

基于 EEMD-Hilbert 谱的气液两相流钝体 绕流流型识别^{*}

陈露阳,尹佳雯,孙志强,姚凤艳,周 天

(中南大学能源科学与工程学院 长沙 410083)

摘 要:为了有效识别气液两相流的流型,以水和空气为实验介质,以涡街流量计为元件诱发钝体绕流,通过管壁差压法获取气液两相流钝体绕流的尾迹波动信号,采用集总经验模态分解对信号进行分解,通过 Hilbert 变换得到 Hilbert 边际谱,利用最大互相关系数法对固有模态函数进行筛选,选取特征固有模态函数能量比分别与体积含气率、两相雷诺数构建流型图。结果表明,构建的两类新流型图对单相水、泡状流、塞状流、弹状流等典型流型的识别率分别可达 91.67% 和 88.89%,能较好地满足工程实际应用的需求。

关键词:气液两相流;钝体绕流;流型识别;集总经验模态分解;Hilbert 变换

中图分类号: TK31 TH81 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Flow regime identification of gas-liquid two-phase flow with flow around bluff-body based on EEMD-Hilbert spectrum

Chen Luyang, Yin Jiawen, Sun Zhiqiang, Yao Fengyan, Zhou Tian

(School of Energy Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: In order to identify the flow regime of gas-liquid two-phase flow effectively, air and water are taken as the experiment media and a vortex flowmeter is employed as component to induce the flow around bluff-body. The duct-wall differential pressure method is adopted to acquire the wake fluctuation signals of the flow around bluff-body in the gas-liquid two-phase flow. The signals are decomposed with the ensemble empirical mode decomposition, and then the Hilbert marginal spectrum is obtained with Hilbert transform. The maximum cross-correlation coefficient method is used to sift the characteristic intrinsic mode functions. The energy ratios of the characteristic intrinsic mode functions are selected, and used to construct the flow-pattern maps together with the volumetric void fraction and the two-phase Reynolds number respectively. The results show that the two newly constructed flow-pattern maps can successfully identify the typical flow patterns such as single-phase water, bubble flow, plug flow and slug flow with the recognition rate up to 91.67% and 88.89% respectively, which can meet the needs of most practical engineering applications nicely.

Keywords: gas-liquid two-phase flow; flow around bluff-body; flow regime identification; ensemble empirical mode decomposition; Hilbert transform

0 引 言

流型是气液两相流的基本参数之一。在工业多相流应用系统中,流型不但影响到气液两相流的传热传质性能,还会影响到系统运行的安全可靠性和效率。此外,气

液两相流其他参数的测量也大多依赖于对流型的了解。由于气液两相流的相界面随机变化,且在流动过程中相界面之间存在相对速度和相间作用力,使得流动结构复杂多样,导致气液两相流流型识别难度大。因此,一直以来,流型识别都是气液两相流领域的重要研究课题。

气液两相流流型识别方法可分为直接法和间接法两类。直接法通过对气液两相流流动形态的直接观测来确

定流型,主要有射线衰减法、接触探头法和高速摄像法等。间接法则是通过对传感器测量信号的分析处理来推断流型。由于不同流型之间差异较大,而传感器的测量信号易受流动状态影响,故需采用适当的信号处理技术提取测量信号的特征参数,获得表征流型特征的信息,从而实现对流型的识别。因此,信号处理方法的选择显得尤为重要。各种时域、频域、时频域信号处理方法在气液两相流流型识别中都得到了应用。其中,时域方法只能显示信号的能量随时间的变化关系,应用较少;频域分析虽突出了信号的频率特征,却忽略了时间特征;而时频域分析则综合了两者的优点,因而应用较为广泛^[14]。

Hilbert-Huang 变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 是一种新型的信号分析方法,能够对非线性、非平稳信号进行时频分析^[5]。HHT 包括经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 和 Hilbert 变换两个步骤。首先,EMD 将信号分解为一系列固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF),再经 Hilbert 变换后,得到各个 IMF 分量的瞬时频率和瞬时振幅,得到 Hilbert 谱,即时频平面上信号的能量分布谱^[6],最后,将 Hilbert 谱在时间上进行积分,得到 Hilbert 边际谱。HHT 被应用于海洋流体力学、金融、机械故障诊断、生物医学等多个领域。孙斌等人^[7-8]利用 HHT 的固有模态分解特性对单相流涡街信号频率进行了估计,通过对文丘里流量计差压波动信号的分析处理,识别了单相水、泡状流、塞状流和弹状流;许杨等人^[9]和 Sun ZH. Q. 等人^[10]分别利用 EMD 的去噪能力实现了地磁测量精度的提高与涡街成分的分离;Peng J. Q. 等人^[11-13]利用 HHT 评估了具有双三角形钝体和单一钝体的涡街流量计在稳定流动和振荡流动中的抗干扰性能以及涡街在振荡流中的稳定性;Sun ZH. Q. 等人^[14]利用 EMD 构建了涡街能量比用以诊断涡街流量计中流动状态,对单相流及多相流的区分度高于 80%;Sun ZH. Q. 等人^[15]还利用 EMD 分析了气液两相流信号,基于 IMF 分量和体积含气率构建了流型图,对泡状流、弹状流、层状流的识别率达 90% 以上;针对 EMD 存在的严重模态混淆^[5,16]问题,Wu ZH. H. 等人^[17-18]和苗晟等人^[19]将白噪声加入到所需分解的信号中补充一些缺失的尺度,进而达到更好的分解结果,提出了改进的 EMD,即集总经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD);孙曙光等人^[20]采用将中值滤波与 EEMD 阈值去噪相结合的方法,有效完成了储能电机电流信号中的噪声干扰;洪翠等人^[21]利用基于 EEMD 的 HHT 方法对配电变压器的振动信号进行主成分提取,得到了绕组和铁芯振动的特征频带;田书等人^[22]提出一种基于 EEMD 和能量法的配电网故障选线新方法,提高了故障选线的可靠性与准确性。

