

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208872

基于 MEEMD-KF-散布熵的油气管道工况识别^{*}张勇^{1,2} 周兴达^{1,2} 王明吉¹ 杨文武^{1,2} 刘洁^{1,2} 韦焱文^{1,2}

(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: 针对油气管道泄漏检测过程中, 泄漏信号包含大量噪声、特征提取困难等问题, 提出一种改进的总体平均经验模态分解联合卡尔曼滤波算法的管道信号去噪方法。首先采用改进的总体平均经验模态算法对采集到的管道负压波信号进行分解, 其中利用排列熵和卡尔曼滤波算法对分解后的固有模态分量进行筛选和处理, 最后得到重构后的削噪信号。并且提出基于散布熵和峭度的特征提取法, 将提取的特征参数作为支持向量机的输入来对输油管道的工况进行分类识别。经采集到的数据验证, 改进的总体平均经验模态分解、卡尔曼滤波、散布熵与峭度结合的组合识别方法可以较准确的对管道信号进行分类识别, 结果显示其总平均识别准确率达到 98.89%, 为管道的工况识别研究提供了一种新的途径。

关键词: MEEMD; 排列熵; 卡尔曼滤波; 散布熵; 支持向量机

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

Identification of oil and gas pipeline working condition based on MEEMD-KF-dispersion entropy

Zhang Yong^{1,2} Zhou Xingda^{1,2} Wang Mingji¹ Yang Wenwu^{1,2} Liu Jie^{1,2} Wei Yanwen^{1,2}

(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: In the process of oil and gas pipeline leak detection, the leak signal contains a lot of noise and the feature extraction is difficult. An improved total average empirical mode decomposition combined with Kalman filter algorithm is proposed to denoise the pipeline signal. First, the improved overall average empirical mode algorithm is used to decompose the collected pipeline negative pressure wave signal. The permutation entropy and Kalman filter algorithm are used to filter and process the decomposed inherent modal components, and finally the reconstructed Cut the noise signal. Furthermore, a feature extraction method based on diffusion entropy and kurtosis is proposed, the extracted feature parameters are used as the input of support vector machine to classify and recognize the working conditions of oil pipelines. The collected data verify that the improved overall average empirical mode decomposition, Kalman filter, spread entropy and kurtosis combined recognition method can more accurately classify and recognize pipeline signals, and the results show that the total average recognition accuracy is 98.89%, it provides a new way for the research of pipeline working condition identification.

Keywords: MEEMD; permutation entropy; Kalman filter; dispersion entropy; SVM

0 引言

近年来, 油气管道因其运输的优越性被广泛应用于各行各业中。文献[1]指出截至目前, 我国油气管道设备国产化率达到 95% 以上, 日前在重大管道工程中已经广泛应用。由于管道运行年限的增长导致腐蚀、老化等问题的自然因素, 加上施工挖掘等人为因素, 致使管道泄漏造成后果

严重, 损失惨重等问题。因此对油气管道的泄漏检测技术进行研究具有重要的实际意义。

负压波管道信号是非线性、非平稳的复合信号^[2], 对泄漏信号进行预处理是识别的关键。文献[3]于 1998 年提出经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD), 其原理就是将信号分解成包含原信号各时间尺度的部分特征的有限个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)^[3-4]。

收稿日期: 2022-01-17

^{*} 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

文献[5]于2013年提出总体平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法,表明它具有良好的完整性,但添加的白噪声的残留会对信号带来噪声干扰^[6]。为抑制分解过程中的模态混淆和伪分量等问题,文献[7]结合排列熵对异常信号进行剔除后重构信号,提出了改进的总体平均经验模态分解(modified ensemble empirical mode decomposition, MEEMD)。MEEMD方法分解的IMF较少,且降低了模态混淆的程度,具有较好的完备性。文献[8]将卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)用于处理压力信号以获得信号特征,卡尔曼滤波是一种递归的算法,能广泛应用在非平稳环境中^[9]。

在油气管道发生泄漏时,其泄漏信号中的许多统计特征参数都会随着泄漏的大小发生变化。文献[10]提出了一种新的衡量时间序列的指标即散布熵(dispersion entropy, DE),可作为时间序列的特征^[11]。文献[12]指出峭度是一种无量纲指标,其定义为信号的归一化4阶中心矩,对冲击信号尤为敏感,将它用作特征信息使用效果较好。文献[13]将添加白噪声的EMD分解法应用在管道信号上,并利用支持向量机(support vector machine, SVM)进行分类,可以达到较好的识别效果。

