

基于 ICEEMDAN 和 SVM 的起伏振动气液 两相流流型识别

周云龙¹, 王圣博², 刘起超¹

(1. 东北电力大学 能源与动力工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 东北电力大学 自动化工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要:针对起伏振动条件下气液两相流压差信号过于复杂难以识别的问题,提出一种基于改进的自适应噪声完备集合经验模态分解(ICEEMDAN)与支持向量机(SVM)相结合的流型识别方法。采用 ICEEMDAN 对小波去噪后的压差信号进行模式分解,通过求取的本征模态函数(IMF)与原始信号进行斯皮尔曼相关系数计算,选取相关系数较大的 IMF 分量进行希尔伯特变换,对变换后各 IMF 分量的瞬时幅度进行能量熵、奇异谱熵、功率谱熵的计算,构成特征向量,带入到支持向量机中进行流型识别。结果表明:该方法能够有效识别起伏振动状态下的泡状流、弹状流、搅混流、环状流,识别准确率可达95%。

关键词:改进自适应噪声完备集合经验模态分解;支持向量机;起伏振动;流型识别;气液两相流

中图分类号:O359.1 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2024.02.014

[引用本文格式]周云龙,王圣博,刘起超.基于 ICEEMDAN 和 SVM 的起伏振动气液两相流流型识别[J].热能动力工程,2024,39(2):109-116. ZHOU Yun-long, WANG Sheng-bo, LIU Qi-chao. Flow pattern identification of fluctuating vibration gas-liquid two-phase flow based on ICEEMDAN and SVM[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(2): 109-116.

Flow Pattern Identification of Fluctuating Vibration Gas-liquid Two-phase Flow based on ICEEMDAN and SVM

ZHOU Yun-long¹, WANG Sheng-bo², LIU Qi-chao¹

(1. College of Energy and Power Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin, China, Post Code:132012;
2. College of Automation Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin, China, Post Code: 132012)

Abstract: In order to solve the problem that the differential pressure signals of gas-liquid two-phase flow under fluctuating vibration conditions were too complicated and difficult to identify, a flow pattern identification method based on the improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) and support vector machine (SVM) was proposed. The ICEEMDAN was used to decompose the pressure difference signal after wavelet denoising. The Spearman correlation coefficient was calculated by the obtained each intrinsic mode functions (IMF) and the original signal. The IMF component with large correlation coefficient was selected for Hilbert transformation. The instantaneous amplitude of each transformed IMF component was calculated by energy entropy, singular spectrum entropy and power spectrum entropy, and then the feature vector was formed and brought into the support vector machine for flow pattern identification. The results show that this method can effectively identify bubble flow, slug flow, churn flow and annular flow in the state of fluctuating vibration, and the accuracy of identification can reach 95%.

Key words: improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN), support vector machine (SVM), fluctuating vibration, flow pattern identification, gas-liquid two-phase flow

引 言

气液两相流广泛存在于能源、动力、化工、石油及航空航天等工业中,例如电站锅炉、油气混输管道等。在海洋条件、地震情况及航空航天环境下,设备受环境影响,会产生倾斜、摇摆和起伏振动等复杂的运动形式,将对装置中两相流流动特性及设备的稳定运行产生不可忽视的影响^[1]。准确地识别起伏振动条件下的流型对海上核电站的安全稳定运行具有非常重要的意义。

气液两相流流型识别方法主要分为图像处理和信息处理两大类。图像处理主要以高速摄影法、电容层析成像等方法获取数据,通过灰度直方图等方法提取特征带入到分类模型中进行分类识别^[2-4]。其中高速摄影法对测量环境的光线要求较高,在应用中具有一定的局限性。而信息处理主要通过采集被测对象的含气率、压差信号等获取数据,由于压差信号获取简单、含有流型的信息较多及信号容易处理等优点,被广泛应用到两相流的流型识别中。最初 Matsui^[5]通过对垂直管道中气液两相流不同流型参数的研究,找到了能够明显区分流型的特征类别,为气液两相流的识别提供了方法。1998 年, Norden 等人^[6]提出了希尔伯特变换 (HHT) 方法,可以根据数据的局部特征完成自适应分解,为两相流压差信号的处理提供了新方法。孙斌等人^[7]使用 HHT 方法对油气两相流压差信号进行分析,并结合径向基 (RBF) 神经网络进行流型识别,获得了较高的识别率。陈露阳等人^[8]通过集总经验模态分解对压差信号进行分解并进行希尔伯特变换后得到边际谱,随后计算相关系数,并对固有模态函数进行筛选,构建流型图,对流型识别取得了较好的效果。汤昊强^[9]采用互补集合经验模态分解 (CEEMD) 对水平窄矩形通道的压差信号进行分解并进行希尔伯特变换,最后提取各分量的能量作为特征向量,并带入到极限梯度提升模型进行分类识别,结果表明, CEEMD 能有效地解决经验模态分解 (EMD) 模态混叠和过度分解问题,为压差信号处理提供了新方法。刘起超等人^[10]使用自适应噪声完全集合经验模态分解 (CEEMDAN) 方法对起伏振动下的压差信号进行分解,再通过希尔伯特变换计算各分量的能量作为特征代入概率神经网络中进行流型识别,取得了