气液两相流横向掠过非流线型柱体时,由于气相和液相成分的同时存在,尾迹中可能出现类似单相流涡街

的周期旋涡脱落,但更多的情况是出现不规则的尾迹波动。气液两相流与被绕流柱体之间的相互作用以及气相与液相之间的相互影响,致使气液两相流钝体绕流与其所处流场状态密切耦合,尾迹特性能够在很大程度上反映流型,通过采用适当的信号检测和处理方法,可以实现对气液两相流流型的有效识别^[23-24]。

在课题组前期对涡街流量计尾迹振荡特性分析的基础上^[25],本研究将 EEMD-Hilbert 谱方法引入到气液两相流的研究中,以水和空气为实验介质,以涡街流量计为元件诱发钝体绕流,通过管壁差压法得到气液两相流钝体绕流的尾迹波动信号,采用 EEMD 对信号进行分解,通过 Hilbert 变换得到 Hilbert 边际谱,利用最大互相关系数法对 IMF 分量进行筛选,最后,选取合适的特征参数和流动参数,构建气液两相流流型图,实现对气液两相流流型的识别。

1 EEMD-Hilbert 谱计算方法

EEMD 方法的基本思想是通过向原始信号中添加白噪声,利用筛分过程将信号分解为若干仅含单分量的固有模态函数。它们是幅值和频率变化的振荡函数,且必须满足以下两个条件:1)在整个数据中极值的个数与过零点的个数必须相等或最多相差 1;2)在任何一点,由局部极大值确定的信号包络和局部极小值确定的信号包络的平均值为 0。具体步骤如下:

1) 通过给原始信号 $x(t)$ 叠加一组高斯白噪声信号 $\omega(t)$ 获得总体信号:

$$X(t) = x(t) + \omega(t) \quad (1)$$

2) 将总体信号按照 EMD 方法进行分解,得到各阶 IMF 分量 c_i , i 表示第 i 个 IMF 分量, r 为残余项,则:

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r \quad (2)$$

3) 每次加入相同幅值的不同白噪声序列 $\omega_j(t)$,重复步骤 1) 和 2), 可得:

$$X_j(t) = \sum_{i=1}^n c_{ij} + r_j \quad (3)$$

式中: c_{ij} 为第 j 次加入白噪声时分解出的第 i 个 IMF 分量, r_j 为第 j 次加入白噪声时候分解出的残余项。

4) 利用高斯白噪声频谱的零均值原理,消除白噪声作为时域分布参考结构带来的影响,原始信号对应的 IMF 分量可表示为:

$$c_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N c_{ij}(t) \quad (4)$$

式中: N 表示加入白噪声的次数, $c_i(t)$ 表示对原始信号进行 EEMD 分解得到的第 i 个 IMF 分量。

EEMD 中所加高斯白噪声的次数服从式 (5) 的统计规律。

$$\varepsilon_n = \frac{\varepsilon}{\sqrt{N}} \quad (5)$$

式中: ε_n 为分解误差, ε 为白噪声的幅值。本研究取 $\varepsilon_n = 0.2$, $N = 100$ 。

利用 Hilbert 变换对每一阶 IMF 分量进行处理:

$$\hat{c}_i(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c_i(\tau)}{\pi(t-\tau)} d\tau \quad (6)$$

记为:

$$\hat{c}(t) = H[c(t)] \quad (7)$$

构造解析信号:

$$z_i(t) = c_i(t) + j\hat{c}_i(t) = a_i(t)e^{j\phi_i(t)} \quad (8)$$

分别得到瞬时相位函数和瞬时幅值函数:

$$\phi_i(t) = \arctan \frac{\hat{c}_i(t)}{c_i(t)} \quad (9)$$

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + \hat{c}_i^2(t)} \quad (10)$$

求得瞬时频率:

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \omega_i(t) = \frac{1}{2\pi} \cdot \frac{d\phi_i(t)}{dt} \quad (11)$$

进而得到 $x(t)$ 的另一种表示方式:

$$x(t) = \text{RP} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \quad (12)$$

式(12)中省略了残差 r , 它是一个单调函数或者常量, 代表着长期振荡。RP 表示取实部。

展开式(12)即为 Hilbert 谱:

$$H(\omega, t) = \text{RP} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \quad (13)$$

在时间上对 Hilbert 谱进行积分, 得到 Hilbert 边际谱 $h(\omega)$:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (14)$$

式中: T 为信号数据的总长度。

Hilbert 谱描述在整个频率段上信号的幅值随时间和频率的变化^[17], 而 Hilbert 边际谱仅反映在整个频率段上信号的幅值随频率的变化情况。

2 实验装置与过程

如图1所示, 气液两相流实验在水平管路中进行, 实验系统主要由水箱、水泵、空压机、稳压罐、流量计、混相器及实验段组成。实验工质为空气和水, 分别由空气压缩机和水泵导入各自的稳压罐中进行稳压, 再经转子流量计测量空气流量、电磁流量计测量水流量后进入混相器进行混合, 经过足够长的直管段后进入实验段。实验段由涡街流量计、差压传感器、信号调理板及数字示波器组成。涡街流量计用以产生钝体绕流, 连接涡街流量计的前、后直管段长度分别为 $80D$ 和 $30D$ ($D = 50 \text{ mm}$ 为管道内径), 在前直管段上安装了一段透明窗用于观察流型。

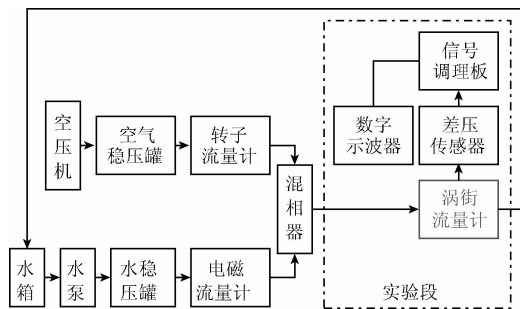


图1 气液两相流实验系统

Fig. 1 Schematic diagram of the gas-liquid two-phase flow experiment system

实验的空气和水流量范围分别为 $0 \sim 16 \text{ m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$ 和 $5 \sim 18 \text{ m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$ 。在每一组实验中, 先保持水通道的阀门开度一定, 通过逐渐加大气通道阀门开度以调整体积含气率。当完成一组实验后, 调整水通道的阀门开度至一新值, 再逐渐加大气通道阀门开度, 如此循环反复进行实验, 直至水流量达到其上限为止。采用周向管壁差压法获取气液两相流钝体绕流的尾迹波动信号^[26], 两个取压孔位于旋涡发生体迎流面下游 $0.2D$, 通过 Tektronix TDS3054B 示波器对波动差压信号进行采集, 采样频率为 2.5 kHz , 每次采样 $10\,000$ 点。