基于以上研究,本文利用MEEMD和KF的各自优点,提出一种基于MEEMD结合KF联合去噪的方法,将MEEMD分解出的噪音分量进行KF后与其他分量进行信号重构,将重构后的信号提取其散布熵值和峭度特征作为SVM的输入。最大程度的保留了MEEMD中原本剔除的噪音信号中的有效信号,充分考虑了管道泄漏信号的不确定性和不平稳性。

1 算法理论

1.1 排列熵算法

MEEMD方法中一个关键的步骤就是对全部IMF求其排列熵,根据排列熵阈值筛选出非正常分量,排列熵算法是一种用来检测时间序列复杂程度和随机程度的方法,其原理如下:

1) 设时间序列:

$$X = \{x(1), x(2), \dots, x(i), \dots, x(n)\} \quad (1)$$

2) 将 X 进行相空间重构,可得重构分量:

$$X_i = \{x(i), x(i+\lambda), \dots, x(i+(m-1)\lambda)\} \quad (2)$$

则时间序列 X 的相空间矩阵为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \dots \\ X_i \\ \dots \\ X_{(n-(m-1)\lambda)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: m 是嵌入维数, λ 是时间延迟;

3) 将每个重构分量的元素按其数值升序排列,即:

$$X_i = \{x(i+(j_1-1)\lambda) \leq x(i+(j_2-1)\lambda) \leq \dots \leq x(i+(j_m-1)\lambda)\} \quad (4)$$

任意 X_i 可得到一组符号序列:

$$S(g) = [j_1, j_2, \dots, j_m], g = 1, 2, \dots, k, k \leq m! \quad (5)$$

式中: $S(g)$ 是全部排列 $m!$ 种符号序列的一种;

4) 计算时间序列 X 归一化后的排列熵,即:

$$H_p(m) = - \sum_{g=1}^k P_g \ln P_g \quad (6)$$

式中: P_1, P_2, \dots, P_k 为每个符号序列出现的概率,当 $P_g = 1/m$ 时, $H_p(m)$ 将达到最大值 $\ln(m!)$;

5) 将排列熵标准化,即:

$$H_p = \frac{H_p(m)}{\ln(m!)} \quad (7)$$

从最终的结果上看,熵值 H_p 的范围为 $0 \sim 1$, H_p 越大,信号越随机,反之,则信号越规则。

1.2 卡尔曼滤波

当异常分量和噪音主导分量被MEEMD分解出来后,剔除异常信号,并对噪音主导分量选用KF算法进行削噪。该算法是一种利用观测数据对系统状态进行最优估计的滤波算法,它能够更新部分时间和测量,能够有效去除信号中的大量噪声,最大程度上还原真实信号^[14]。

1.3 MEEMD实现

MEEMD方法是一种改进的EEMD方法,它将原始信号按频率高低依次分解,再计算全部分量的排列熵值,通过其熵值判断正常分量、随机异常分量和噪音主导分量,将异常分量从原信号中剔除,对噪音主导分量进行KF,最后对重构信号做EMD分解,其MEEMD实现具体步骤^[15]如下:

1) 将两个符号相反的白噪声信号分别加入到原始信号 $S(t)$ 得到 $S_i^+(t)$ 和 $S_i^-(t)$;

2) 将新得到的两个信号分别做EMD分解得第一阶 $I_{i1}^+(t)$ 和 $I_{i1}^-(t)$,集成平均可得:

$$I_1(t) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{Ne} [I_{i1}^+(t) + I_{i1}^-(t)] \quad (8)$$

式中: Ne 为添加的白噪声对数。

3) 以此类推,求得所有 $I_i(t)$,并计算其排列熵值;

4) 根据排列熵值来判定分量类型,将 $I_i(t)$ 中熵值最大的分量判定为异常分量;

5) 将 $I_i(t)$ 中熵值处于随机和规则之间的分量判定为噪音主导分量^[16];

6) 将异常分量剔除,并将噪音主导分量进行卡尔曼滤波;

7) 将滤波后的模态分量和剩余正常分量合并后进行EMD分解;

