

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107097

分布式光纤的沙漠埋地油气管道入侵信号识别*

胡泽^{1,3} 崔源^{1,3} 葛亮^{1,3} 肖小汀^{1,3} 王志毓¹ 杨国强²(1.西南石油大学电气信息学院 成都 610500; 2.西南石油大学机电工程学院 成都 610500;
3.国家山区公路工程工程技术研究中心 重庆 400067)

摘要:针对沙漠埋地油气管道服役环境、破坏情况和威胁管道安全的第三方入侵情况,容易引起入侵振动信号的有效特征提取和准确分类识别困难的问题,提出一种沙漠埋地油气管道入侵信号特征识别方法。该方法首先利用分布式光纤采集管道沿线入侵振动信号;然后通过改进的总体平均经验模态分解(MEEMD)法分解振动信号得到信号的固有模态函数(IMF)分量;进而提取 IMF 分量的能量以及 MEEMD 能量熵组成特征向量;最后将该特征向量输入到极限学习机(ELM)分类识别模型。实验结果表明,该方法能够实现敲击管道、人工挖掘、机械施工和沙尘天气 4 类事件识别,并与 BP 神经网络和支持向量机识别模型进行对比,该方法总识别准确率达到了 94%,识别速度更快。所提方法对分布式光纤沙漠埋地油气管道监测具有重要参考意义。

关键词:分布式光纤;沙漠埋地油气管道;MEEMD;极限学习机

中图分类号: TN253;TN911.7;TN391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050;520.2040

Distributed fiber optics for intrusion signal identification of desert buried oil and gas pipelines

Hu Ze^{1,3} Cui Yuan^{1,3} Ge Liang^{1,3} Xiao Xiaoting^{1,3} Wang Zhiyu¹ Yang Guoqiang²(1. College of Electrical Engineering and Information, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;
2. College of Mechatronic Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;
3. National Engineering and Research Center for Mountainous Highways, Chongqing 400067, China)

Abstract: Aiming at the problems in service environment, damage situation of oil and gas pipelines in desert burial ground and the invasion situation of third party which threatens the safety of pipelines, which easily causes the difficulties in effective feature extraction and accurate classification identification of invasion vibration signals, a feature identification method for invasion signals from oil and gas pipelines in desert burial ground is proposed. The method first uses distributed optical fiber to acquire the intrusion vibration signal along the pipeline, and then decomposes the vibration signal by the modified ensemble empirical mode decomposition (MEEMD) method to obtain the intrinsic mode function (IMF) component of the signal; then extracts the energy of the IMF component and the MEEMD energy entropy to form a feature vector; finally, the feature vector is input to the extreme learning machine (ELM) classification recognition model. The experimental results show that the method can achieve the recognition of four types by tapping the pipe, manual mining, mechanical construction and sandstorm weather, and compared with BP neural network and support vector machine recognition models, the total recognition accuracy of the method reaches 94%, and the recognition speed is faster. The proposed method has important reference significance for distributed fiber optic desert buried oil and gas pipeline monitoring.

Keywords: distributed fiber; desert buried oil and gas pipeline; MEEMD; extreme learning machine

0 引言

沙漠埋地油气管道作为一种经济、高效的运输方式,在

我国油气资源输送中扮演着十分重要的角色。由于跨度大沿途容易受到外界人为破坏和突发性自然灾害的破坏,为了确保油气管道安全运输,对管道沿线入侵信号进行识别

收稿日期:2021-06-28

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(51974273)、国家山区公路工程工程技术研究中心开放基金项目(GSGZJ-2020-01)、成都市国际科技合作项目(2020-GH02-00016-HZ)资助

监测是十分必要的。近年来,分布式光纤振动传感技术凭借优秀的抗电磁干扰性能、灵敏度高、响应速度快、传感距离长等优点^[1-3],被广泛应用于油气管道安全监测领域^[4-7]。但由于沙漠地区威胁管道安全的第三方入侵情况的复杂性,导致无法直接从光纤时域振动信号的波形上进行区分识别,而且油气管道振动信号是典型的非平稳、非线性的信号,常规的信号分析方法无法准确的获取振动信号特征。

近年来,针对光纤入侵振动信号的特征提取和分类识别正逐渐成为热点。例如,郑来芳等^[8]提出利用时域过零率与频域小波能量对噪声、敲击和晃动做出了有效识别。赵利强等^[9]提出利用经验模态分解(EMD)分解后的 IMF 的能量分布特征,实现了对管道泄漏的有效识别。梁坤等^[10]提出利用 EMD 结合频谱质心对管道入侵信号进行识别。蒋立辉等^[11]提出利用互补总体平均经验模态算法(CEEMD)结合奇异熵对入侵信号进行识别,实现了攀爬、敲击、风、汽车等入侵的判识。周莹等^[12]提出利用 BP 神经网络进行管道入侵信号识别,实现对管道沿线人工挖掘、机械挖掘的分类识别。以上方法虽然能够实现入侵振动信号的提取和分类,但小波分解需要选择合适的小波基以及需要选择足够区分不同信号的分解层数,自适应以及时效性不够突出;EMD 分解会出现模态混叠导致 IMF 分量不能正确表征信号特点,影响特征提取结果;CEEMD 分解时需