气液两相雷诺数的计算式为:

$$Re_{\text{DTP}} = \frac{Du_{\text{TP}}}{\nu_{\text{TP}}} \quad (15)$$

式中: u_{TP} 和 ν_{TP} 为气液两相流的平均速度和运动黏度。其计算式分别为:

$$u_{\text{TP}} = \frac{q_{\text{vTP}}}{A} \quad (16)$$

$$q_{\text{vTP}} = q_{\text{vG}} + q_{\text{vL}} \quad (17)$$

$$\nu_{\text{TP}} = \frac{\mu_{\text{TP}}}{\rho_{\text{TP}}} \quad (18)$$

式中: A 为管道横截面积, q_{vTP} 、 q_{vG} 和 q_{vL} 分别为气液两相流、气相和液相的体积流量, μ_{TP} 和 ρ_{TP} 为气液两相流的动力黏度和密度。其计算式分别为:

$$\mu_{\text{TP}} = \beta\mu_{\text{G}} + (1 - \beta)\mu_{\text{L}} \quad (19)$$

$$\rho_{\text{TP}} = \beta\rho_{\text{G}} + (1 - \beta)\rho_{\text{L}} \quad (20)$$

式中: μ_{G} 和 μ_{L} 分别为气相和液相的动力黏度, ρ_{G} 和 ρ_{L} 分别为气相和液相的密度, β 为体积含气率。在本研究中的计算式为:

$$\beta = \frac{q_{\text{vG}}}{q_{\text{vTP}}} \quad (21)$$

3 流型特征的提取

本研究采用目测法通过实验段上的透明窗观测流

型,实验过程中出现了多种典型流型及其过渡状态。为确保特征提取的准确性,须采集到所研究流型足够多的样本,受实验条件所限,研究过程中分层流和环状流难以稳定维持,采集到的样本数量少,难以满足特征提取的需求,因此本研究仅对单相水、泡状流、塞状流和弹状流等 4 种区分度较好的流型进行讨论。针对这些流型,实验中共采集到 182 组数据,其中单相水 10 组、泡状流 41 组、塞状流 22 组、弹状流 109 组。不同流型对应的钝体绕流差压波动信号如图 2 所示。

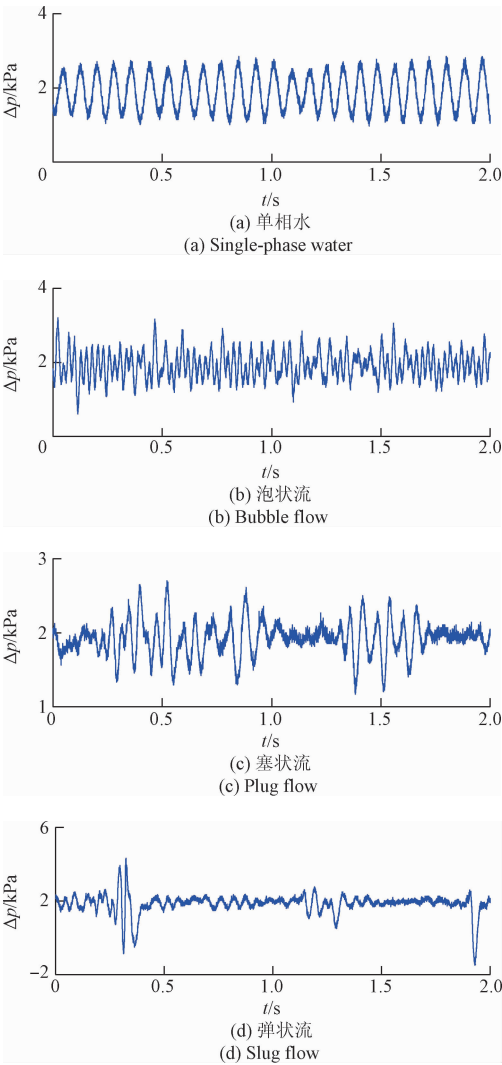
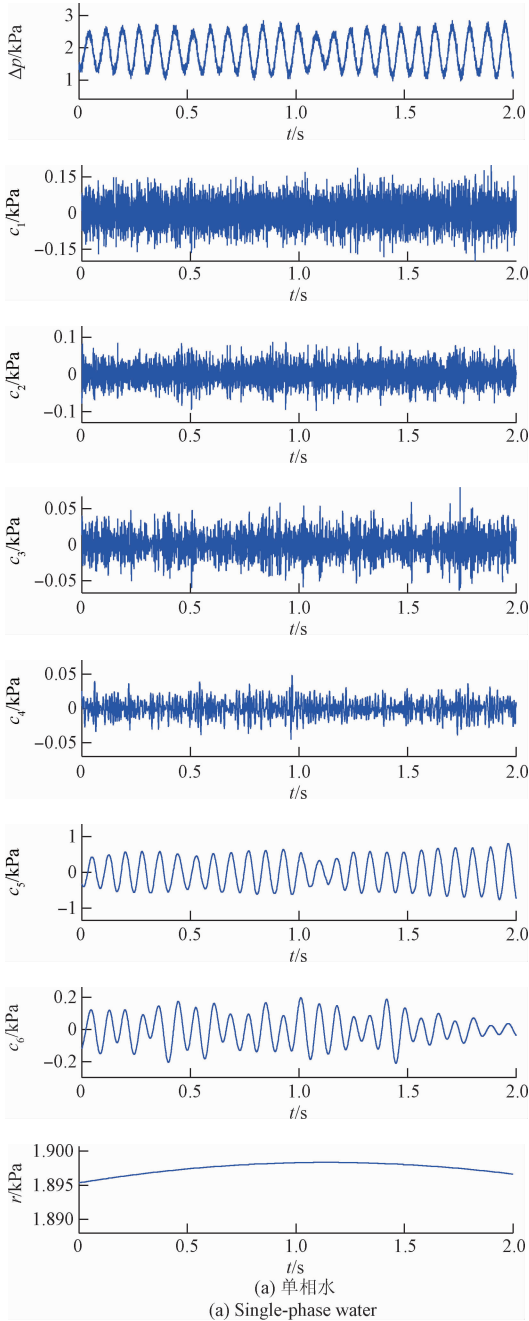