8) 将各分量进行重构后得到削噪后信号 $r(t)$,即:

$$r(t) = S(t) - \sum_{i=1}^p I_i(t) + \sum_{j=1}^q I_j(t) \quad (9)$$

式中: p 为随机异常分量的个数, q 为噪音主导分量进行KF后的分量个数。

MEEMD-KF 的具体实现流程如图 1 所示。

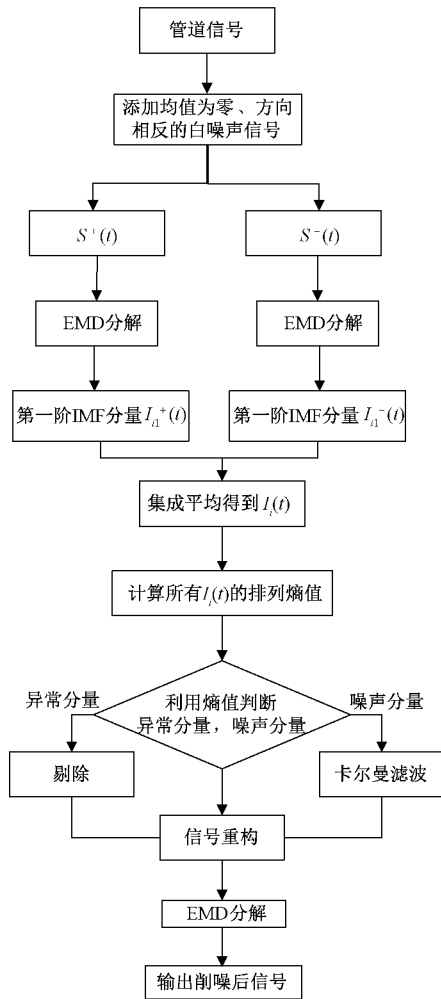


图 1 基于 MEEMD-KF 算法的实现流程图

1.4 散布熵

DE 是一种能体现时间序列的不规则性和复杂程度的指标,它考虑了幅值间的关系。其计算原理为:

1)对于原始时间序列:

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \tag{10}$$

2)用正态累积分布函数将 x_i 映射到 y , 即:

$$y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}, y \in (0, 1) \tag{11}$$

3)分配 y 到 $[1, 2, \dots, C]$ 中, 即:

$$Z_j^C = \text{round}(C \cdot y_j + 0.5) \tag{12}$$

式中: Z_j^C 是时间序列的第 j 个元素, $\text{round}()$ 是取整函数, C 是类别个数。

4)利用式(8)计算嵌入向量 $Z_i^{m,C}$, 即:

$$Z_i^{m,C} = (Z_i^C, Z_{i+d}^C, \dots, Z_{i+(m-1)d}^C), \tag{13}$$

$$i \in [1, N - (m - 1)d]$$

式中: m 为嵌入维度, d 为时间延迟。

5)将每个时间序列 $Z_i^{m,C}$ 映射到散布模式 $\pi_{v_0 v_1, \dots, v_{m-1}}$ 其中 $v \in [1, C]$, 即:

$$Z_i^C = v_0, Z_{i+d}^C = v_1, \dots, Z_{i+(m-1)d}^C = v_{m-1} \tag{14}$$

6)每个时间序列 $Z_i^{m,C}$ 有 C^m 种散布模式,其相应概率如下:

$$P(\pi_{v_0 v_1, \dots, v_{m-1}}) = \frac{NUM(\pi_{v_0 v_1, \dots, v_{m-1}})}{N - (m - 1)d} \tag{15}$$

式中: $NUM(\pi_{v_0 v_1, \dots, v_{m-1}})$ 为 $Z_i^{m,C}$ 映射到 $\pi_{v_0 v_1, \dots, v_{m-1}}$ 的数量。

7)最后根据香农熵的定义,时间序列 x 的散布熵定义为:

$$DE = - \sum_{\pi=1}^{C^m} [P(\pi_{v_0 v_1, \dots, v_{m-1}}) \cdot \ln P(\pi_{v_0 v_1, \dots, v_{m-1}})] \tag{16}$$

根据对散布熵各参数的研究,本文选取的嵌入维数 m 为 3, 类别数 C 为 6, 时延 d 为 1。

2 仿真实验与结果分析

为验证本文提出的算法的有效性及其可行性,本文利用 Heavy sine 曲线模拟管道的原始信号进行仿真,取 2 048 个采样点,加入强度为 0.2 的高斯白噪声来模拟管道中的噪声。图 2 为原始信号,图 3 为加入噪声后的合成信号。

