

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107512

基于VMD去噪及多尺度模糊熵的管道小泄漏研究*

张勇^{1,2} 刘浩¹ 路敬祯² 杨文武¹ 韦焱文¹ 周兴达¹

(1.东北石油大学物理与电子工程学院大庆163318; 2.东北石油大学人工智能能源研究院大庆163318)

摘要:针对天然气管道微小泄漏信号的特征在单一尺度上难以全面提取的问题,提出一种基于变分模态分解(VMD)与多尺度模糊熵(MFE)结合的管道小泄漏信号识别方法。首先使用VMD算法对管道负压波信号进行降噪处理,通过欧氏距离(ED)法评估确定VMD分解的有效模式并对其进行重构,以重构信号信噪比最高原则确定VMD分解的模式个数;将多尺度模糊熵作为故障特征值向量,最后用支持向量机对特征值向量进行分类识别。实验结果表明:该方法对管道信号状态整体识别率达99.33%,证明了该方法总体识别效果较好,可实现对管道小泄漏信号的准确识别。

关键词:变分模态分解;欧氏距离;多尺度模糊熵;支持向量机;小泄漏信号识别

中图分类号:TE832 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:**440.55

Research on small pipeline leakage based on VMD denoising and multi-scale fuzzy entropy

Zhang Yong^{1,2} Liu Jic¹ Lu Jingyi² Yang Wenwu¹ Wei Yanwen¹ Zhou Xingda¹

(1. School of Physics and Electronic Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China;

2. Artificial Intelligence Energy Research Institute, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to fully extract the characteristics of small leakage signals of natural gas pipelines on a single scale, a method for identifying small leakage signals of pipelines based on the combination of variational modal decomposition (VMD) and multi-scale fuzzy entropy (MFE) is proposed. First, the VMD algorithm is used to denoise the pipeline negative pressure wave signal, and the effective mode of the VMD decomposition is determined and reconstructed by the Euclidean distance (ED) method to determine the VMD decomposition based on the principle of the highest signal-to-noise ratio of the reconstructed signal. The number of modes; the multi-scale fuzzy entropy is used as the fault eigenvalue vector, and finally the support vector machine is used to classify and recognize the eigenvalue vector. The experimental results show that the overall recognition rate of the pipeline signal state by this method is 99.33%, which proves that the overall recognition effect of the method is good, and it can realize the accurate identification of small pipeline leakage signals.

Keywords: variational modal decomposition; euclidean distance; multi-scale fuzzy entropy; support vector machine; small leakage signal recognition

0 引言

随着对天然气能源需求的不断增加,天然气管道运输业得到了迅速发展。然而随着运行时间的增长,受到管网老化等自然因素以及人为破坏等非自然因素的影响,造成了大量的管道泄漏事故,这给环境带来了严重的破坏,甚至威胁人们的生命财产安全^[1-2]。我国大部分城市地下天然气管道早期泄漏量小,往往难以发现和修复,因此,为了尽

可能减小管道泄漏造成的影响,对管道小泄漏的检测研究是十分必要的^[3]。

目前,学者们在管道泄漏检测方面已取得较多研究成果,已有的管道泄漏方法有流量平衡法^[4]、负压波法^[5]、声波法^[6-7]等。通过对不同的方法进行性能分析,发现负压波检测法具有准确度高、响应速度快、易使用维护、成本低等优点,广泛应用于管道泄漏检测。文献[8]用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法去除管道压力

收稿日期:2021-08-06

* 基金项目:国家自然科学基金(61873058)、教育部重点实验室开放基金(MECOF2019B02)项目资助

信号中的小噪声,研究表明该方法能够提高泄漏识别性能,降低误报率。文献[9]提出用局部均值分解方法选出有效分量,将包络谱熵作为输入放入分类器可以较好地识别不同孔径的泄漏。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 是 2014 年 Dragomiretskiy 等^[10]提出的一种自适应准正交的非线性处理算法。可以避免 EMD 中存在的模态混叠问题,具有良好的鲁棒性,但若 VMD 参数 K 值选取不当,会直接影响到分解效果,已提出的对分解模态数 K 值的选取方法有相关系数法、中心频率法、参数优化法等^[11]。本文选用 VMD 算法对管道信号进行去噪预处理,针对 VMD 参数 K 值的选取问题,通过评估 VMD 分解各模态分量信号与原始信号之间的欧氏距离来确定参数 K 值,从而筛选出有效分量实现信号去噪。