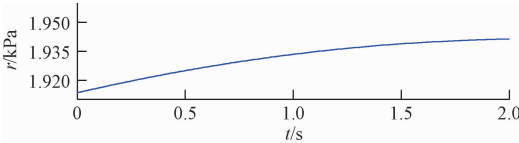
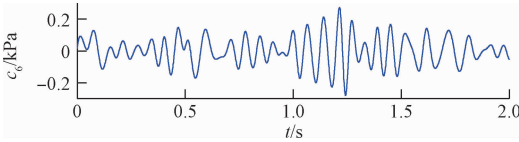
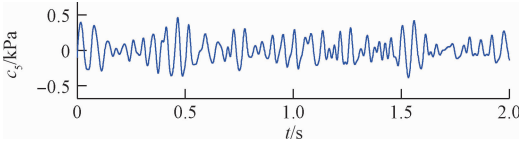
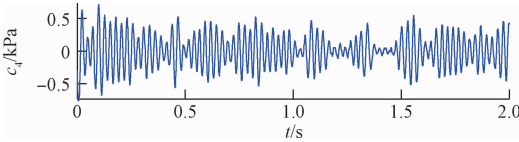
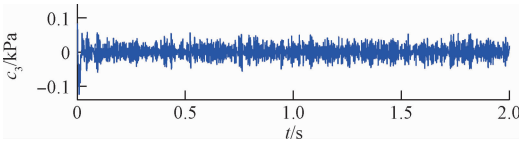
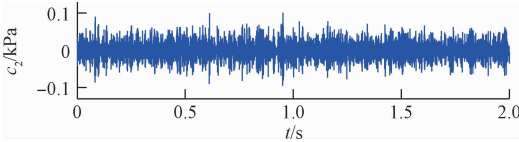
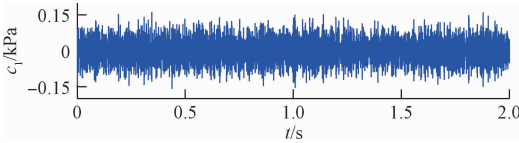
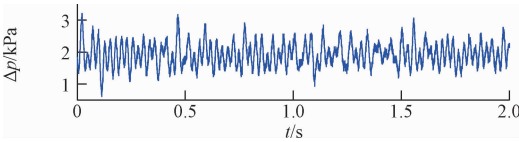
图 2 不同流型的钝体绕流差压波动信号
Fig. 2 The differential pressure fluctuation signals of the flow around bluff body for different flow patterns

从图 2 可以发现,虽然不同流型的差压波动信号形式上呈现出一定的差异,但却无法实现对流型的定量区分。本文采用 EEMD 对管壁差压信号进行分解,得到 4 种流型的 IMF 分量如图 3 所示。在分解出的 IMF 分量

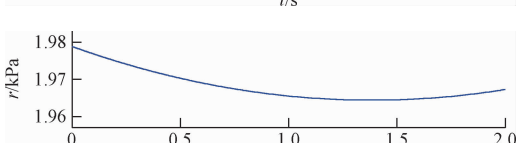
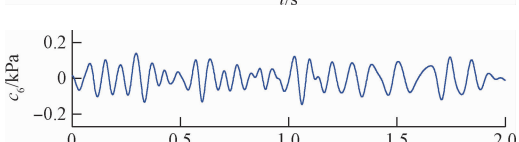
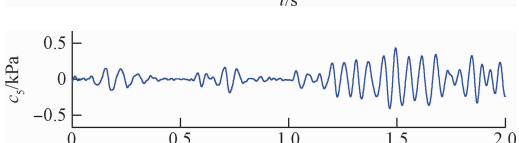
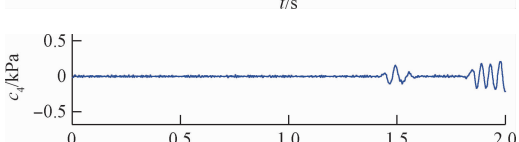
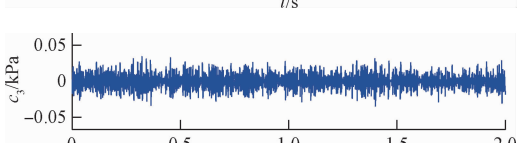
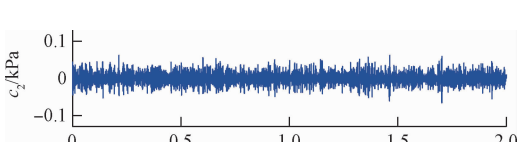
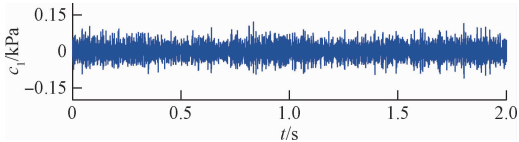
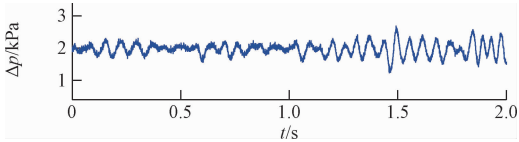
中,后 6 个所占能量较少,对原始信号贡献较少,因此未在图中给出。