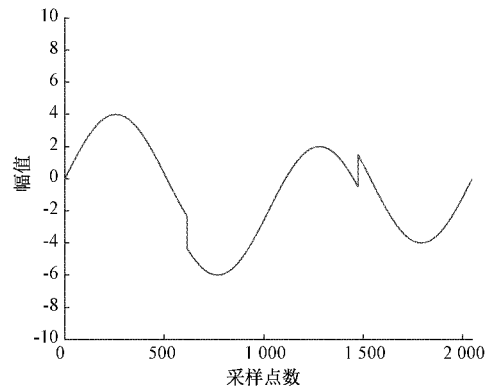


图 2 原始信号

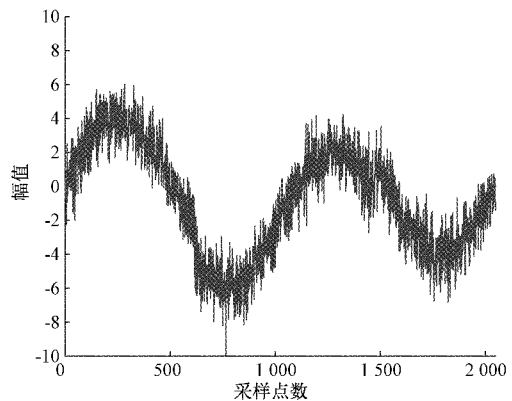


图 3 加噪后信号

利用 MEEMD 对加噪后信号进行分解,通过排列熵值判断出异常分量和噪声主导分量,通过多次实验研究分析,排列熵阈值取 0.7 较为合适,从表 1 能看到各阶排列熵值,

其中第 1 个熵值较大,判定为异常信号,将其从原始信号中剔除,第 2 个熵值处于随机和规则之间,对其进行 KF 算法,将滤波后的模态分量和剩余分量合并后进行 EMD 分解,将各分量进行重构后得到削噪后的信号,其重构后的信号如图 4 所示,从波形图上可知重构信号基本涵盖了原始信号,较全的保留了原始信号的有效信息,去噪效果良好。

表 1 MEEMD 算法各阶排列熵值

阶数	排列熵值
1	0.897 2
2	0.716 8
3	0.486 2
4	0.351 2
5	0.245 4
6	0.180 0
7	0.117 8

为验证本文提出的算法的优越性和有效性,将 MEEMD-KF 算法与 EMD, EEMD, MEEMD 算法进行比较,以此分析去噪效果。通过均方根误差和正交性指标进行对比,其中正交性指标体现的是子序列之间的正交关系^[17],能够反应模态混叠的程度和分解结果的精度,对比结果如表 2 所示。

表 2 各种分解算法效果对比

方法	均方根误差	正交性指标	分解个数
EMD	1.045 1	0.108 2	9
EEMD	0.917 3	0.062 2	12
MEEMD	0.537 8	0.055 4	7
MEEMD-KF	0.522 0	0.048 7	6

由表 2 可知,本文提出的 MEEMD-KF 算法的均方根误差为 0.522 0,正交性指标为 0.048 7,比其他算法的均方根误差和正交性指标都小,表明它分解结果精度最高,能够较好的抑制模态混叠情况,通过该仿真实验,其结果表明本文提出的 MEEMD-KF 算法可以达到较好的去噪效果。

3 管道泄漏信号实验分析

3.1 数据采集

本研究所使用的数据来自东北石油大学人工智能能源研究院“长输管道泄漏检测实验平台”。该平台所用的管道型号为 DN80,管道内可实现气体和液体的运输。管道上设有多个泄漏点用于模拟现场管道的泄漏,并可通过控制台对管道的相关参数进行监控。管道泄漏检测平台如图 4 所示。实验平台软件采用 Visual Studio 开发环境,使用 Art 数据采集卡将来自各个传感器的数据输入到计算机中,采样频率设置为 1 024 Hz。

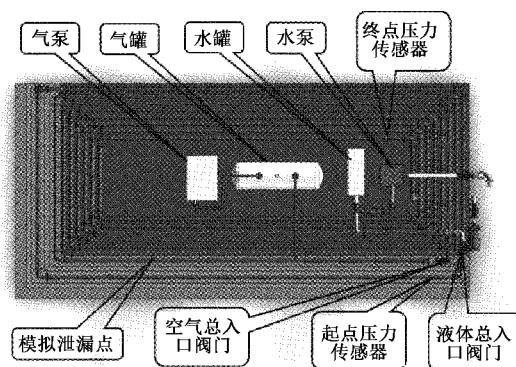


图 4 管道泄漏检测平台示意图

3.2 信号预处理

平台采集的管道信号由于受到采集系统和外界干扰的影响,使采集到的管道信号夹杂着大量的噪声,这些噪声会覆盖管道信号特征,导致不能准确识别泄漏信号。为提高特征提取和工况识别的准确率,首先对管道信号进行去噪预处理。本次实验截取的信号长度为 4 096 个采样点,人为选取有效的管道信号包含正常信号、泄漏信号、微小泄漏信号。基于实验平台的数据研究,结合相关学者对小信号的研究^[18-19],本文将油气管道的微小泄漏信号定义为管道泄漏量小于 4 m³/h 的泄漏。图 5 为实验平台采集到的泄漏信号。