近年来,许多非线性动力学方法如多尺度熵^[12]、排列熵^[13]和模糊熵^[14]用于故障信号的特征提取。郑近德等^[15]提出多尺度模糊熵 (multiscale fuzzy entropy, MFE) 的方法,通过对滚动轴承振动信号进行特征提取,有效解决了单一尺度模糊熵存在熵值突变的缺陷问题。

本文利用 VMD 与 MFE 各自优点,提出一种基于 VMD 去噪与多尺度模糊熵的管道小泄漏信号识别方法。对管道信号进行 VMD 分解,通过欧氏距离筛选有效模态并进行重构,实现管道信号的去噪,将重构信号的多尺度模糊熵作为故障特征值向量,输入到 SVM 分类器中进行模式识别。通

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle$$

利用交替方向乘子算法解决上述问题,通过迭代优化 u_k 、 ω_k 及 λ_{n+1} 搜寻式(2)的鞍点,求解出变分模型的最优解^[17],不断更新各 IMF 的中心频率和信号带宽,直到满足终止条件^[18]。

1.2 模态个数 K 确定方法

利用 VMD 对信号进行分解时,需要预设分解模态个数 K 值。若 K 值过大会分解出无用分量,发生模态混叠,若 K 值过小会分解不足,将信号的有用信息部分丢失。因此,对 K 的合理取值可以提高 VMD 的分解效果。

管道泄漏信号数据为连续随机变量,概率密度函数^[19] (probability density function, PDF) 用于描述数据的随机性,能够包含信号分解模态的完整特征信息。欧氏距离^[20] (euclidean distance, ED) 是数学中一种常用的定义距离方法,指在 M 维空间中两个点之间的真实距离。在本文中,将信号的概率密度函数看作 M 维空间中的某个点,则 A 点与 B 点之间的欧氏距离可表示为

$$ED = \sqrt{\sum_{n=1}^M (a_n - b_n)^2} \quad (3)$$

其中, A 点坐标为 (a_1, a_2, \dots, a_n) , B 点坐标为 (b_1, b_2, \dots, b_n) 。

欧氏距离能够反映两个信号的相似程度, ED 越大,说

过实验证明,利用欧氏距离算法筛选 VMD 分解的有效分量,能够有效的将微小泄漏信号中的低频分量和高频分量区分开来,多尺度模糊熵作为特征向量在管道小泄漏检测中具有可行性,能够准确识别出不同工况下的管道信号。

1 参数优化的变分模态分解

1.1 VMD 原理

VMD 算法是一种自适应、非递归的模态分解方法,适用于非线性非平稳信号处理。该算法将信号 f 分解成 K 个从低频到高频的固有模态分量 (intrinsic mode function, IMF), 能够满足各模态分量之和原始输入信号相等且每个模态的估计信号带宽之和最小^[16]。约束变分问题表达式如式(1)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s. t. \sum_k u_k = f \end{array} \right. \quad (1)$$

式中: u_k 表示分解得到的 K 个 IMF 分量; ω_k 表示各分量对应的中心频率。

为了求解式(1),引入拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$ 和二次惩罚因子 α , 将约束性变分问题变为非约束性变分问题如式(2):