在图 3 中, $c_1 \sim c_6$ 为原始信号分解后得到的主要 IMF 分量, r 为残差。可以看到,IMF 分量的频率由上而下逐渐减小,高频分量的波动杂乱且不规律,可认为基本上是噪声。而低频分量则呈现出一定的规律性,某些低频分量的波动形式与原始信号具有较高相似性(如单相流中的 c_5 ,泡状流中的 c_4 ,塞状流中的 c_5 及弹状流中的 c_5)。与其他分量相比,这些分量的能量略大,但相比于原始信号,其在总能量的比例较小,大部分能量分布于残差中。

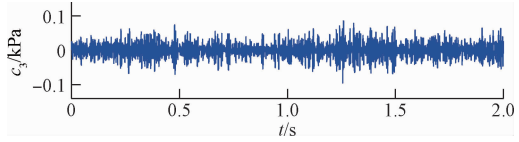
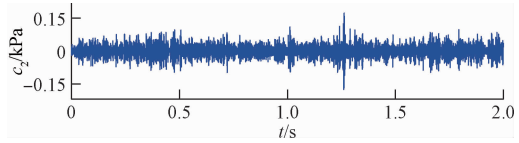
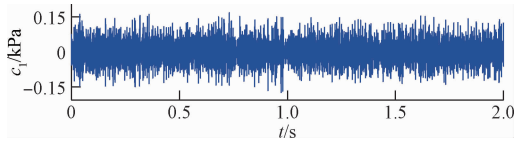
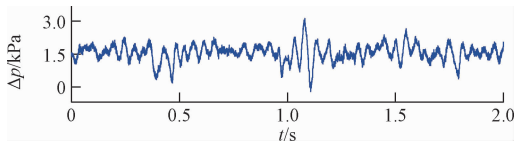




(b) 泡状流
(b) Bubble flow



(c) 塞状流
(c) Plug flow



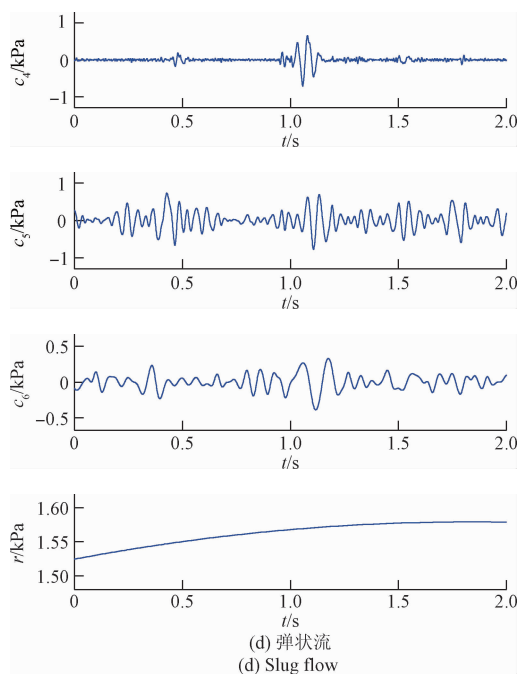


图 3 不同流型的 EEMD 分解结果

Fig. 3 EEMD decomposition results for different flow patterns

完成原始信号的 EEMD 分解后,对其 IMF 分量进行 Hilbert 变换计算 Hilbert 谱,再在时间上进行积分得到 Hilbert 边际谱,如图 4 所示。从图 4 中可看出在整个频率段上信号的幅值随频率的变化情况,代表了整个数据段内幅值在概率意义上的积累。观察图 4 中各流型的边际谱可知,在大部分频率区域幅值接近 0,非零幅值多数集中在 0 ~ 100 Hz。随着气相含率的增大,非零幅值所占的频率区域也越来越宽,各流型边际谱的峰值大小相差较大,单相流的峰值约为 2.5 Pa · s,其他 3 种流型的峰值介于 0.1 ~ 0.6 Pa · s,单相流峰值的数量级高于其他 3 种流型的幅值,泡状流、塞状流及弹状流的幅值数量级相当。这与流动中扰动的剧烈程度、气液时空分布不均匀性、相界面的不稳定演变等有关。单相水的边际谱中只含有 1 个波峰,且波峰尖锐,表示该信号中只有一种主要波动成分。泡状流、塞状流、弹状流的边际谱形态复杂,呈锯齿状。在泡状流中,小于主峰频率区域存在几个峰值略小的波峰,这与泡状流内部小气泡在钝体绕流场中流动有关。由此可见,流型特征与幅值有关联性。

为找到能够代表原始信号波动的分量以实现流型的识别,采用最大互相关系数法对各原始信号 EEMD 分解所得的 IMF 分量进行筛选。首先,按照式 (22) 求得各 IMF 分量与原始信号的互相关系数。

$$\gamma = \frac{\text{cov}(x, c_j)}{\sqrt{\text{var}(x, x) \cdot \text{var}(c_j, c_j)}} \quad (22)$$