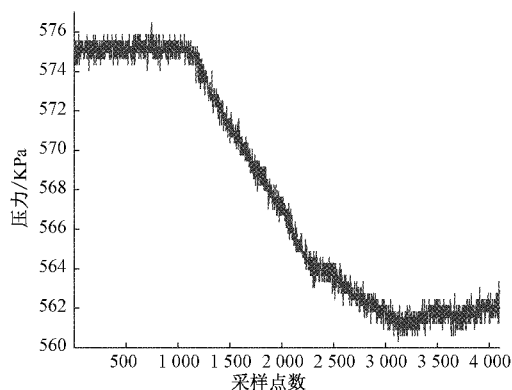


图 5 原始管道泄漏信号

将原始管道信号进行 MEEMD-KF 处理,其添加的噪声强度为 0.2 的白噪声,添加次数为 50 次。首先计算各分量的排列熵值,第 1 阶熵值为 0.923 2,判定为随机异常分量,将其剔除,第 2 阶分量熵值为 0.725 4 处于随机和规则之间,判定为噪声主导分量,对其进行 KF 算法后,将滤波后的分量与剩余分量合并后再做 EMD 分解,重构各阶分量得到削噪后的信号再 EMD 分解得到最终分解结果,其分解结果如图 6 所示,削噪后的信号如图 7 所示。

通过削噪前后的波形图可知,削噪后的信号基本没有丢失原信号信息,原信号中出现的一些有效小波峰信号在削噪后仍然保留,并且原信号中的大量噪声均被去除,其波形图基本与原信号一致,说明本文提出的算法是有效的。

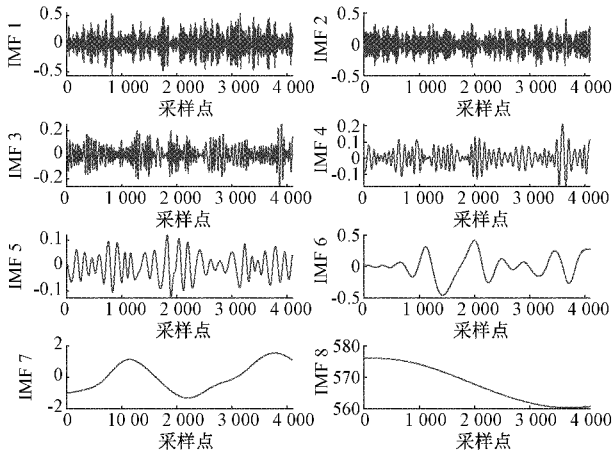


图 6 MEEMD-KF 分解结果

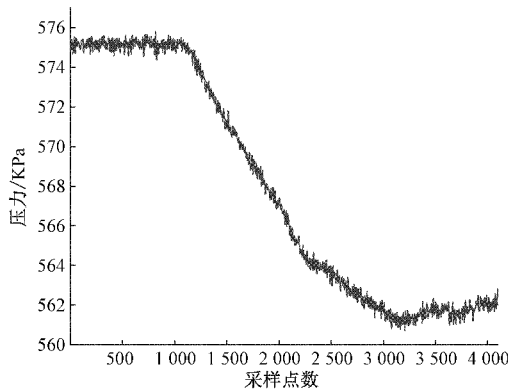


图 7 削噪后的管道泄漏信号

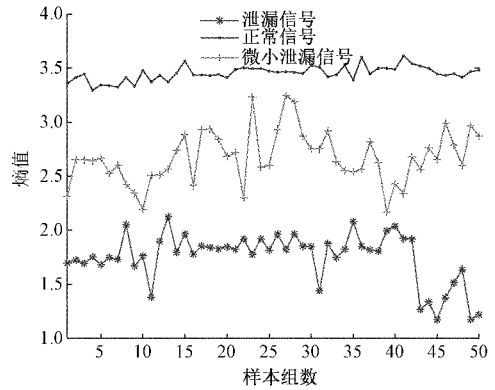
3.3 信号的特征提取

特征向量的准确提取能够很大程度上决定管道泄漏检测的准确度,本文提出了基于散布熵和峭度的特征提取方法,即考虑了信号的复杂性和不规则性,也考虑到了原信号中出现的冲击信号。根据上述散布熵的定义计算出正常信号、微小泄漏信号及泄漏信号的散布熵值,由表 3 可知,泄漏信号的散布熵值以及峭度值明显小于正常信号,且微小泄漏信号与两类信号的特征值有一定的区分度,说明散布熵和峭度特征能够很好的表征不同信号的特征信息。