较好的分类效果,为起伏振动条件下的气液两相流识别提供了一种有效的识别方法。

Colominas 等人^[11]提出的 ICEEMDAN 信号处理方法,以 CEEMDAN 为基础发展而来,能够减少分解信号过程中的模态混叠问题,重构精度更高、更适用非线性信号的分析。目前,在故障诊断、负荷预测、信号降噪等领域, ICEEMDAN 得到了广泛应用^[12-15],取得了较好的成果,但并未应用在流型识别领域中。

本文对实验采集的起伏振动条件下的气液两相流压差信号进行预处理,使用 ICEEMDAN 方法对预处理后的信号进行分解,得到 IMF 分量,并与原始信号进行斯皮尔曼相关系数的计算。筛选出相关系数较高的 IMF 分量进行希尔伯特变换,求取对应的频率与幅值,并对幅值进行特征提取,将特征输入到支持向量机 (SVM) 中完成流型识别。实验结果表明,该方法能够准确地识别起伏振动气液两相流流型。

1 ICEEMDAN-Hilbert 变换

1.1 ICEEMDAN 算法

ICEEMDAN 以 EMD 为基础,为了防止模态混叠,在分解过程对信号添加的是高斯白噪声被 EMD 分解后的第 h 个 IMF 分量,是特殊的噪声 $E_h[w^i]$, ICEEMDAN 算法的计算过程如下。

首先,在原始信号 X 中加入白噪声 $E_1[w^i]$:

$$X^{(i)} = X + \beta_0 E_1[w^i] \quad (1)$$

式中: $X^{(i)}$ —待分解序列; β_0 —高斯白噪声权值系数; w^i —被加入的第 i 个高斯白噪声。

第 2 步,通过 ICEEMDAN 方法对原始信号进行分解,求取第 1 阶 IMF 分量:

$$R_1 = \langle M[X^i] \rangle \quad (2)$$

$$\text{IMF}_1 = X - R_1 \quad (3)$$

式中: R_1 —第 1 个剩余项; IMF_1 —第 1 个 IMF 分量; M —求取信号的局部均值。

第 3 步,求取第 2 个剩余项 R_2 :

$$R_2 = \langle M\{R_1 + \beta_1 E_2[w^i]\} \rangle \quad (4)$$

式中: E_2 —EMD 分解白噪声的第 2 个 IMF 分量。

进而求取第 2 个本征模态函数:

$$\text{IMF}_2 = R_1 - R_2 \quad (5)$$

以此类推,最后得到第 h ($h = 1, 2, 3, \dots, N$) 个剩余量和本征模态函数:

$$R_h = \langle M\{R_{h-1} + \beta_{h-1} \cdot E_h[w^i]\} \rangle \quad (6)$$

$$\text{IMF}_h = R_{h-1} - R_h \quad (7)$$

式中: R_h 和 R_{h-1} —第 h 和 $h-1$ 个剩余项; IMF_h —第 h 个 IMF 分量。

最后完成对原始信号的分解,得到原始信号 X 的全部 IMF。

1.2 IMF 分量的选取

信号经过 ICEEMDAN 分解后,会得到多个 IMF 分量。由于每个 IMF 分量与原始数据的相关程度不同,故计算两者之间的相关系数并选择相关系数较大的分量进行后续的处理,能够有效减少特征提取时的计算量并避免无关信号带来的干扰。由于分解出来的 IMF 分量与原始信号之间是非线性关系,并且不符合正态分布,如果通过计算皮尔逊相关系数来判断 IMF 分量的相关性,可能会使实验结果产生偏差。而斯皮尔曼(spearman)相关系数对变量的数据分布没有要求,并且对极端值不敏感。因此,本文通过计算斯皮尔曼相关系数对分解得到的 IMF 分量进行判别,如式(8)所示:

$$\rho_j = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (X[t] - \text{IMF}_j[t])^2}{n(n^2 - 1)} \quad (8)$$