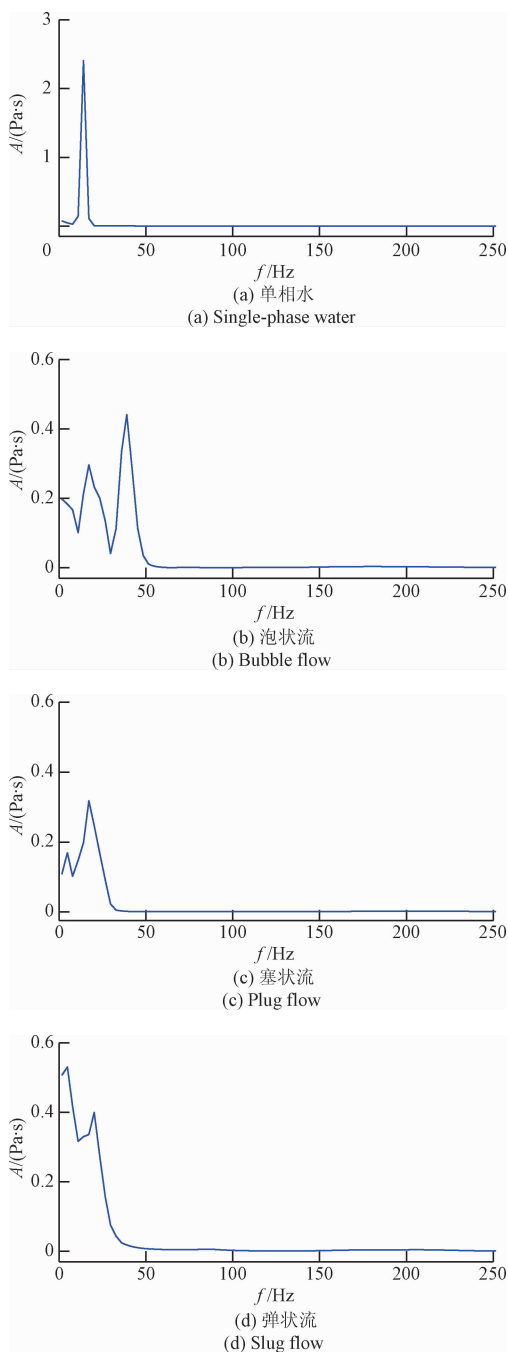


图 4 Hilbert 边际谱

Fig. 4 Hilbert marginal spectra

式 (22) 中: $\text{var}()$ 表示方差函数, $\text{cov}()$ 表示协方差函数, x 为原始信号, c_j 代表不同的 IMF 分量。互相关系数的范围为 $[-1, 1]$, 反应了两个信号在不同相对位置上的互相匹配程度。

然后,比较各互相关系数的大小,找到最大互相关系数所对应的 IMF 分量,本文将其定义为该原始信号的“特征 IMF”,认为该分量在很大程度上能代表原始信号的波动特征。采用最大互相关系数的方法对特征 IMF 进

行提取,主要根据 IMF 分量的正交特性,因而原始信号与真实 IMF 分量之间的相关性较好,反之,非特征分量与原始信号的相关性则较差,故将互相关系数法用于判别特征分量是可行的。

表 1 所示为图 3 中 4 种流型的差压波动信号的部分 IMF 分量与其原始信号的互相关系数。从表 1 中可以发现,不同流型的互相关系数变化情况也略有不同。前 3 个 IMF 分量的互相关系数均小于 0.2,与原始信号关联性较差,这是由于前 3 个 IMF 分量多为高频噪声分量;而其他分量的相关系数较大,相关性较强,最大互相关系数多分布在 c_5 ,可达 0.7~0.9,这与图 3 中观测出的结果相近,即单相流、塞状流及弹状流的特征 IMF 为 c_5 ,泡状流的为 c_4 。并且从表 1 中还可以看到,单相水的最大互相关系数最高(接近 1),这是由于单相流的原始信号波动较为规律,波形简单,单一的分量基本可以涵盖该原始信号的波动特征。

表 1 不同流型 IMF 分量的互相关系数

Table 1 Cross correlation coefficients of the IMF components for different flow patterns

流型	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
单相流	0.124 4	0.094 7	0.064 4	0.069 8	0.983 3	0.860 6
泡状流	0.152 3	0.118 4	0.163 6	0.782 5	0.673 9	0.438 7
塞状流	0.137 4	0.113 6	0.083 5	0.681 6	0.865 7	0.431 9
弹状流	0.142 5	0.118 5	0.093 8	0.574 4	0.770 1	0.523 7

原始信号经分解和提取特征分量后,对其进行流型识别需对不同流型进行量化,而量化的最佳途径即选取适当的特征参数,本文采用能量比^[27]作为特征参数,其定义为:

$$R = \frac{E_{\text{IMFC}}}{E_{\text{TOT}}}$$

(23)

$$E_{\text{TOT}} = \sum_{i=1}^n E_{\text{IMFi}}$$

(24)

$$E_{\text{IMFi}} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m |c_{ik}(t)|^2$$

(25)

式中: E_{IMFC} 为特征 IMF 的能量, E_{TOT} 原始信号的总能量, E_{IMFi} 表示第 i 个 IMF 分量的能量, k 代表时间序列。

4 流型图的构建与验证

以计算得到的特征 IMF 能量比为基础,构建以体积含气率 β 和两相雷诺数 Re_{DTP} 为自变量的流型图,用于识别气液两相流钝体绕流流型。主要步骤如下:1)绘制数据。随机选取各种流型数据的 80% 用来绘制流型分布

图,分别以能量比、体积含气率或两相雷诺数为横纵坐标将各个数据点绘制出来,将不同流型的数据点呈现在同一幅直角坐标图上。2)划分边界。在流型分布图上将不同流型用直线分隔开,划分时采用直线划分,相邻边界之间只能用一条直线区分,不可出现折线或曲线,并且不同流型数据点出现交叉时,以相交区域的平分线为准进行划分。3)形成流型图。保留流型边界,删掉用来确定边界的数据点并在每个区域标注流型。确定流型图后,选取剩余的 20% 数据进行验证,将数据点标示于流型图中,观察数据点与划分的边界的吻合情况。表 2 所示为实验数据中用于确定流型的组数和试验验证组数情况。

表 2 构建流型图的数据

Table 2 The data for constructing flow-pattern maps

流型	实验总组数	确定流型组数	试验组数	样本百分比/%
单相水	10	8	2	20.00
泡状流	41	33	8	19.50
塞状流	22	18	4	18.18
弹状流	109	87	22	20.01
合计	182	146	36	19.78

4.1 能量比与体积含气率流型图

图 5(a)所示为不同流型特征 IMF 能量比随体积含气率的分布情况。泡状流特征 IMF 能量比的范围为 0~0.13,对应的体积含气率为 0.1~0.5;塞状流的体积含气率略高于泡状流,且与泡状流存在较多重叠,其特征 IMF 能量比介于 0~0.02 之间,基本上均小于泡状流和弹状流;弹状流的体积含气率在所研究的流型中最高(其值介于 0.50~0.92),弹状流的特征 IMF 能量比较大且分布较广,主要分布于 0~0.50。还可以看到,单相水的特征 IMF 能量比变化范围大,这是由于通过最大互相关系数选取与原始信号最相似的特征分量后,单相水的流动状态相对简单,干扰噪声较少,特征 IMF 的幅值较大,因而含有较高的能量,故能量比相对较大。泡状流和塞状流流型状态复杂,特征分量所含能量较小,故能量比较小。弹状流波动剧烈,特征 IMF 所含能量较大,故能量比较高。图 5(b)所示为构建的基于气液两相流钝体绕流的 β - R 流型图,4 种不同流型之间存在较为明显的边界。图 5(c)所示为利用验证数据对 β - R 流型图的验证情况,表 3 所示为各流型的识别率,可以看到总的流型识别率为 91.67%,符合大部分工业实际应用的需求,其中,单相水和弹状流的识别率较高,而塞状流及泡状流的识别率略低。