要加入多组高斯白噪声,若添加噪声的功率选择不合理将导致分解结果出现模态混叠以及伪分量现象,影响判识效果;BP 神经网络进行分类识别需不断迭代,时效性不强。

针对上述问题,本文提出了一种基于 MEEMD^[13] 和 ELM^[14] 的特征识别方法。该方法利用 Φ -OTDR 分布式光纤传感器监测到的管道沿线入侵振动信号,首先通过 MEEMD 对振动信号进行分解;然后利用 IMF 分量能量值和 MEEMD 能量熵构成特征向量,最后利用 ELM 进行识别与分类。通过现场实验验证了所提方法的有效性。

1 分布式光纤沙漠埋地油气管道入侵信号识别方法

1.1 基于 Φ -OTDR 的分布式光纤振动传感系统

Φ -OTDR 系统基本结构如图 1 所示,系统正常工作时,窄线宽激光器(NLL)发射连续的激光信号,经声光调制器(AOM)转变成光脉冲信号,经过掺铒光纤放大器(EDFA)放大处理,通过环形器进入到铺设于油气管道沿线的传感光纤中,脉冲光在传感光纤中传输,会产生与传输方向相反的后向瑞利散射光,后向瑞利散射光经过环形器进入光电探测器(PD),然后由采集卡(DAQ)将信号传输回上位机电脑进行信号处理,脉冲发生器(PG)同时给调制器和采集卡提供调制信号和同步触发信号^[15]。

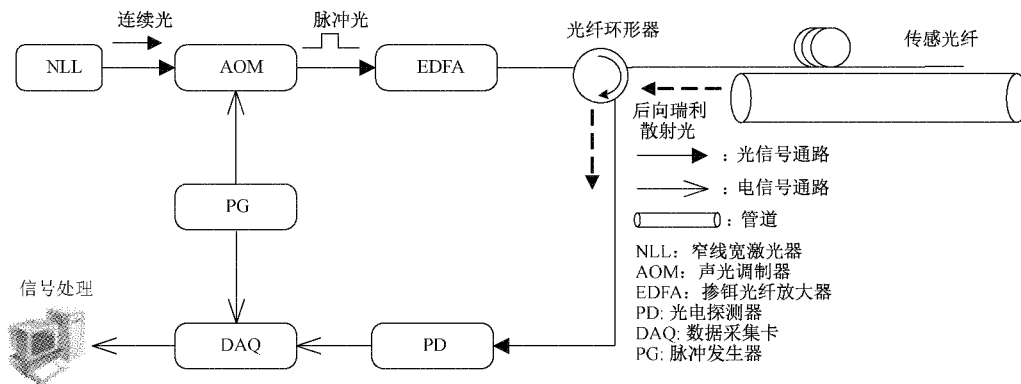


图 1 Φ -OTDR 系统基本结构

传感光纤上任意位置出现扰动都会造成光电探测器输出端信号剧烈变化,进而反映到整个后向瑞利散射曲线上。在空间域上,利用定位算法^[16]对扰动位置不同时间点的后向瑞利散射曲线进行计算得到振动出现的具体位置;进而在时间域上,对该位置进行时域信号采集,利用本文所提方法分析入侵振动类型。

1.2 入侵信号识别总体流程

分布式光纤沙漠埋地油气管道入侵信号识别总体流程如图 2 所示。首先,采集光纤振动传感信号将其送入信号处理模块,得到振动信号的 IMF 分量;然后,运行特征提取模块,将庞大的样本数据转化成能够体现信号特征的特征向量;最后将特征向量输入到分类器中进行训练和测试。

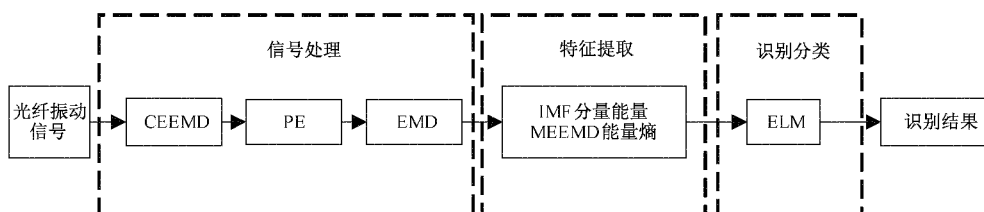


图 2 入侵信号识别总体流程

具体流程描述如下:

1)信号处理:对不同入侵信号样本进行 MEEMD 分解 (MEEMD 分解和相关参数设置见文献[13]),该分解实质上是通过振动信号进行 CEEMD 分解,并利用排列熵 (PE)^[17]对 IMF 分量进行随机性检测;然后根据 PE 剔除随机性较大的分量;最后对剩余信号进行 EMD 分解,并得到所有 IMF 分量信号。

2)特征提取:计算 IMF 分量信号的分量能量,根据 MEEMD 分解结果的 IMF 分量计算其整体的能量熵,然后组成特征向量。

3)ELM 识别与分类:将数个样本的特征向量以及对应该标签送入 ELM 识别模型中进训练。再将一部分样本送入训练完毕的识别模型中进行测试。

1.3 综合特征提取原理

考虑到特征的合理提取对算法后续识别的准确率有着重要的影响,通过分析油气管道预警特点以及分布式光纤油气管道监测现场信号模式识别特点^[18-20],提出利用 IMF 分量能量、MEEMD 能量熵来刻画 PE 不同振动事件的特征。

能量特征是振动信号的重要特征,分布式光纤油气管道入侵振动信号经过本文所提算法分解后得到数个表征信号特征的 IMF 分量,不同 IMF 分量的能量差异体现了信号的特征,因此可以将其作为分布式光纤油气管道入侵振动信号特征。

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} [c_i(t)]^2 dt \quad (1)$$

式中: E_i 为第 i 个 IMF 分量的能量; c_i 为第 i 个 IMF 分量。

能量熵体现了信号能量之间的差异,表征信号能量分布的不确定度,油气管道周围没有入侵时,信号能量稳定,能量熵也相对恒定;出现入侵时,振动会改变信号的能量分布,同时能量熵也会相应改变,因此可以将能量熵作为判断分布式光纤油气管道入侵振动信号的特征。

$$p_i = E_i / \sum_{i=1}^n E_i \quad (2)$$

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \quad (3)$$

其中, p_i 为第 i 个 IMF 分量的归一化能量, H 为振动信号的能量熵。利用上述提取的光纤振动信号特征,组成特征向量 $\mathbf{T} = [E_1, E_2, \dots, E_i, H]$, 送入分类器进行模型训练和识别。

1.4 极限学习机

ELM 作为一种单隐层前馈神经网络学习算法,在执行过程中算法随机生成输入权重和隐含单元的偏差,只需要人为设置隐含层单元的数量,便可获得全局最优解。对于传统的神经网络而言,ELM 模型泛化能力更好、学习速度更快,避免了传统神经网络过拟合和局部最优的问题^[21]。

对于 Φ -OTDR 分布式光纤振动传感系统的入侵识别情况而言,ELM 网络结构如图 3 所示,识别模型对于某入侵动作的识别,需要输入一个 $(i+1)$ 维的特征向量 \mathbf{T} , 输出一个 m 维的判定向量 \mathbf{t} , 此时整个 ELM 网络的输出可以表示为:

$$\sum_{k=1}^L \beta_k g(\mathbf{a}_k \mathbf{T} + b_k) = \mathbf{t}, \mathbf{t} \in \mathbf{R}^m \quad (4)$$

式中: L 为隐含层单元数,本文隐含层单元数设置为 20; $\beta_k = [\beta_{k1}, \beta_{k2}, \dots, \beta_{km}]^T$ 为第 k 个隐含层与输出层间的权值; $g(x)$ 为隐含层单元的激活函数,本文激活函数选为 Sigmoid; $\mathbf{a}_k = [a_{k1}, a_{k2}, \dots, a_{k(i+1)}]^T$ 为第 k 个隐含单元的输入权重; b_k 为第 k 个隐含单元的偏差。

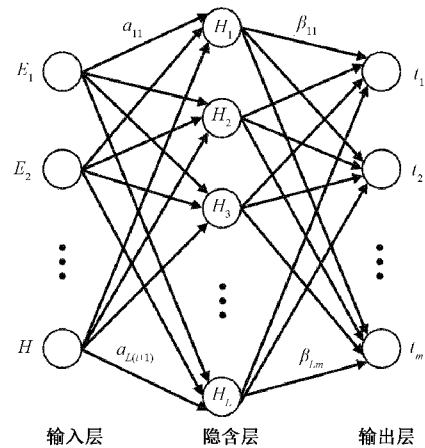


图 3 ELM 网络结构

通过式(4)计算已知入侵类型的判定向量 \mathbf{t} , 将其对应输出设置为 1, 其余设置为 0, 在满足期望输出与实际输出误差最小的前提下,求得最优权值 $\mathbf{W} = (\mathbf{a}_k, b_k, \beta_k)$ 完成识别模型训练。

2 仿真分析

为了验证 MEEMD 算法是否能够有效地抑制模态混叠的影响,首先利用具有典型特点的仿真信号进行验证。仿真信号的表达式为:

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + n(t) \quad (5)$$

$$\begin{cases} x_1(t) = 2\sin(2\pi f_1 t) \\ x_2(t) = \cos(2\pi f_2 t) \\ x_3(t) = (t+1)\sin(2\pi f_3 t) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $n(t)$ 是模拟干扰的三段间歇信号, f_1 为 30 Hz, f_2 为 100 Hz, f_3 为 1 000 Hz, $t = 1/f_i, 1/f_i, 2$ 。分别采用 EMD、CEEMD 和 MEEMD 方法对进行分解,其中 CEEMD 和 MEEMD 方法中添加噪声的幅值 a_i 为 0.2; 添加噪声对数 N_e 为 50, 集成平均次数 N 为 50, MEEMD 的排列熵阈值 θ 为 0.6 (大于 0.6 的分量信号会被剔除)。仿真信号以及各算法分解结果如图 4 所示。

如图 4(a) 所示, 由于存在随机间歇噪声信号的干扰,

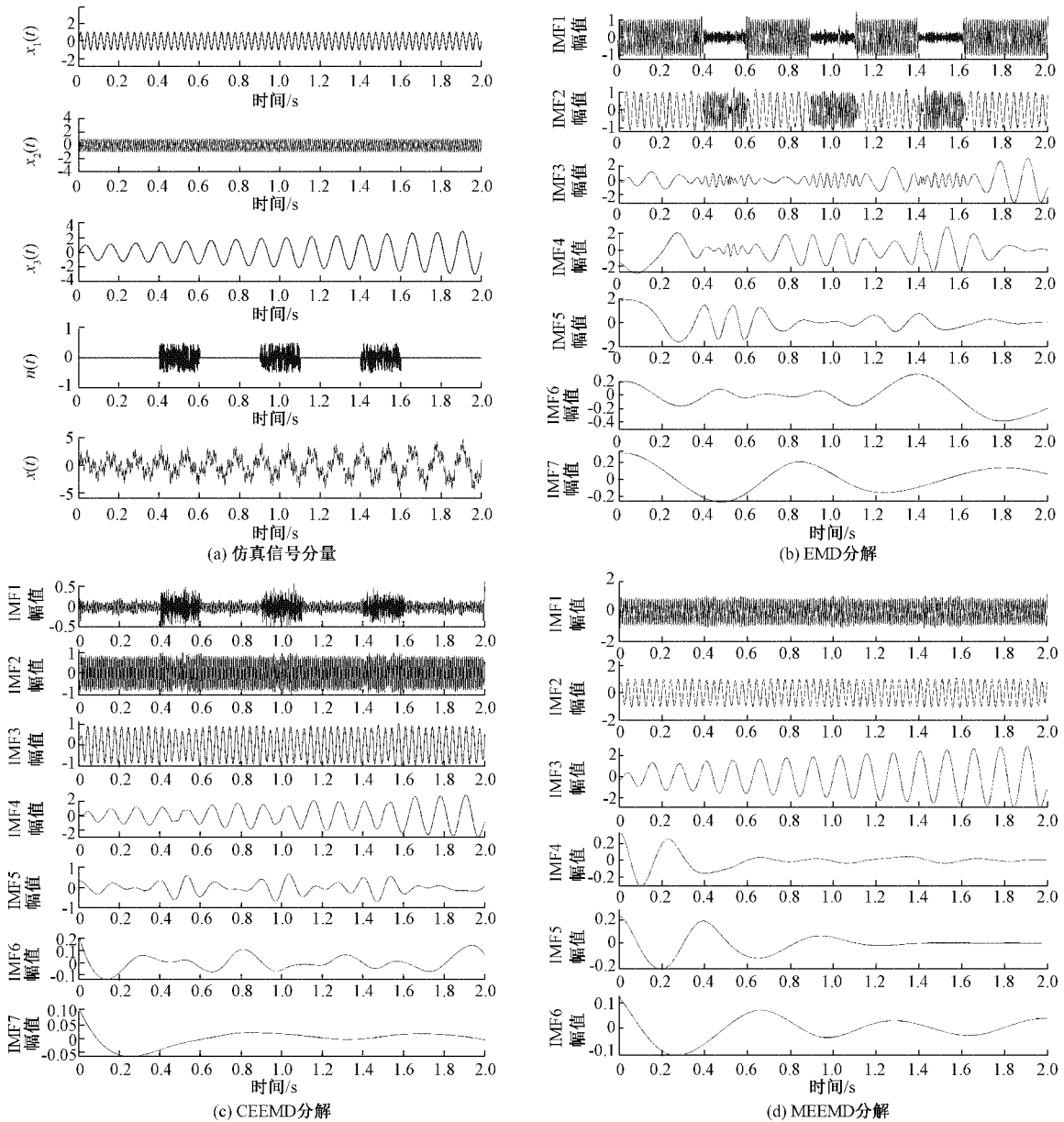


图 4 不同算法分解结果对比

EMD 算法并不能实现信号的分解,信号失真,IMF1、IMF2 和 IMF3 存在不同程度的频率混叠现象,如图 4(b)所示;如图 4(c)所示,采用 CEEMD 分解后,由于噪声的加入导致 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 和 $x_3(t)$ 出现在靠后的 IMF2、IMF3 和 IMF4 分量中,并且在分解结果中出现噪声残留(IMF1)以及较大程度的信号失真。