式中: $X[t]$ —原始信号; $\text{IMF}_j[t]$ —第 j 阶 IMF 分量; ρ_j —斯皮尔曼相关系数。

1.3 希尔伯特变换

首先,对信号进行变换,如式(9)所示:

$$B_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{A_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (9)$$

式中: $A_i(t)$ —信号的本征模态函数; $B_i(t)$ —希尔伯特变换后的信号。

经过希尔伯特变换后,通过式(10)构造解析信号:

$$Z_i(t) = A_i(t) + jB_i(t) = a_i(t) e^{j\varphi_i(t)} \quad (10)$$

式中: $Z_i(t)$ —解析信号; $a_i(t)$ —瞬时幅值; $\varphi_i(t)$ —相函数。

瞬时幅值定义如式(11)所示:

$$a_i(t) = \sqrt{A_i^2(t) + B_i^2(t)} \quad (11)$$

相函数定义如式(12)所示:

$$\varphi_i(t) = \arctan\left(\frac{B_i(t)}{A_i(t)}\right) \quad (12)$$

进一步计算可以得到瞬时频率,定义如式(13)

所示:

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_i(t)}{dt} \quad (13)$$

原始信号 $X(t)$ 可表示为:

$$X(t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int f_i(t) dt} \quad (14)$$

式中: Re —复数的实部。

希尔伯特时频谱表示为:

$$H(f, t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int f_i(t) dt} \quad (15)$$

式中: $H(f, t)$ —时间-频率-幅值的三维谱图。

2 特征提取与识别模型

2.1 能量熵

能量熵^[16]代表信号中各分量的能量分布情况,信号越复杂,能量熵值越大。计算过程如下:

$$Q_i = \sum_{i=1}^N u_i(t)^2 \quad (16)$$

$$Q = \sum_{i=1}^N Q_i \quad (17)$$

$$P_i = \frac{Q_i}{Q} \quad (18)$$

$$H(u_i) = -P_i \log P_i \quad (19)$$

式中: Q_i —分量 u_i 的能量; Q —全部分量的能量总和; P_i —分量 u_i 在总能量 Q 中的比重; $H(u_i)$ —分量 u_i 的能量熵值。

2.2 奇异谱熵

奇异谱熵^[16]可以从信号的时域中获取有用信息,并对采集信号中包含噪声的信号有较好的应用效果。其计算过程如下:首先,对信号选择合适的窗口长度 m 进行相空间的重构得到轨迹矩阵 $A_{m \times n}$,其次,对轨迹矩阵进行奇异值分解得到对应的奇异值谱,并计算奇异谱熵,如式(20)、(21)所示:

$$p_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^l \lambda_i \quad (20)$$

$$H_i = - \sum_{i=1}^l p_i \log p_i \quad (21)$$

式中: λ_i —奇异值谱; p_i —第 i 个奇异值在整个奇异值谱中所占的比重; H_i —奇异谱熵。

2.3 功率谱熵

功率谱熵^[17]能够对信号频域上的能量分布进行说明,通过对信号 $X_n (n=1, 2, \dots, N)$ 进行 DFT 变换得到 DFT $[X_n]$,功率谱可表示为:

$$S(n) = \frac{1}{N} | \text{DFT}[X_n] |^2 \tag{22}$$

$$S_{\text{sum}} = \sum_{n=1}^N S(n) \tag{23}$$

$$Y_n = - \sum_{n=1}^N (S(n)S_{\text{sum}}) \ln(S(n)/S_{\text{sum}}) \tag{24}$$

式中： $S(n)$ —频域中功率能量的一部分； S_{sum} —总功率能量； Y_n —功率谱熵。

2.4 支持向量机

支持向量机(SVM)是一种按监督学习的方式对数据进行分类的分类器,通过最小化经验风险和结构风险优化模型参数,能够在训练中更好地拟合。与神经网络相比,SVM 在解决小样本、非线性及高维模式识别方面具有较好的分类效果,已经被广泛应用于路面评估、故障诊断和流型识别等研究领域。