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (2)$$

明样本之间差异越大,反之,则说明样本之间相似程度越高。用欧氏距离方法可以找到与原信号最相似的几个模态分量,从而对各模态分量进行重构,最终实现信号滤波处理。

本文首先初始化 K 值为 3, 计算 $K=3$ 时各 IMF 与原始信号的 PDF, 利用式(3)求解 PDF 之间的 ED, 找到 ED 增量最大的两个模态分量为分界, 选取 ED 较小的几个分量作为有效模态分类并进行重构, 然后求解原始信号与重构后信号之间的信噪比。然后 K 值加 1 重复上述步骤, 选择重构信号信噪比最高时 VMD 分解的 K 值作为最优 K 值。

2 多尺度模糊熵基本理论

2.1 模糊熵

模糊熵是衡量时间序列在维数变化时产生新模式的概率的大小, 序列越复杂, 产生新模式的概率越大, 模糊熵值越大^[21]。它用指数函数确定模糊函数, 具有独立于数据长度且对参数变化敏感程度小的优点。算法描述步骤如下:

1) 给定时间序列 $M = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$, 构造 m 维向量 X_m^n , 如式(4):

$$\mathbf{X}_i^m = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\} - u_0(i) \quad (4)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N-m+1$, $u_0(i)$ 表示 m 个连续 u_i 的均值, 如式(5)所示。

$$u_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} x(i+j) \quad (5)$$

2) 计算向量 \mathbf{X}_i^m 与 \mathbf{X}_j^m 之间的最大距离 d_{ij}^m , 即两向量对应元素差值的绝对值的最大值:

$$d_{ij}^m = d[\mathbf{X}_i^m, \mathbf{X}_j^m] = \max_{k \in \{0, m-1\}} \{|[u(i+k) - u_0(i)] - [u(j+k) - u_0(j)]|\} \quad i, j = 1, 2, \dots, N-m, i \neq j \quad (6)$$

3) 根据模糊函数和距离, 定义向量 \mathbf{X}_i^m 和 \mathbf{X}_j^m 的相似度:

$$D_{ij}^m = u(d_{ij}^m, n, r) = e^{-\frac{d_{ij}^m}{r}} \quad (7)$$

式中: 模糊函数 $u(d_{ij}^m, n, r)$ 是指数函数; n 表示边界梯度; r 表示相似容限。

4) 定义平均相似度函数:

$$\varphi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (8)$$

5) 重复上述 4 个步骤, 设定维数为 $m+1$, 构造向量 $\boldsymbol{\varphi}^m(n, r)$ 。

6) 最终得到模糊熵计算公式(9):

$$FuzzyEn(m, n, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r)] \quad (9)$$

当 N 是有限长度时, 可将式(9)估计为:

$$FuzzyEn(m, n, r) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m-1}(n, r) \quad (10)$$

2.2 多尺度模糊熵

多尺度模糊熵在模糊熵的基础上添加了尺度因子, 它可以有效地克服单一尺度模糊熵值用于衡量时间序列可能发生突变的缺陷。多尺度模糊熵的算法描述是:

1) 对原始序列 $\mathbf{X}_i = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 构建新的粗粒向量 $\mathbf{y}_j(\tau)$, 其中, N 表示序列长度。

$$\mathbf{y}_j(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \quad (11)$$

式中: $\tau = 1, 2, \dots, n$ 表示尺度因子。当 $\tau = 1$ 时, $\mathbf{y}_j(\tau)$ 就是原序列。对于给定的 τ , 原始序列被分割成长度为 N/τ 的粗粒向量。

2) 对得到的每一个粗粒序列求取模糊熵, 并把它表示成尺度因子的函数。

3 方案设计

本文主要利用预处理、特征提取及工况识别 3 个关键技术实现对管道小泄露信号的检测。由于管道信号存在大量噪声以及小泄露信号幅度变化小, 导致信号有用特征不易提取, 影响管道信号的检测效果。基于此, 本文提出基于 VMD 去噪与多尺度模糊熵的管道小泄露信号识别方法。