如图 4(d)所示,采用 MEEMD 分解后,IMF1、IMF2 和 IMF3 分别复现了图 4(a)中的 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 和 $x_3(t)$ 并且都出现在靠前的分量中,分解结果中也剔除了噪声信号的干扰。这表明本文所使用的方法既有效抑制了模态混叠的影响又减少了噪声干扰,使得分解结果具有实际的物理意义,能够更准确的表征信号的特点。

3 实验分析

3.1 现场实验搭建

为了验证本文所提特征识别方法的有效性,进行了如图 5 所示的现场实验,预警监测平台如图 5(a)所示,在管道上铺设了用于监测振动信号的传感光纤,如图 5(b)所示。管道长度约 1 km,管道内径 150 mm,壁厚 14 mm,采用和管道一同固定的方式以提高系统的监测的灵敏度。系统采样率为 2 000 Hz。利用搭建好的分布式光纤振动解析软件采用移动差分的方法对管道沿线出现的可能扰动进行报警,将报警位置的时域信号提取出来进行分析识别。

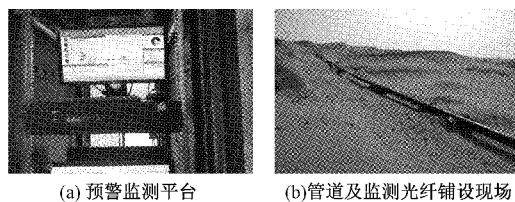


图 5 现场实验

3.2 实验步骤

1) MEEMD 分解

由于实验现场,存在复杂的背景噪声,首先利用小波去噪对采集到的振动信号进行降噪处理。本文以现场实测的管道敲击信号作为实验样本数据进行分析,如图 6 所示为敲击信号小波去噪处理的图像。

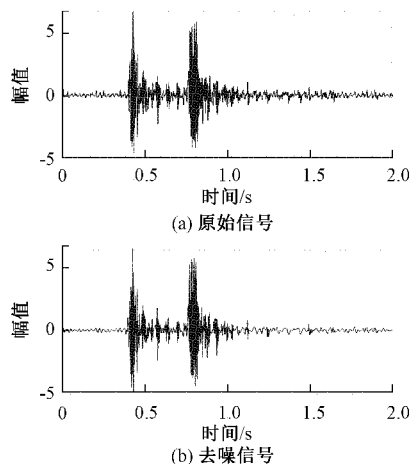


图 6 敲击信号小波去噪处理

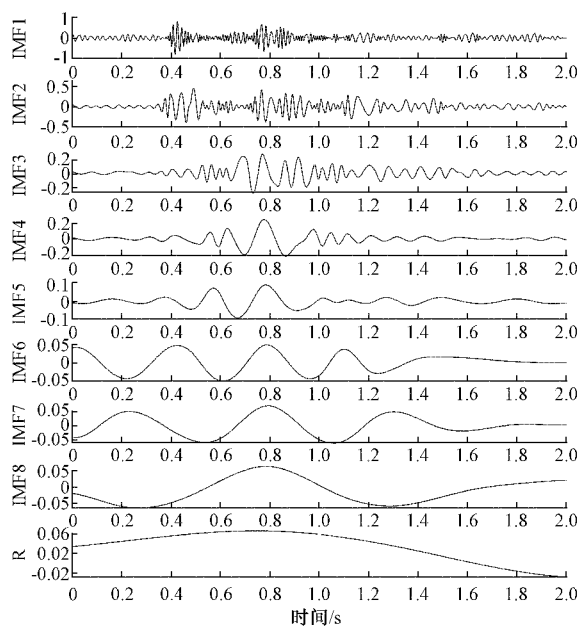
如图 6(b)所示,可知采集信号中的大部分噪声已经被去除,有效振动信号保留完好。

然后对去噪之后的管道敲击信号进行 MEEMD 分解,如图 7(a)所示敲击信号被分解成了 8 个 IMF 分量和 1 个余项 R,如图 7(b)所示各个 IMF 分量的频率段各不相同,频率中心都能正确的分解到对应的 IMF 分量中,有效抑制了模态混叠。