3 实验分析

3.1 实验系统

起伏振动气液两相流实验系统主要包括起伏振动平台与两相流回路。起伏振动平台如图 1 所示^[10]。其工作原理是:通过减速电机的旋转驱动往复机构在竖直布置的滑道上做直线往复运动,通过变频器改变减速电机的转速对运动频率进行调节,可以通过调整往复机构中滑块的位置对运动幅值进行调节。运动频率的范围 0~0.98 Hz,运动幅值的范围 0~200 mm。

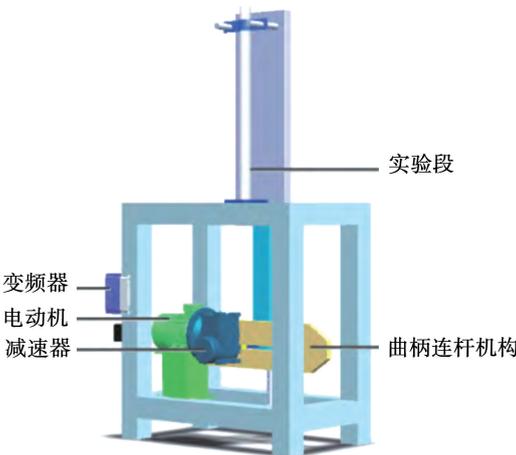


图 1 机械式起伏振动平台

Fig. 1 Mechanical fluctuating vibration platform

实验在常温常压下进行,气相折算速度为 0.1~20 m/s,液相折算速度为 0.1~2 m/s,该范围能够出现典型的泡状流、弹状流、搅混流和环状流

流型。每种流型采集 80 组数据,每组数据包含 2 000 个数据点。实验装置如图 2 所示。

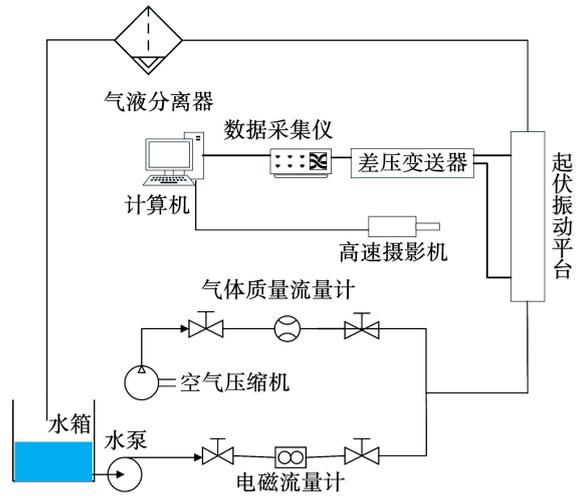


图 2 实验装置

Fig. 2 Experimental apparatus

由图 2 可知,在空气-水循环系统中,气相与液相分别由空气压缩机和水泵提供,两者通过混合器充分混合后经软管进入振动台上的可视实验段,采集压差信号并通过高速摄影机记录实验段中的流型图像,最后实验段的气液混物流到气液分离器中,气体直接排出,液体进入水箱循环使用。实验段选取管径 25 mm 的有机玻璃管,固定在起伏振动平台上。以海洋中管道的起伏振动为背景,实验工况如表 1 所示。

表 1 实验工况的振幅与频率

Tab. 1 Amplitude and frequency under test conditions

振幅/mm	频率/Hz
50	0.21
100	0.42
150	0.70
180	0.98

3.2 压差信号分析

在起伏振动的运动过程中会对实验段的气液两相加入附加力,使得管内气液两相的相互作用更为复杂,可能导致流型改变。但通过观察高速摄影机对实验段记录的图像发现,在起伏振动的运动中,实验段气液两相流的流动结构发生改变,但是仍然可以将其分为泡状流、弹状流、搅混流和环状流,如图 3 所示。