利用欧氏距离算法找到合适的 VMD 分解参数 K 值, 使得信号低频分量和高频分量有效区分, 然后对低频分量进行重构从而实现小泄露信号的去噪。为了实现对小泄露信号的准确检测, 选用多尺度模糊熵作为重构信号的特征向量, 提取重构信号多尺度特征, 解决单一尺度特征向量包含信息不全面的问题, 并与多尺度排列熵(multiscale permutation entropy, MPE)特征向量进行对比, 验证了本文提出算法的优越性。最后将特征向量输入到 SVM 分类器中, 实现对管道泄露信号的故障识别。管道泄漏检测的流程图如图 1 所示。

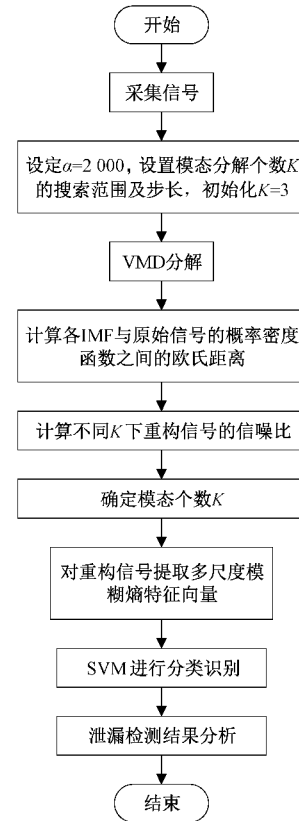


图 1 管道泄漏检测流程

4 管道泄漏检测

4.1 仿真分析

为验证本文改进 VMD 算法的有效性和优越性, 选则 Bumps 信号作为原始信号并加入白噪声, 使其信噪比标准方差为 6, 染噪信号如图 2 所示。

利用 VMD 分解含噪仿真信号, 根据经验设定参数 α 值为 2000, 确定模态分解个数 $K=8$ 。分解后计算原始仿真信号的 PDF 以及各分量的 PDF, 计算分量与原始信号 PDF 的欧氏距离如图 3 所示。根据上文筛选原则选模态 1、2、3、4 作为有效分量, 将有效分量进行重构, 得到结果如图 4 所示。

为验证本文提出的信号去噪算法的优越性, 分别利用

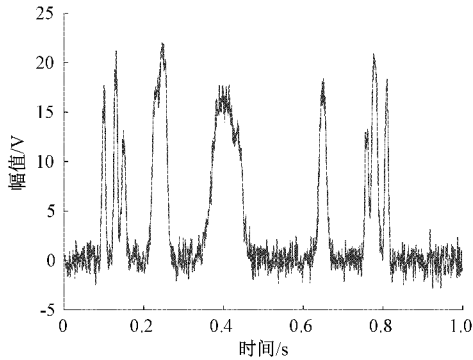


图 2 染噪信号

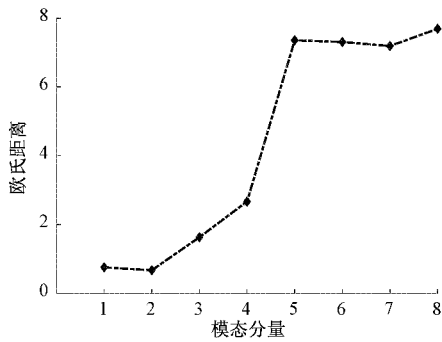


图 3 仿真信号欧氏距离

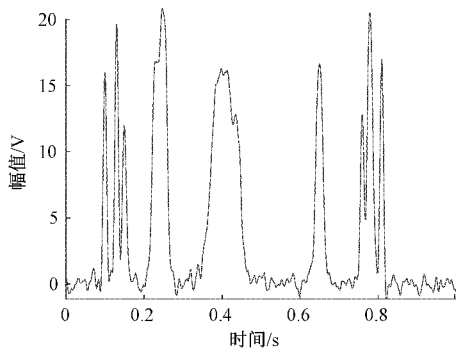


图 4 重构信号

小波软、硬阈值去噪算法、EMD 与欧氏距离结合算法处理 Bumps 信号,分析去噪效果。由表 1 可知,本文改进 VMD 算法对仿真信号进行去噪处理得到的信噪比均高于其他算法,得到的均方根误差均低于其他算法,可知本文所提出算法去噪效果较为理想。