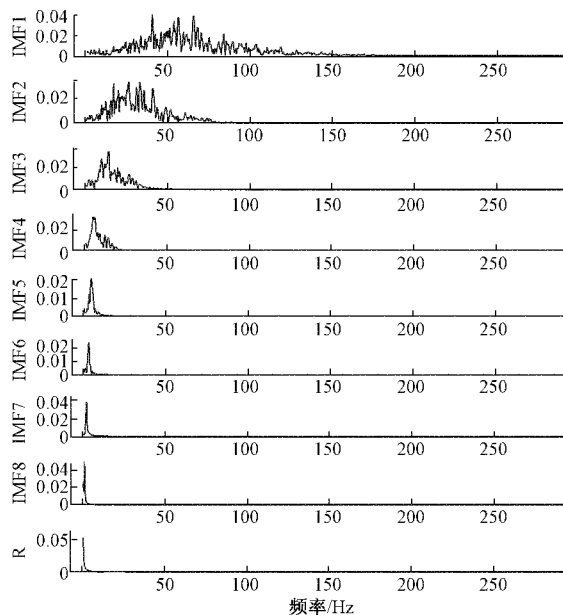
2) 特征提取与分析

为了验证本文所提特征提取方法的有效性,采集了实验现场管道在无扰动情况下以及敲击管道、人工挖掘、机械施工和沙暴天气 4 类入侵事件下的 500 组样本数据,每类事件为 100 组。根据式(1)、(2)和(3)计算 IMF 分量能量、MEEMD 能量熵。选取一组管道在不同事件下的归一化能量分布以及能量熵分布实验结果,如表 1、2 所示。

如表 1 所示,5 类事件的能量各不相同,彼此呈现明显的差异。而且能量分布主要集中在前几个 IMF 分量中,本文主要考虑前 8 个 IMF 分量的特征。其中无扰动情况下能量主要集中在 IMF1,归一化后的能量峰值为 0.8709;敲击管道的能量主要集中在 IMF1 到 IMF4,归一化后的能量峰值分别为 0.4286、0.2648、0.1292、0.0911;人工挖掘



(a) MEEMD 分解



(b) MEEMD 分解结果频谱

图 7 管道敲击信号分解结果

表 1 无扰动和 4 类入侵事件的 IMF 能量特征

工况	无扰动	敲击管道	人工挖掘	机械施工	沙暴天气
IMF1	0.870 9	0.428 6	0.671 2	0.330 8	0.419 8
IMF2	0.120 5	0.264 8	0.203 4	0.252 5	0.382 9
IMF3	0.006 9	0.129 2	0.054 4	0.139 5	0.148 6
IMF4	0.001 6	0.091 1	0.024 1	0.110 0	0.030 3
IMF5	0.000 1	0.016 1	0.015 9	0.102 9	0.010 7
IMF6	0	0.013 5	0.011 6	0.033 0	0.001 3
IMF7	0	0.024 9	0.019 3	0.027 6	0.001 9
IMF8	0	0.031 8	0	0.003 7	0.004 4

的能量主要集中在 IMF1、IMF2, 归一化后的能量峰值分别为 0.664 8、0.201 5; 机械施工能量的主要集中在 IMF1 到 IMF5, 归一化后的能量峰值分别为 0.330 8、0.252 5、0.139 5、0.110 0、0.102 9; 沙暴天气的能量主要集中在 IMF1 到 IMF3, 归一化后的能量峰值分别为 0.418 9、0.382 9、0.148 6。这表明, 实验结果中 IMF 分量能量分布的差异能够反映管道的不同工况, 结果同样也验证了 IMF 分量能量特征能够表征和区分不同入侵事件。

表 2 无扰动和 4 类入侵事件的 MEEMD 能量熵特征

工况	无扰动	敲击管道	人工挖掘	机械施工	沙暴天气
能量熵	0.421 3	1.523 8	1.033 6	1.697 3	1.214 5

如表 2 所示, 管道在 5 类事件下的能量熵各不相同, 能量熵值差异明显, 可以很好地表征管道的不同工况。当管道周围出现扰动情况时, 振动信号的能量熵明显高于无扰动(0.412 3)情况; 机械施工能量熵(1.673 9)略高于敲击管道(1.523 8), 明显高于沙暴天气(1.214 5)和人工挖掘能量熵(1.033 6); 敲击管道(1.523 8)能量熵明显高于沙暴天气和人工挖掘能量熵; 沙暴天气略高于人工挖掘能量熵。实验结果表明, 利用 MEEMD 能量熵分布的差异能够反映管道的不同工况。