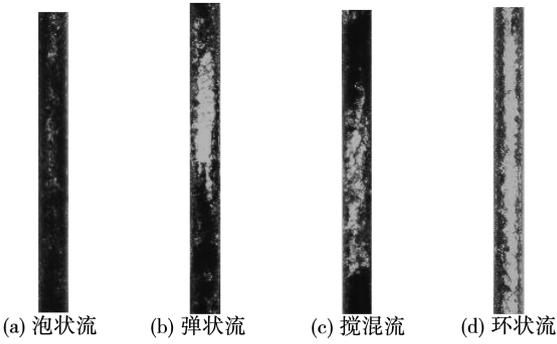
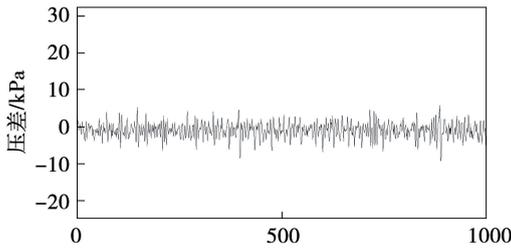


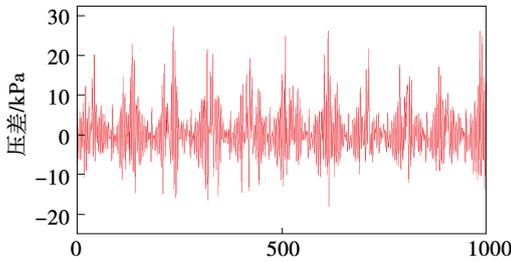
图 3 起伏振动垂直管气液两相流型

Fig. 3 Flow patterns of gas-liquid two-phase flow in vertical pipe with fluctuating vibration

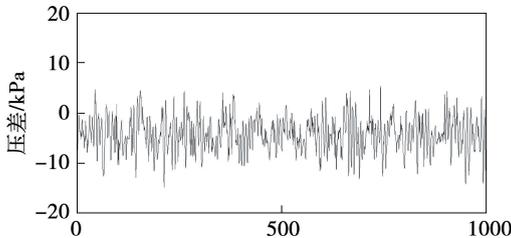
在气液两相流速相同时,分别采集 4 种流型在运动频率为 0.98 Hz、运动振幅为 150 mm 的起伏振动条件下的压差信号,并与静止条件下的压差信号进行对比,结果如图 4 所示。由图 4 可知,起伏振动的压差信号增强了振动信号以及振动产生的噪声,波动更加剧烈,无法通过平均值与信号的波动范围进行分类。起伏振动的压差信号还包含部分振动产生的频率,因此传统的频域分析法无法对起伏振动状态下的流型进行准确识别^[18-20]。