表 1 仿真信号去噪后的信噪比与均方根误差

Bumps	软阈值函数	硬阈值函数	EMD-ED	改进算法
SNR	17.260 1	16.213 7	21.132 7	23.141 1
RMSE	0.961 3	1.084 4	0.615 5	0.488 4

4.2 实验平台

为了验证本文所提方法对管道泄漏检测的有效性,采用东北石油大学人工智能能源研究院油气管道泄漏检测

实验平台进行试验。实验平台示意图如图 5 所示,管道型号为 DN80 不锈钢材质,管道总长度 185.9 m。信号采集装置有 Art 数据采集卡,入口出口分别设有压力传感器、气体流量计、液体流量计及温度传感器,通过 Art 数据采集卡将来自各个传感器的数据输入到计算机中,从而采集正常情况、大泄漏和小泄漏(流量小于 $4 \text{ m}^3/\text{h}$) 3 种状态的负压波信号,然后利用 MATLAB 软件对采集到的信号进行滤波处理和模式识别,判断是否发生泄漏。

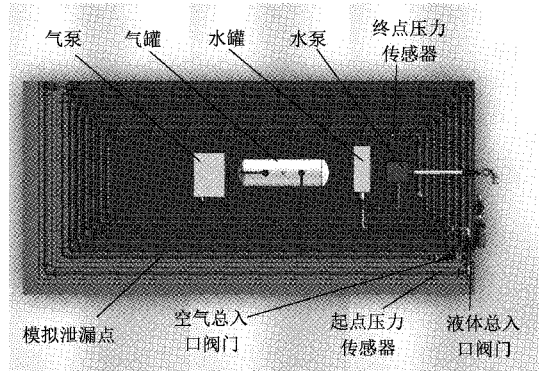
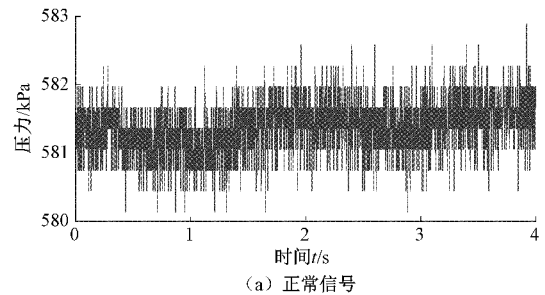


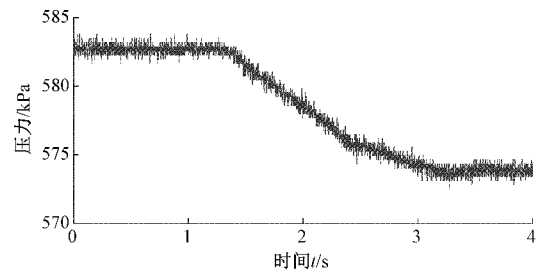
图 5 实验平台示意图

4.3 信号预处理

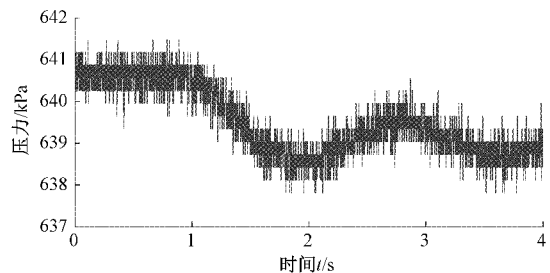
采集的 3 种工况的负压波信号时域波形图如图 6 所



(a) 正常信号



(b) 大泄漏信号



(c) 小泄漏信号

图 6 3 种工况信号的时域波形图

示,从图中可以看出,3种工况信号均含有大量的噪声,这对特征信息的提取造成了很大干扰,本文采用VMD-ED算法对采集到的管道信号进行分解重构,实现信号的预处理。

以管道小泄漏信号为例,根据经验设定参数 α 值为2 000,设初始参数 $K=3$,计算不同预设尺度 K 下用欧氏

距离方法重构信号的信噪比,如表2所示,可以看出当 K 取值8时重构信号的信噪比最优,因此设定 K 值为8。当 $K=8$ 时,各IMF与原始信号的PDF之间的ED如图7所示,由图可知,第2个分量和第3个分量的欧氏距离增量最大,因此选择IMF1、IMF2为有效模态。