为了明晰不同事件下特征量是否能够体现出差异, 给出 500 组样本数据的 MEEMD 能量熵分布, 如图 8 所示。

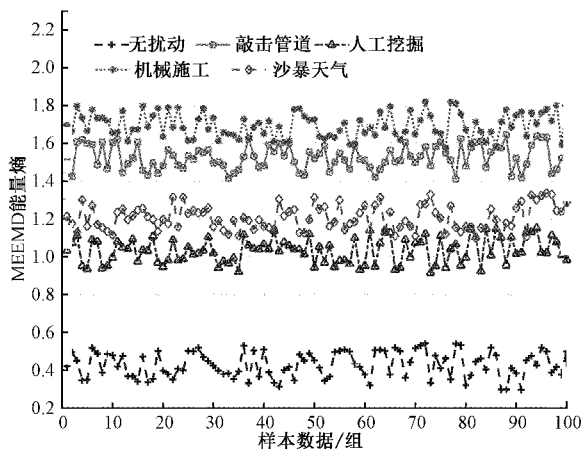


图 8 500 组样本数据的 MEEMD 能量熵分布

分析图 8 可知, 不同事件下 MEEMD 能量熵曲线并不出现明显的重叠以及交叉现象, 这进一步验证了, 本文所利用的特征量, 可以作为区分管道在不同入侵事件下的特征量。

3.3 实验结果分析

为了验证本文所提特征识别方法的有效性, 利用管道

在敲击管道、人工挖掘、机械施工和沙暴天气这 4 类入侵事件下的 400 组样本数据, 每类事件 100 组数据。将其中 75% 样本数据作为训练样本, 用于构建 ELM 管道入侵振动识别模型; 25% 作为测试样本, 用于验证所构建的识别模型的有效性, 具体分配情况如表 3 所示。将利用 EMD、CEEMD 分解的识别效果同本文所提方法进行对比; 同时为了验证 ELM 构建的识别模型的有效性, 将其与支持向量机(SVM)和 BP 神经网络的识别情况进行对比。

表 3 样本数据分配

工况	训练样本/组	测试样本/组	分类标签
敲击管道	75	25	1
人工挖掘	75	25	2
机械施工	75	25	3
沙暴天气	75	25	4

实验结果如表 4 所示, 可以发现本文所提的 MEEMD-ELM 识别方法对沙漠环境下埋地油气管道的 4 类入侵事件能够进行较准确地识别, 总识别准确率可达 94%, 识别预测时间仅有 0.041 2 s; 与 SVM 和 BP 神经网络相比, ELM 具有更高的识别准确率, SVM 次之, BP 神经网络最低, 结果证明了 ELM 构建的识别模型的有效性; 与 EMD 和 CEEMD 方法相比, MEEMD 识别方法识别准确率明显更高, 结果体现了 MEEMD 方法对特征识别的优势, 它使得特征量能够更准确的表征信号的特点。

表 4 识别结果

方法	准确率/%	测试时间/s
MEEMD+ELM	94	0.041 2
MEEMD+SVM	93	1.527 4
MEEMD+BP	89	2.653 2
EMD+ELM	67	0.046 3
CEEMD+ELM	76	0.045 4

为了清楚识别模型对各入侵事件的识别情况, 如图 9 所示给出 4 类入侵事件下 100 个测试样本的识别结果, 1~25 组表示敲击管道事件, 3 种识别模型准确率都为 100%; 26~50 组表示人工挖掘事件, ELM 和 SVM 识别模型出现 2 组错误, BP 识别模型出现 5 组错误; 51~75 组表示机械施工事件, ELM 识别模型出现 3 组错误, BP 识别模型出现 6 组错误, SVM 识别模型出现 4 组错误; 76~100 组表示沙暴天气事件, 仅 ELM 和 SVM 识别模型出现 1 组错误; 综上所述, 实验结果证明了本文所提特征识别方法的有效性。

