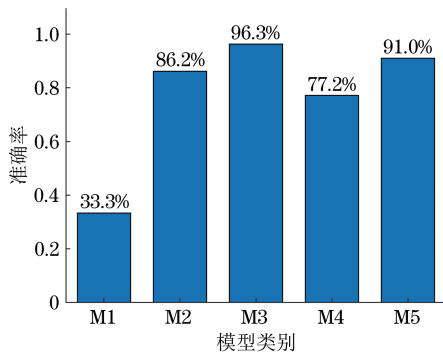
表1 5种识别模型的结构对比

| 序号 | 特征提取方法 | 网络结构    | 网络层数 | 传播路径 |
|----|--------|---------|------|------|
| M1 | —      | 深度BiGRU | 4    | 双向   |
| M2 | HHT    | 深度BiGRU | 4    | 双向   |
| M3 | VMD-HT | 深度BiGRU | 4    | 双向   |
| M4 | VMD-HT | GRU     | 1    | 单向   |
| M5 | VMD-HT | BiGRU   | 2    | 双向   |

通过方法M1~M3能够比较所述VMD-HT特征提取方法的优劣,通过方法M3~M5能够比较所述深度BiGRU神经网络的优劣。从试验中选取了3类信号各10 000个,对30 000个时序信号进行特征提取之后构建数据集,数据集分为训练集、验证集和测试集,按6:2:2的比例划分,训练集样本18 000个,验证集样本6 000个,测试集样本6 000个。采用梯度下降法进行4 000次迭代优化,模型在训练末期的准确率在固定值附近波动,表明模型已经训练完毕。5种模型的迭代过程及测试数据识别精度如图7所示,这5种模型采用相同的网络参数,以保证准确率只受特征提取方法及网络结构的影响。



(a) 神经网络训练迭代过程



(b) 不同模型识别精度

图7 5种模型的训练迭代过程及识别精度

从图7中可知,当直接使用原始信号作为深度BiGRU网络的训练数据时,神经网络的准确率始终在33%左右波动,网络没有收敛的迹象,表明神经网络无法仅通过信号波形区分这3类信号。当采用HHT对信号进行特征提取,将提取后的瞬时频率与谱熵作为训练数据时,神经网络的准确率明

显提升,神经网络整体准确率达到86.2%,表明HHT方法存在的模态混叠问题使模型难以有效区分相似度较高的流动噪声与混合信号。当采用所提VMD-HT方法对信号进行特征提取,将提取后的多维时序特征向量作为训练数据时,神经网络的准确率得到有效提升,此时的测试集整体识别准确率达到96.3%,表明经VMD-HT方法提取的特征向量能够更好地表征3类信号之间的区别。此外,通过对比模型M3~M5可知,当网络结构分别为GRU、BiGRU和深度BiGRU时,随着模型深度与复杂度的不断提升,神经网络的训练准确率逐渐提高,并且迭代曲线的波动范围更小,模型更加稳定,整体准确率从77.2%上升至96.3%。这均证明了所提出的流噪环境腐蚀损伤声发射识别模型具有良好的特征学习能力,可以实现对腐蚀信号、流动噪声以及流噪腐蚀混合信号的有效识别。

### 3 结论

(1) 采用声发射技术对管道腐蚀进行监测时,腐蚀信号的频率为15~35 kHz,流动噪声的频率由15~45 kHz的主要频带和60~80 kHz的次要频带组成。由于流动噪声的频带更宽,且幅值大于腐蚀信号,使用传统的时频分析方法难以判断是否存在腐蚀信号,制约了声发射技术在管道监测中的应用。

(2) 根据腐蚀信号、流动噪声以及流噪腐蚀混合信号的非平稳特性,提出了VMD-HT特征提取方法,其相较于HHT方法具有更高的频率分辨率,能够更为精确地提取信号特征。在此基础上,从原始信号分解出的各IMF分量中提取瞬时频率向量与谱熵向量构建多维时序特征矩阵,采用深度BiGRU神经网络对上述特征进行训练,数据测试结果表明,所提模型的识别准确率达96.3%,实现了流动噪声环境下腐蚀信号的有效区分。

(3) 在不同模型的训练过程中发现,循环神经网络无法直接区分3类声发射源的原始时序信号,通过从数据中提取特征能够有效提高神经网络的训

练和测试准确率。对于数据量大、时序长的声发射信号,当使用相同特征作为训练样本时,加强神经网络的复杂度与深度能够进一步提升识别准确率和网络稳定性。

### 参考文献:

- [1] 吴文强,伍剑波,张目超,等. 基于云平台的管道腐蚀远程在线监测系统[J]. 无损检测, 2021, 43(3): 49-52, 61.
- [2] 沈书乾,李伟,龙飞飞,等. 复合材料层合板损伤声发射信号特征提取方法[J]. 压力容器, 2022, 39(9): 72-76.
- [3] 范舟,胡敏,张坤,等. 声发射在线监测酸性环境下油气管材腐蚀研究综述[J]. 表面技术, 2019, 48(4): 245-252.
- [4] 苗嘉旭,陈仙江,周洋洋,等. 基于盲目反卷积算法的X90管线钢腐蚀声发射信号分析[J]. 化工进展, 2022, 41(1): 60-71.
- [5] 张延兵,周琦,孙志涛. 危化品罐区埋地穿越管道声发射检测的可行性分析[J]. 无损检测, 2023, 45(3): 68-71.
- [6] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [7] 莫宏毅,徐振洋,刘鑫,等. 基于SSA-VMD的爆破振动信号趋势项去除方法[J]. 振动与冲击, 2023, 42(11): 304-312, 330.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [9] CHE Z P, PURUSHOTHAM S, CHO K, et al. Recurrent neural networks for multivariate time series with missing values[J]. Scientific Reports, 2018, 8: 6085.
- [10] 宋高峰,张延兵,孙培培,等. 大型储罐声发射技术下的安全评价方法[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(3): 60-66.