表2 不同 K 下原始信号与重构信号的信噪比

参数	$K=3$	$K=4$	$K=5$	$K=6$	$K=7$	$K=8$	$K=9$
信噪比	66.858 4	66.845 8	66.540 5	66.539 0	66.534 3	67.710 7	67.706 3

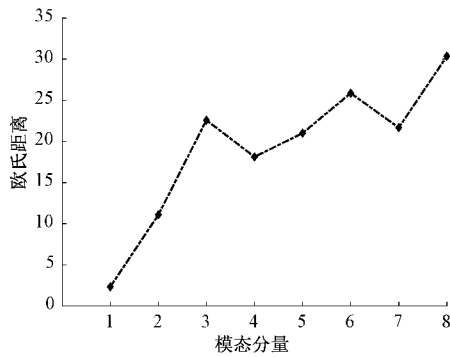


图7 各模态分量的PDF的欧氏距离

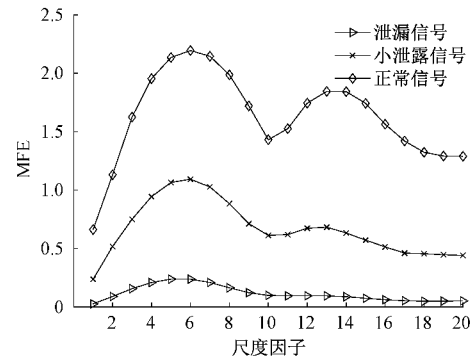


图8 3种状态下重构信号的多尺度模糊熵

4.4 特征提取

首先,对多尺度模糊特征预先合理设定参数,以免影响特征提取的准确性。嵌入维数 m 越大,包含的特征信息越多,需要的数据长度就越长,因此综合考虑本文选取嵌入维数 $m=2$;本文选取相似容限 $r=0.15SD$ (SD 是原始数据的标准差);模糊函数的梯度 n 可以表示模糊熵向量间相似度权重,本文选取 $n=2$;本文数据长度 N 为4 096;为了保证 N/τ 具有一定的长度以免其熵值受 N 的影响,尺度因子 τ 最大值通常大于10,本文选取 $\tau=20$ 。

分别对3种工况状态重构信号计算多尺度模糊熵值,每种状态选取20个样本,分别计算他们的平均值,得到MFE随尺度因子变化的曲线如图8所示。从图中可以看出,同一尺度下正常状态和不同故障状态的模糊熵值差异较大,熵值曲线区别明显。两种故障状态的重构信号的多尺度模糊熵随尺度因子的增加先增后减,正常状态的重构信号的多尺度模糊熵随尺度因子的增加出现两个增加趋势后减小,说明单一尺度的模糊熵无法体现出信号的完整特征,而多尺度模糊熵使信号在不同尺度上包含了重要的特征信息,因此,可以作为特征向量,用于故障识别。

同样计算20个样本多尺度排列熵值的平均值,得到的曲线如图9所示。多尺度排列熵是在排列熵的基础上添加尺度因子,能够计算时间序列多个尺度上的排列熵。对MPE参数的选取参考文献^[21],设定嵌入维数 $m=2$,时延 $\lambda=1$,尺度因子 $\tau=20$ 。对比图5和6可以看出,3种状态的多尺度排列熵曲线之间差距较小,前9个尺度曲线发生重合,故障识别度较低。