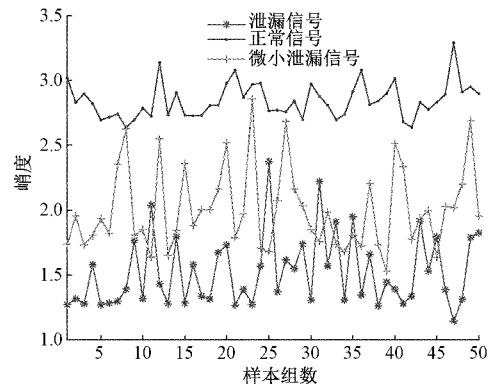
表 3 削噪信号的散布熵值和峭度值

信号类型	散布熵	峭度
正常	3.357 8	3.018 2
泄漏	1.706 1	1.270 7
微小泄漏	2.653 5	1.951 5

为进一步体现散布熵和峭度的泛化能力,本文选取 3 种信号(正常、泄漏、微小泄漏)样本共 450 个,为方便及清楚分析结果,将其均分成 3 组实验进行研究。分别计算各类削噪后的信号所有样本组的散布熵值和峭度值,不同信号的 3 组特征值拟合曲线如图 8、9 和 10 所示,可见三类信

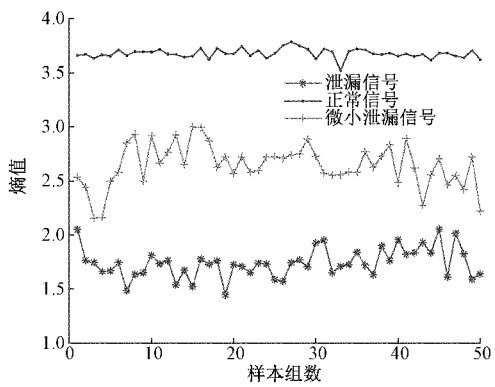


(a) 散布熵拟合曲线图

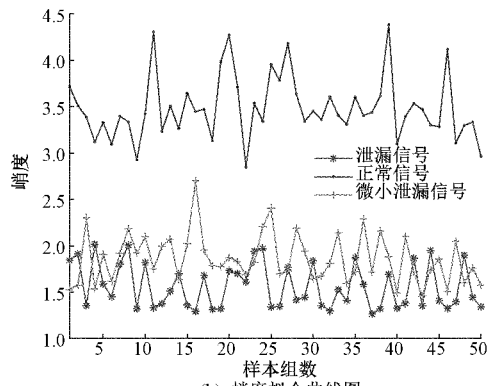


(b) 峭度拟合曲线图

图 8 第一组特征值拟合曲线

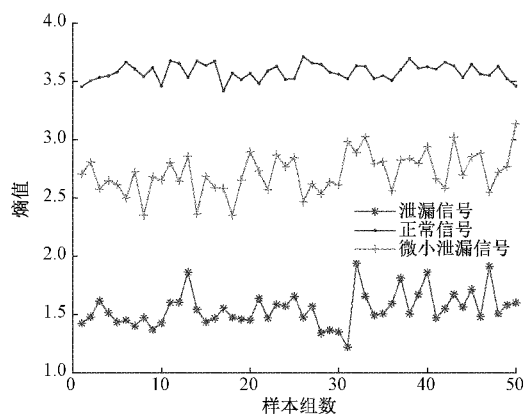


(a) 散布熵拟合曲线图

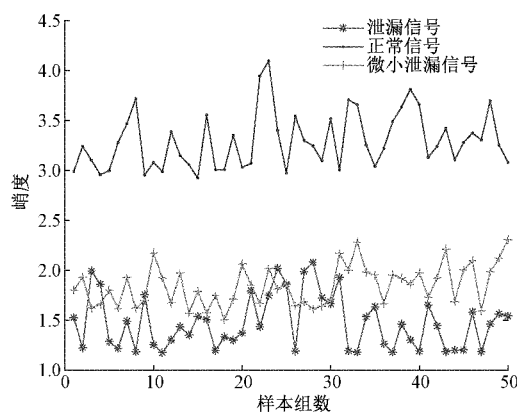


(b) 峭度拟合曲线图

图 9 第二组特征值拟合曲线



(a) 散布熵拟合曲线图



(b) 峭度拟合曲线图

图10 第三组特征值拟合曲线

号的散布熵值较为稳定且区分明显,正常信号和泄漏信号的峭度值分布较为稳定且无交叉,微小泄漏信号与泄漏信号的峭度值有所重叠,但与正常重构信号峭度基本无交叉,区分也较为明显。因此散布熵和峭度可作为不同工况的特征参数,有效区分信号的正常状态和泄漏状态。