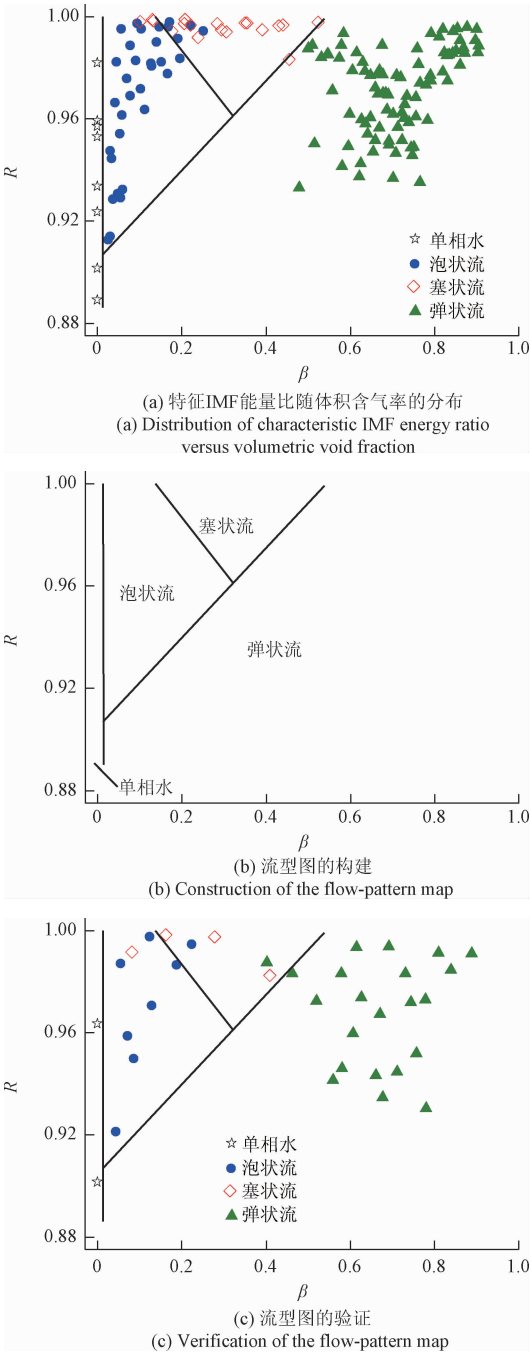


图5 特征 IMF 能量比与体积含气率流型图

Fig.5 Flow-pattern map of characteristic IMF energy ratio versus volumetric void fraction

表 3 β - R 流型识别结果

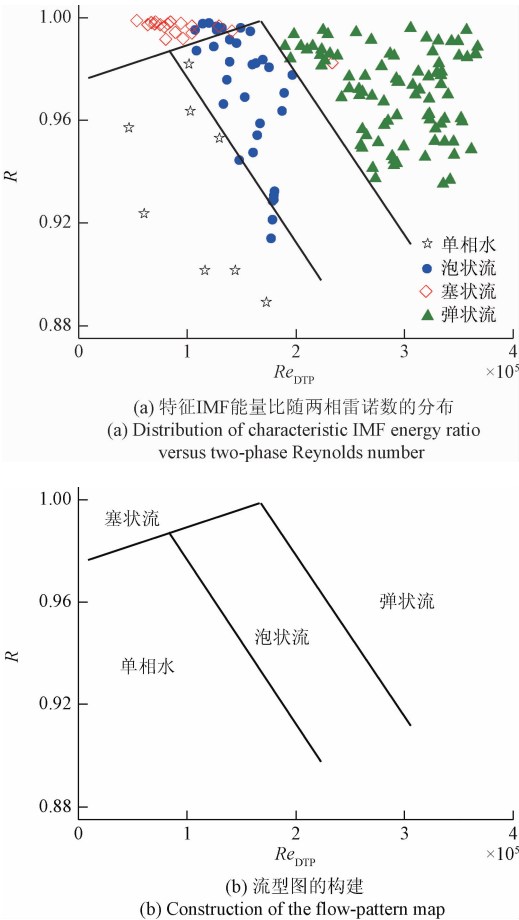
Table 3 The β - R flow regime identification result

流型	试验组数	正判组数	误判组数	识别率/%
单相水	2	2	0	100.00
泡状流	8	7	1	87.50
塞状流	4	3	1	75.00
弹状流	22	21	1	95.45
合计	36	33	3	91.67

4.2 能量比与两相雷诺数流型图

图 6(a) 所示为不同流型的特征 IMF 能量比随两相雷诺数的分布情况。泡状流的两相雷诺数分布介于塞状流和弹状流之间,单相流的雷诺数分布于泡状流与塞状流之间。这主要是由于同一水流量下,弹状流的平均速度最大,塞状流次之,泡状流最小;而运动黏度则是泡状流最大,塞状流次之,弹状流最小,根据两相雷诺数的计算式可知,当管径一定时,两相雷诺数与平均流速成正比而与运动黏度成反比,故而有 $Re_{DTP}(\text{弹状流}) > Re_{DTP}(\text{泡状流}) > Re_{DTP}(\text{塞状流})$ 。在温度和管径一定时,单相水的雷诺数只与流速有关,流量越大则流速越大,故雷诺数越大。