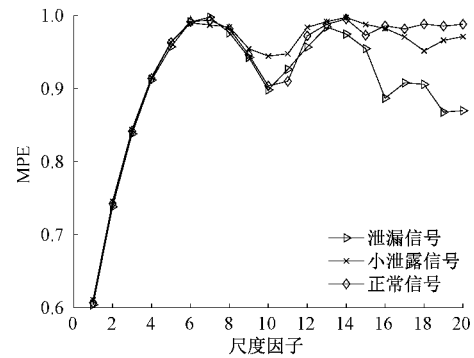


图9 3种状态下重构信号的多尺度排列熵

4.5 工况识别

为了验证VMD-MFE对管道泄漏信号的识别效果,采用libsvm工具箱进行工况识别分类。对上述3种工况状态每种状态选取150组样本,其中100组作为训练样本,50组作为测试样本,正常信号、泄漏信号、小泄漏信号类别标签分别设置为0、1、2,将多尺度模糊熵特征向量输入支持向量机中,SVM的核函数选用径向基函数RBF,用网格搜索法对SVM惩罚因子参数 c 和核参数 g 进行调优。对管道3种状态测试集的分类识别结果如图10所示。

为了对MFE和MPE两种特征向量提取方法进行更直观的比较,选取多尺度排列熵尺度因子10~20作为特征向量输入到SVM中,用同样的方式进行测试,3种状态的分类准确率如表3所示。从表3可知,基于参数优化VMD及多尺度模糊熵特征提取方法对管道泄露识别效果

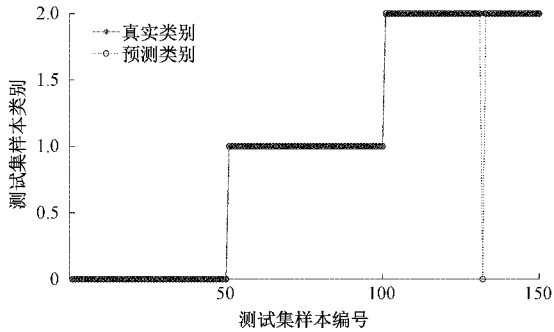


图 10 3 种状态的 MFE 分类识别结果

较好,3 种状态的总体识别率为 99.33%,其中,正常信号和大泄露信号的识别准确率均达到了 100%,小泄露信号仅有一个被错分成正常信号,识别较为准确。MPE 作为特征向量的分类识别总体准确率为 96%,识别错分数为 6 个。通过实验表明,参数优化的 VMD 能够得到最优分量,基于多尺度模糊熵构造的特征向量能够包含重要的故障信息,本文方法对管道小泄露信号识别具有可行性。

表 3 VMD-MPE 与本文方法的故障识别率对比

管道状态	VMD-MFE		VMD-MPE	
	错分数	识别率/%	错分数	识别率/%
正常	0	100.00	3	94.00
大泄露	0	100.00	0	100.00
小泄露	1	98.00	3	94.00
总体统计	1	99.33	2	96.00

5 结 论

由于管道小泄露信号幅度变化小,在对长输管道进行小泄露检测时,对信号的预处理和有用特征的选取直接影响检测的准确性。本文提出基于 VMD-ED 的去噪方法和 MFE 的特征提取方法,利用 SVM 对管道信号进行识别。

针对 VMD 算法分解时参数选取不当导致分解效果不好的问题,通过计算各模态分量与原信号 PDF 之间的 ED 来对信号进行重构,以重构信号信噪比最大值为原则确定 VMD 分解模态个数。通过仿真实验将本文提出方法与小波软、硬阈值去噪算法、EMD-ED 算法进行对比,结果表明 VMD-ED 能够得到最优的模态分量,信噪比最高,去噪效果显著。针对信号在单一尺度上特征信息不完整的问题,提出了多尺度模糊熵的特征提取算法,将 MFE 特征向量输入到支持向量机的天然气管道故障状态识别模型,实验表明,相比于多尺度排列熵,MFE 特征向量对不同故障类型的区分效果更加明显,对故障类型的总体识别准确率达到 99.33%。可以看出,本文方法能够有效区分天然气管道故障类型且较好地识别出单点小泄露故障信号,但在实