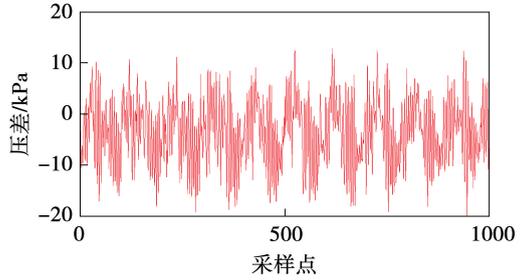
(a) 静止管道泡状流



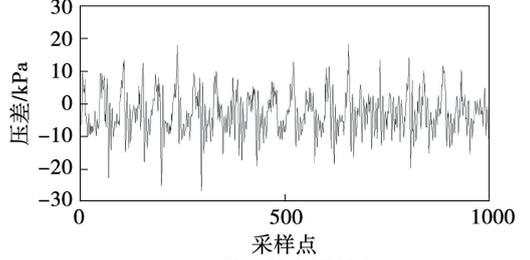
(b) 起伏振动管道泡状流



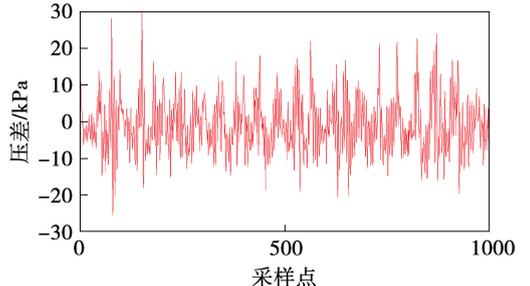
(c) 静止管道弹状流



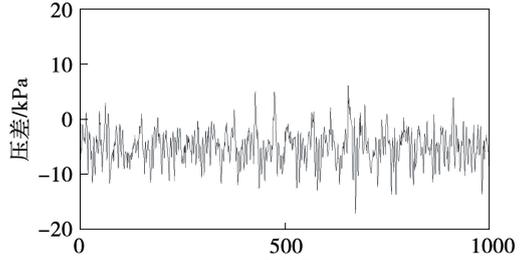
(d) 起伏振动管道弹状流



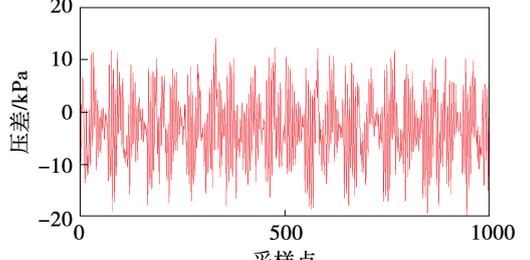
(e) 静止管道搅混流



(f) 起伏振动管道搅混流



(g) 静止管道环状流



(h) 起伏振动管道环状流

图 4 静止与起伏振动管道不同流型的压差信号
Fig. 4 Differential pressure signals of different flow patterns in static and fluctuating vibration pipelines

4 流型识别方法

将采集到的压差信号进行小波去噪,通过 ICEEMDAN 方法对降噪后的压差信号进行分解,计算原始信号与分解得到的各 IMF 分量的斯皮尔曼相关系数。将相关系数较大的 IMF 分量进行希尔伯特变换,得到 IMF 分量的瞬时幅值,并对其求取能量熵、奇异谱熵和功率谱熵构成特征向量。将特征向量代入到 SVM 中进行训练及测试^[21-22]。

4.1 ICEEMDAN-HT 与特征提取

采用 ICEEMDAN 对预处理后的实验数据进行分解,得到全部的 IMF 分量,以弹状流为例,分解结果如图 5 所示。

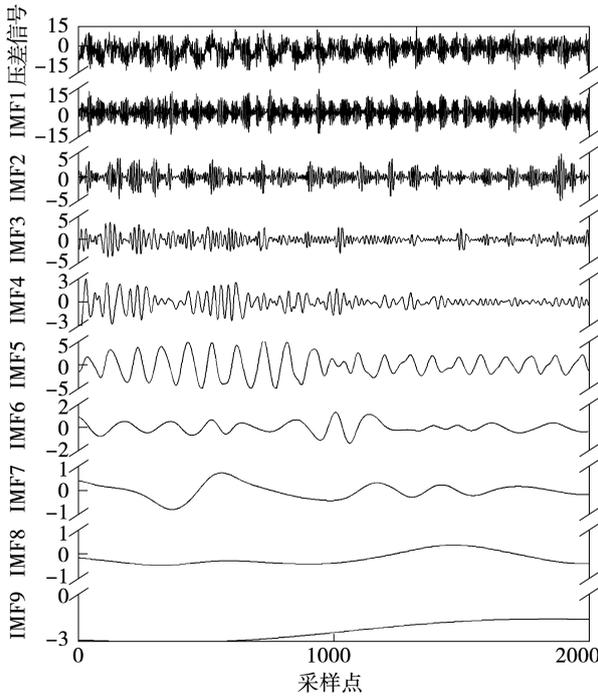


图 5 弹状流 ICEEMDAN 分解结果

Fig.5 ICEEMDAN decomposition result of slug flow

为了增强信号的特征的敏感性,计算各 IMF 分量与原始信号的斯皮尔曼相关系数。4 种流型前 9 阶 IMF 分量的相关系数如表 2 所示。由表 2 可以发现,随着 IMF 分量阶数的增加,相关系数逐渐变小,高阶 IMF 分量包含原始信号的主要信息较少,干扰信息较多。因此,选取前 7 个 IMF 分量进行希尔伯特变换,并提取能量熵、奇异值熵、功率谱熵组成特征向量。

表 2 ICEEMDAN 分解 IMF 分量与原始信号相关系数
Tab.2 Correlation coefficients of IMF components and original signals for ICEEMDAN decomposition

序号	泡状流	弹状流	搅混流	环状流
IMF1	0.887	0.583	0.659	0.651
IMF2	0.822	0.487	0.689	0.541
IMF3	0.229	0.226	0.344	0.146
IMF4	0.145	0.255	0.477	0.177
IMF5	0.106	0.479	0.445	0.332
IMF6	0.143	0.427	0.140	0.454
IMF7	0.102	0.118	0.105	0.104
IMF8	0.017	0.037	0.033	0.025
IMF9	0.007	0.053	0.002	0.018