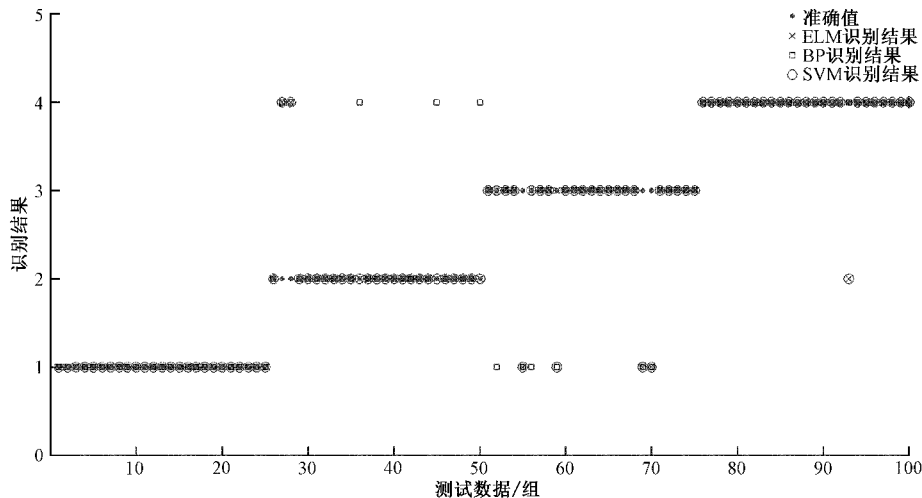


图 9 MEEMD-ELM 与 BP、SVM 识别结果对比

4 结 论

针对沙漠埋地油气管道沿线入侵振动信号的有效特征提取和准确分类识别问题,本文提出一种基于 MEEMD 分解的沙漠埋地油气管道入侵振动信号特征识别方法,该方法首先进行 MEEMD 分解,得到振动信号的 IMF 分量,分解方法有效抑制了 EMD 和 CEEMD 分解结果中模态混叠的影响又减少了噪声干扰,使得分解结果具有实际的物理意义;然后提取 IMF 分量的能量以及 MEEMD 能量熵,组成能够较好地表征不同入侵信号特点的特征向量;最后利用极限学习机 ELM 构建分类识别模型。与 MEEMD+SVM、MEEMD+BP 方法相比,ELM 分类识别模型具有更快的识别速度以及更高的识别准确率;与 EMD+ELM 和 CEEMD+ELM 方法相比,本文提出的方法总识别准确率更高,识别速度更快,为分布式光纤沙漠埋地油气管道监测提供了一种有效的参考。

参考文献

- [1] 马皓钰,王夏霄,马福,等. Φ -OTDR 型分布式光纤声波传感器研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(13):130005.
- [2] 蔡海文,叶青,王照勇,等. 基于相干瑞利散射的分布式光纤声波传感技术[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(5):050001.
- [3] 马福,王夏霄,魏旭豪,等. 基于 Φ -OTDR 的分布式光纤扰动传感系统研究现状[J]. 半导体光电, 2018, 39(1):1-5.
- [4] 王辰,刘庆文,陈典,等. 基于分布式光纤声波传感的管道泄漏监测[J]. 光学学报, 2019, 39(10):1006005.
- [5] PENG F, WU H, JIA X H, et al. Ultra-long high-sensitivity Φ -OTDR for high spatial resolution intrusion detection of pipelines[J]. Optics Express, 2014, 22(11):13804-13810.
- [6] ZHONG Z C, LIU K Y, HAN X, et al. Review of fiber-optic distributed acoustic sensing technology[J]. Instrumentation, 2019, 6(4):47-58.
- [7] QU H Q, FENG T L, ZHANG Y, et al. Ensemble learning with stochastic configuration network for noisy optical fiber vibration signal recognition [J]. Sensors, 2019, 19(15): 3293-3293.
- [8] 郑来芳,张俊生,梁海坚,等. 基于时频混合特征提取算法的光纤传感信号识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9):153-159.
- [9] 赵利强,王建林,于涛. 基于改进 EMD 的输油管道泄漏信号特征提取方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(12): 2696-2702.
- [10] 梁坤,熊卫华. 经验模态分解结合频谱质心的方法在油管入侵信号诊断中的应用[J]. 光电子·激光, 2017, 28(8): 865-870.
- [11] 蒋立辉,刘杰生,熊兴隆,等. 光纤周界入侵信号特征提取与识别方法的研究[J]. 激光与红外, 2017, 47(7): 906-913.
- [12] 周莹,苟武侯,苟武侯. 基于 BP 信号识别的光纤油气管道监测系统[J]. 激光与红外, 2021, 51(2):217-221.
- [13] 郑近德,程军圣,杨宇. 改进的 EEMD 算法及其应用研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(21):21-26, 46.
- [14] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3):489-501.
- [15] 张旭苹,张益昕,王峰,等. 相位敏感型光时域反射传感系统光学背景噪声的产生机理及其抑制方法[J]. 物理学报, 2017, 66(7):87-100.
- [16] 董百合,江飞,邢冀川. Φ -OTDR 光纤预警系统的周界安防入侵定位[J]. 光学技术, 2017, 43(5):473-477.
- [17] 耿读艳,王晨旭,赵杰,等. 基于 CEEMDAN-PE 的心冲击信号降噪方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019,

- 40(6):155-161.
- [18] 狄彦,帅健,王晓霖,等. 油气管道事故原因分析及分类方法研究[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(7): 109-115.
- [19] 付群健,于森,常天英,等. 相位敏感光时域反射系统模式识别方法综述[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(7): 276-289.
- [20] 蒋立辉,盖井艳,王维波,等. 基于总体平均经验模态分解的光纤周界预警系统模式识别方法[J]. 光学学报, 2015, 35(10):1006002.
- [21] TANG J, DENG C, HUANG G B. Extreme learning machine for multilayer perceptron [J]. IEEE

Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2017, 27(4): 809-821.

作者简介

胡泽,工学博士,教授,主要研究方向为计算机控制、测控技术、电子信息、信号处理和故障诊断与模式识别技术等。

E-mail:huzc@swpu.edu.cn

崔源,工学硕士,主要研究方向为光纤智能检测、信号处理、故障诊断与模式识别技术等。

E-mail:863066533@qq.com

葛亮,工学博士,教授,主要研究方向为电磁流量检测、仪器仪表技术和故障诊断等。

E-mail:cground@163.com