3.4 SVM 工况识别

为进一步说明本文提出的算法的有效性,本文使用SVM对提取的特征参数进行分类识别^[20-21],使用LIBSVM工具箱,其中核函数选择RBF核函数,并采用网格搜索法优化惩罚参数“ c ”和核函数参数“ g ”。本文选取三类油气管道工况,将正常信号的类别标签设为0,泄漏信号的类别标签设为1,微小泄漏信号的类别标签设为2,取正常信号、泄漏信号、微小泄漏信号每组各150个样本,随机取每组90个样本作为训练集,60个样本作为测试集,得到的3组SVM测试集分类结果如图11、12和13所示。

从3组测试集分类结果可知,基于本文提出的算法能够对管道两类工况进行较准确的识别,实验结果表明3组实验的平均识别准确率能够达到98.89%,说明本文提出的算法能够准确有效地判断管道是否发生泄漏。为进一步验证本文提出的算法的优越性,从信号预处理和特征提取处进行比较,首先将本文提出的MEEMD-

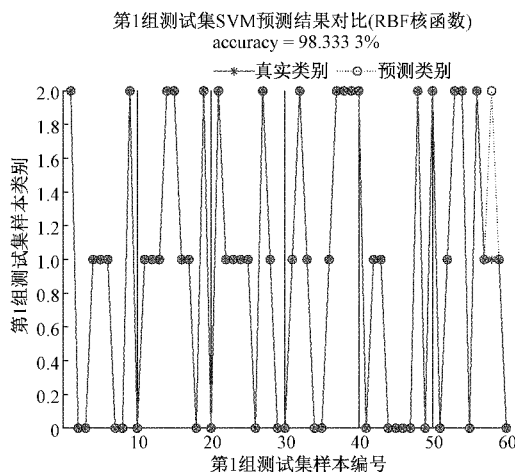


图11 第1组测试集分类结果

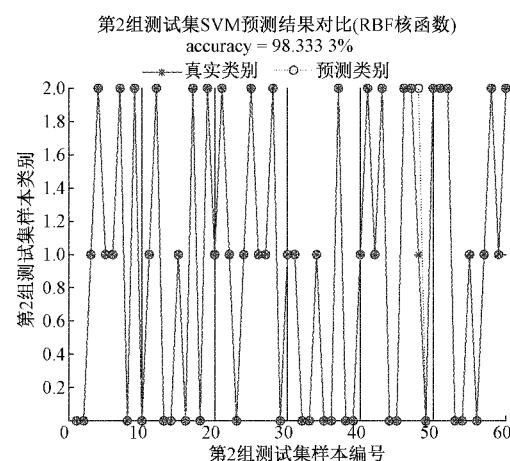


图12 第2组测试集分类结果

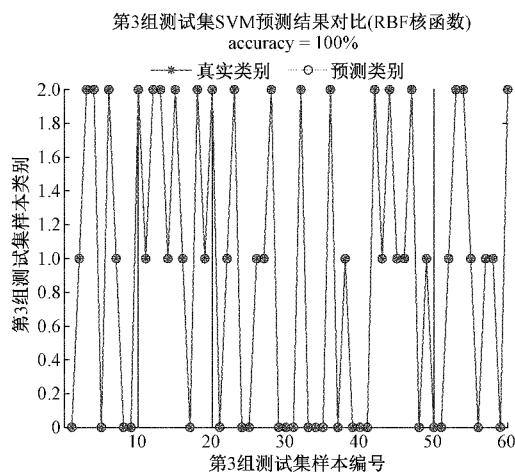


图13 第3组测试集分类结果

KF结合散布熵和峭度识别法与MEEMD结合散布熵和峭度法进行对比,以此来验证MEEMD分解中对噪音主导分量进行滤波的必要性,其次将特征参数换成包络熵(envelope entropy, EE)^[22]进行对比,以此来验证DE结

合峭度的特征提取法的优越性,各方法的三组识别结果如表 4 所示。

表 4 各方法三组测试集的 SVM 识别结果对比

方法	测试准确率/%			
	第 1 组	第 2 组	第 3 组	平均
MEEMD-KF-DE-峭度	98.33	98.33	100	98.89
MEEMD-DE-峭度	91.67	95	96.67	94.45
MEEMD-KF-EE	71.67	76.67	78.33	75.56
MEEMD-EE	66.67	68.33	73.33	69.44