4.2 流型识别

从 320 组数据随机选取 280 组数据用来训练,剩余的 40 组进行测试。弹状流、环状流、搅混流、泡状流标签分别设为 1,2,3,4 输入到 SVM 进行流型识别。为了保证 SVM 的分类精度,采用 RBF 核函数,并且通过交叉验证法对惩罚因子 c 与核函数参数 g 进行优化,将优化后的 c 和 g 应用到 SVM 分类模型中,最后通过测试集验证模型的分类效果。图 6 为测试集 40 组数据的识别结果。

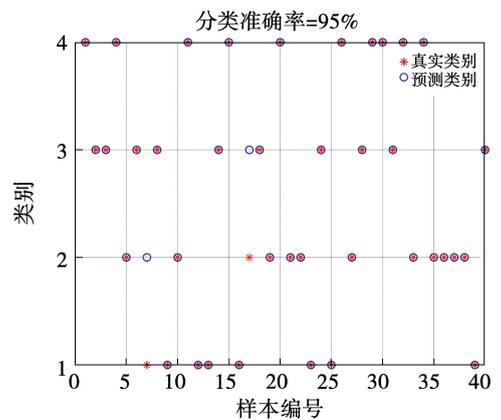


图 6 流型识别结果

Fig.6 Flow pattern identification results

由图 6 可知,本文提出的方法识别率高达 95%。40 组测试数据中,出现了 2 个错误,有 1 个是弹状流误认为环状流,另 1 个为环状流误认为搅混流。错误原因如下:信号采集时流型可能正处于

流型转换阶段;起伏振动的压差信号变化剧烈,特征值存在大量交叉,导致部分特征区分度不高。

5 结 论

(1) 通过对比发现,起伏振动状态下的气液两相流压差信号与静止状态相比更加复杂,提高了对流型特征提取的难度,增加了准确识别流型的难度。

(2) 采用小波去噪与 ICEEMDAN 对信号进行分解可以有效地抑制 EMD 的模式混叠现象,进一步提高流型分类的准确率。

(3) 分类结果表明,本文提出的 ICEEMDAN-HT 与 SVM 相结合的方法,流型识别准确率达到 95%,具有较好的分类效果,能够满足工业的实际需要,为起伏振动下气液两相流流型识别提供了一种高效可行的手段。

参考文献:

- [1] PENDYALA R, JAYANTI S, BALAKRISHNAN A R. Flow and pressure drop fluctuations in a vertical tube subject to low frequency oscillations [J]. Nuclear Engineering and Design, 2008, 238(1):178-187.
- [2] 方立军,刘玉东,胡月龙.基于复杂度的双接触式气液两相流流型识别研究[J].动力工程学报,2017,37(3):218-223.
FANG Li-jun, LIU Yu-dong, HU Yue-long. Identification of gas-liquid two-phase flow patterns in a double-contact absorber based on complexity theory[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2017, 37(3):218-223.
- [3] 全卫国,朱庚宏.基于多层感知器的气液两相流流型识别方法[J].热能动力工程,2020,35(6):116-122.
TONG Wei-guo, ZHU Geng-hong. Gas-liquid two-phase flow pattern recognition method based on multilayer perceptron[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35(6):116-122.
- [4] YAN R, VIUMDAL H, MYLVAGANAM S. Process tomography for model free adaptive control (MFAC) via flow regime identification in multiphase flows [J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(2):11753-11760.
- [5] MATSUI G. Identification of flow regimes in vertical gas-liquid two-phase flow using differential pressure fluctuations[J]. International Journal of Multiphase Flow, 1984, 10(6):711-720.
- [6] NORDEN E. H, ZHENG S, STEVEN R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings; Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-995.
- [7] 孙斌,张宏建,岳伟. HHT 与神经网络在油气两相流流型识别中的应用[J]. 化工学报, 2004, 55(10):1723-1727.
SUN Bin, ZHANG Hong-jian, YUE Wei. Applied study of HHT and neural networks on flow regime identification for oil-gas two-phase flow [J]. CIESC Journal, 2004, 55(10):1723-1727.
- [8] 陈露阳,尹佳雯,孙志强,等.基于 EEMD-Hilbert 谱的气液两相流钝体绕流流型识别[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10):2536-2546.
CHENG Lu-yang, YIN Jia-wen, SUN Zhi-qiang, et al. Flow regime identification of gas-liquid two-phase flow with flow around bluff-body based on EEMD-Hilbert spectrum [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10):2536-2546.
- [9] 汤昊强.水平窄矩形通道气液两相流动特性及流型识别[D].吉林:东北电力大学,2021.
TANG Hao-qiang. Gas-water two phase flow characteristic and flow pattern identification in horizontal narrow rectangular channel [D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2021.
- [10] 刘起超,周云龙,陈聪.基于 CEEMDAN 和概率神经网络的起伏振动气液两相流型识别[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10):84-93.
LIU Qi-chao, ZHOU Yun-long, CHEN Cong. Flow pattern identification of fluctuating vibration gas liquid two phase flow based on CEEMDAN and probabilistic neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10):84-93.
- [11] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14:19-29.
- [12] 陈爱午,王红卫.基于 HBA-ICEEMDAN 和 HWPE 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机电工程, 2023, 40(8):1157-1166.
CHEN Ai-wu, WANG Hong-wei. Fault diagnosis of planetary gearbox based on HBA-ICEEMDAN and HWPE [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(8):1157-1166.
- [13] 李诗楠,凌威,梁竹关,等.基于 ICEEMDAN 与小波包分解的脉搏信号联合去噪[J]. 电子测量技术, 2022, 45(18):41-48.
LI Shi-nan, LING Wei, LIANG Zhu-guan, et al. Joint denoising of pulse signals based on ICEEMDAN and wavelet packet decomposition [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(18):41-48.
- [14] 杨德州,刘嘉明,宋汶秦,等.基于改进型自适应白噪声完备