际情况中,还可能出现多点同时泄漏的情况,可以作为下一步的研究方向。

参 考 文 献

- [1] MURVAY P, SILEA I. A survey on gas leak detection and localization techniques[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2012, 25(6):966-973.
- [2] HAO Y M, DU Z H, JIANG J C, et al. Research on multipoint leak location of gas pipeline based on variational mode decomposition and relative entropy[J]. Shock and Vibration, 2020, 2020(2):1-11.
- [3] XIAO Q Y, LI J, BAI Z L, et al. A small leak detection method based on VMD adaptive de-noising and ambiguity correlation classification intended for natural gas pipelines[J]. Sensors, 2016, 16(12):2116.
- [4] 陈宝生,吴同,韩汶昕,等. 输油管道泄漏检测技术发展现状[J]. 新型工业化,2020,10(5):136-140.
- [5] 石光辉,齐卫雪,陈鹏,等. 负压波与小波分析定位供热管道泄漏[J]. 振动与冲击,2021,40(14):212-218,286.
- [6] 赵越,赵英亮,王黎明,等. 基于 EEMD 的压力管道泄漏声源定位[J]. 国外电子测量技术,2021,40(7):128-132.
- [7] 梁洪卫,刘冬冬,阚玲玲,等. 基于 VMD 改进算法的气体管道泄漏检测[J]. 吉林大学学报(信息科学版),2019,37(5):490-496.
- [8] LU W Q, ZHANG L B, LIANG W, et al. Research on a small-noise reduction method based on EMD and its application in pipeline leakage detection[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2016; 282-293.
- [9] 孙洁娣,肖启阳,温江涛,等. 基于 LMD 包络谱熵及 SVM 的天然气管道微小泄漏孔径识别[J]. 机械工程学报,2014,50(20):18-25.
- [10] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions On Signal Process. 2014,62(3):531-544.
- [11] SUN J, XING H Y, WU J J. Distributed sea clutter denoising algorithm based on variational mode decomposition[J]. Instrumentation,2020,7(3):23-32.
- [12] 刘美容,刘津涛,何怡刚. 基于 EMD 复合多尺度熵的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子测量技术,2021,44(4):51-56.
- [13] 陈鹏,赵小强,朱奇先. 基于多尺度排列熵和改进多分类相关向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(2):20-28.
- [14] 张学军,万东胜,孙知信. 基于 LMD 和模糊熵融合 CSP 的脑电信号特征提取方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(8):226-234.

- [15] 郑近德,陈敏均,程军圣,等. 多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2014, 27(1):145-151.
- [16] 刘长良,武英杰,甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13):3358-3365.
- [17] LU J Y, YUE J K, ZHU L J, et al. Variational mode decomposition denoising combined with improved Bhattacharyya distance [J]. Measurement, 2020, 151:107283.
- [18] LU J Y, YUE J K, JIANG C L, et al. Feature extraction based on variational mode decomposition and support vector machine for natural gas pipeline leakage [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2020, 42(4): 759-769.
- [19] KOMATY A, BOUDRAA A O, AUGIER B, et al. EMD-based filtering using similarity measure between probability density functions of IMFs [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2013, 63(1):27-34.
- [20] 郭岩,罗珞珈,汪洋,等. 一种基于 DTW 改进的轨迹相似度算法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(9):66-71.
- [21] 李生鹏,韦朋余,丁峰,等. 基于多尺度模糊熵和主成分分析的轴承故障特征提取[J]. 船舶力学, 2018, 22(10):1277-1285.

作者简介

张勇,工学硕士,副教授,主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail:dqpzy@163.com

刘洁(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为信号处理与管道泄漏检测技术。

E-mail:liujie_21@126.com