4 结 论

在油气管道泄漏检测的过程中,信号的预处理和特征参数的有效提取能够直接影响检测的准确率,本文提出一种 MEEMD-KF-DE-峭度的管道信号识别法,通过在实验室采集到的负压波信号进行研究分析,得出以下结论:

利用 MEEMD 算法对油气管道信号进行分解,通过排列熵值来判断异常分量和噪音主导分量,并将异常分量剔除,对噪音主导分量进行 KF 算法,不仅能够得到相对平滑和无失真的滤波信号,并且能够保留管道信号的有效特征信息,尤其是一些有效的小波峰信号。

在 MEEMD-KF 的预处理基础上,对不同工况的管道信号进行散布熵和峭度特征的提取,建立基于 MEEMD-KF 和散布熵-峭度的 SVM 管道工况识别模型。散布熵对不同工况的区分很明显,能够有效表征管道信号的有效信息,结合峭度作为特征参数输入到 SVM 中进行分类识别,实验发现其平均测试准确率可达 98.89%。

将本文提出的 MEEMD-KF 去噪法与 MEEMD 法对比应用于管道泄漏检测中,研究可知本文提出的算法的平均测试识别准确率更高,将 DE-峭度与 EE 特征提取法进行对比,发现使用 DE-峭度的特征提取法能够提高识别的准确率,证明本文提出的方法能够有效区分管道的不同工况,为管道的工况识别提供了新的思路。

参考文献

[1] 杨喜良,张栋,蔡永军.油气管道关键设备国产化探索与实践[J].油气储运,2021,40(1):7-14.

[2] 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.

[3] 李孟威,史元浩,杨彦茹,等.融合 EMD 和 LSTM 的受热面积灰预测研究[J].电子测量与仪器学报,2020,34(11):166-172.

[4] KLIONSKIY D M, KAPLUN D I, GEPPENER V V. Empirical mode decomposition for signal preprocessing and classification of intrinsic mode functions [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2018,

28(1): 122-132.

- [5] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(1): 1-41.
- [6] LU J Y, QU X, WANG D M, et al. Signal filtering method of variational mode decomposition and euclidean distance based on optimizing parameters of classification particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2021, 43(9):2018-2029.
- [7] 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.
- [8] 朱爱华.卡尔曼滤波和序贯概率比检验在管道泄漏检测中的应用[D].天津:天津大学,2006.
- [9] 孙海波,童紫原,唐守锋,等.基于卡尔曼滤波与粒子滤波的 SLAM 研究综述[J].软件导刊,2018,17(12):1-3,7.
- [10] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: A measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [11] 周怡娜,董宏丽,张勇,等.基于 VMD 去噪和散布熵的管道信号特征提取方法[J].吉林大学学报(工学版),2022,52(4):959-969.
- [12] 李俊,刘永葆,余又红.卷积神经网络和峭度在轴承故障诊断中的应用[J].航空动力学报,2019,34(11):2423-2431.
- [13] 李传宪,逯雯雯,石亚男,等.基于改进 CEEMDAN-熵方法的管道泄漏工况识别[J].石油化工高等学校学报,2020,33(1):88-96.
- [14] 唐兵.几类模型不确定动态系统的滤波器设计与仿真研究[D].杭州:杭州电子科技大学,2020.
- [15] 蔡波,黄晋英,马健程,等.基于 MEEMD 样本熵与 BAS-BP 的轴承故障诊断[J].煤矿机械,2020,41(10):162-164.
- [16] 陈伟,吕文华,行鸿彦,等.基于改进的集成经验模态分解的海杂波去噪[J].现代雷达,2018,40(6):27-31,36.
- [17] 赵睿智.基于 MEEMD-KELM 和中智聚类的风电功率预测系统[D].上海:上海电机学院,2020.
- [18] 郭世旭,刘胜,陈秀丽,等.管道微小泄漏内检测近场声信号特性研究[J].电子测量与仪器学报,2016,30(6):834-844.
- [19] 贺利乐,陈奕昕,贺宁,等.基于粒子滤波的管道泄漏检测与定位方法[J].控制工程,2021,28(4):787-798.
- [20] 李永战,谢磊,夏政,等.基于 SVM 的风电机组偏航系统声学检测方法[J].电子测量技术,2019,42(17):169-173.

- [21] 吐松江·卡日,高文胜,张紫薇,等. 基于支持向量机和遗传算法的变压器故障诊断[J]. 清华大学学报(自然科学版),2018, 58(7): 623-629.
- [22] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.

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: dqpizy@163.com

周兴达,硕士研究生,主要研究方向为安全检测技术。

E-mail: zxdfourier@163.com