- 集成经验模态分解的工业用户负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(4):36-43.
- YANG De-zhou, LIU Jia-ming, SONG Wen-qin, et al. A load forecasting method for industrial customers based on the ICEEMDAN algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(4):36-43.
- [15] MOHANED L B, MOURAD N. The analysis of tool vibration signals by spectral kurtosis and ICEEMDAN modes energy for insert wear monitoring in turning operation [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 115 (9/10): 2989-3001.
- [16] 金成功. 基于 CEEMDAN 能量熵和马氏距离的齿轮箱轴承故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2020, 48(16): 218-223.
- JIN Cheng-gong. Gearbox bearing fault diagnosis method based on CEEMDAN energy entropy and Mahalanobis distance [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(16): 218-223.
- [17] 付 朕. 矿用带式输送机托辊远程故障诊断系统[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
- FU Zhen. Remote fault diagnosis system of mine belt conveyor idler[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.
- [18] LI X, LI L, ZHAO H, et al. Identification of two-phase flow pattern in porous media based on signal feature extraction[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2022, 83: 102123.
- [19] 汤 亮, 蔡凯翼, 徐适斐. 基于深度学习的上倾管气液两相流流型识别[J]. 热能动力工程, 2023, 38(2): 64-69.
- TANG Liang, CAI Kai-yi, XU Shi-fei. Identification of gas-liquid two-phase flow pattern in upward inclined pipe based on deep learning [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(2): 64-69.
- [20] 姚 添, 郭烈锦, 徐 强, 等. 基于压差信号融合特征的集输立管流型识别研究[J]. 工程热物理学报, 2020, 41(12): 3014-3019.
- YAO Tian, GUO Lie-jin, XU Qiang, et al. Investigation on flow regimes recognition in pipeline-riser based on fusion features of differential pressure signals[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2020, 41(12): 3014-3019.
- [21] 孙继平, 余星辰. 基于 CEEMD 分量样本熵与 SVM 分类的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法[J]. 采矿与安全工程学报, 2022, 39(5): 1061-1070.
- SUN Ji-ping, YU Xing-chen. Sound recognition method of coal mine gas and coal dust explosion based on CEEMD component sample entropy and SVM classification [J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2022, 39(5): 1061-1070.
- [22] 李翔宇, 李良星, 王闻婕, 等. 基于信号特征提取和 SVM 的多孔介质流型识别[J]. 工程热物理学报, 2022, 43(11): 2957-2965.
- LI Xiang-yu, LI Liang-xing, WANG Wen-jie, et al. Flow pattern identification of porous media based on signal feature extraction and SVM [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2022, 43(11): 2957-2965.

(刘 颖 编辑)