图 6(b) 所示为构建的基于气液两相流钝体绕流的 $Re_{DTP}-R$ 流型图。由图可知,4 种流型的局部分布大致相似,且流型之间存在较为明显的边界。图 6(c) 所示为利用验证数据对 $Re_{DTP}-R$ 流型图的验证情况,表 4 给出了各流型的识别率,可以看到总的流型识别率为 88.89%,略低于 β - R 流型图。对于实验数据而言,泡状流及弹状流的区分率较高,而塞状流及单相水的区分率稍低。造成不同流型间识别率悬殊较大的原因是两相雷诺数受气液两相流的平均速度、黏度、体积含气率等参数的共同影响。



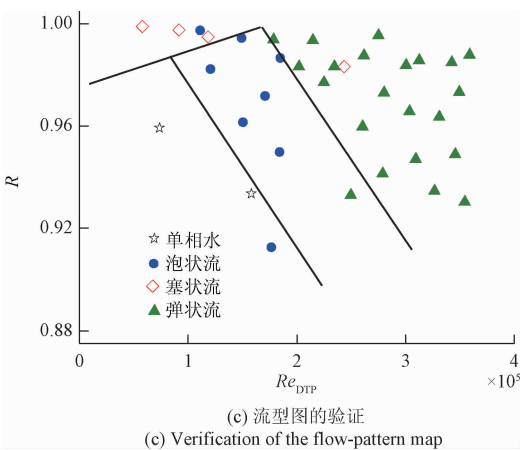


图 6 特征 IMF 能量比与两相雷诺数流型图
Fig. 6 Flow-pattern map of characteristic IMF energy ratio versus two-phase Reynolds number

表 4 Re_{DTP} 流型识别结果
Table 4 The Re_{DTP} flow regime identification result

流型	试验组数	正确识别组数	误判组数	识别率/%
单相水	2	2	0	100.00
泡状流	8	6	2	75.00
塞状流	4	3	1	75.00
弹状流	22	21	1	95.45
合计	36	32	4	88.89

5 结 论

EEMD 可有效对气液两相流钝体绕流差压信号进行分解,不同流型的 Hilbert 边际谱的频率与幅值关系的形式差异较显著,流型与差压信号能量有关联性。

采用最大互相关系数法对 IMF 分量进行筛选,确定最能反映流型变化的特征 IMF,提出以特征 IMF 在信号全部 IMF 总能量中的比值作为流型识别特征参数。

以特征 IMF 能量比分别与体积含气率、两相雷诺数构建的流型图能够较好区分单相水、泡状流、塞状流和弹状流等气液两相流流型,识别率分别为 91.67% 和 88.89%。

参考文献

[1] ELPERIN T, KLOCHKO M A. Flow regime identification in a two-phase flow using wavelet transform [J]. Experiments in Fluids, 2002, 32(6): 674-682.

[2] ROSA E S, SALGADO R M, OHISHI T, et al. Performance comparison of artificial neural networks and expert systems applied to flow pattern identification in vertical ascendant gas-liquid flows [J]. International Journal of Multiphase Flow, 2010, 36(9): 738-754.

[3] 孙志强, 张宏建. 气液两相流水平绕流柱体的动态压降特性 [J]. 高校化学工程学报, 2008, 22(3): 378-383.

SUN ZH Q, ZHANG H J. Dynamic pressure drop property of gas-liquid two-phase flow around a horizontal cylinder [J]. Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities, 2008, 22(3): 378-383.

[4] WANG C, YU H Y, WU D Y. Volume fraction measurement of oil-water two-phase flow using a coaxial conductivity sensor [J]. Instrumentation, 2014, 1(1): 49-58.

[5] HUANG N E, SHEN ZH, 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 A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[6] WU ZH H, HUANG N E, CHEN X Y, et al. The multi-dimensional ensemble empirical mode decomposition method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(3): 339-372.

[7] 孙斌, 周洪亮, 张宏建, 等. 基于 Hilbert-Huang 变换的涡街信号处理方法 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2005, 39(6): 801-804.

SUN B, ZHOU H L, ZHANG H J, et al. Research on vortex signal processing based on Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2005, 39(6): 801-804.

[8] 孙斌, 张宏建. 基于 HHT 的两相流动态信号提取与滤波的研究 [J]. 传感技术学报, 2007, 20(4): 862-865.

SUN B, ZHANG H L. Research on extract and filter of dynamic signal of two-phase flow based on HHT [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(4): 862-865.

[9] 许杨, 石志勇, 刘会春, 等. 一种基于 EMD 和形态滤波的抗电磁干扰方法 [J]. 国外电子测量技术, 2010, 29(12): 20-23.

XU Y, SHI ZH Y, LIU H CH, et al. An anti-electromagnetic interference method based on EMD and

- morphology compensation algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2010, 29 (12): 20-23.
- [10] SUN ZH Q, ZHOU J M, ZHOU P. Application of Hilbert-Huang transform to denoising in vortex flowmeter[J]. Journal of Central South University of Technology, 2006, 13(5): 501-505.
- [11] PENG J G, FANG M. Response of a dual triangulate bluff body vortex flowmeter to oscillatory flow[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2014, 35(3): 16-27.
- [12] PENG J G, ZHANG G. Analysis of signal characteristics of swirlmeter in oscillatory flow based on Hilbert-Huang transform (HHT) [J]. Measurement, 2012, 45 (7): 1765-1781.
- [13] PENG J G, WANG W L, FANG M. Hilbert-Huang transform (HHT) based analysis of signal characteristics of vortex flowmeter in oscillatory flow [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2012, 26(4): 37-45.
- [14] SUN ZH Q, ZHANG H J. Application of empirical mode decomposition based energy ratio to vortex flowmeter state diagnosis [J]. Journal of Central South University of Technology, 2009, 16(1): 154-159.
- [15] SUN ZH Q, GONG H. Energy of intrinsic mode function for gas-liquid flow pattern identification[J]. Metrology and Measurement Systems, 2012, 19(4): 759-766.
- [16] 邸忆, 顾晓辉, 车龙, 等. 基于改进 EEMD 及能量特征的战场目标识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 914-921.
- DI Y, GU X H, CHE L, et al. Battlefield target recognition method based on improved EEMD and energy feature [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(6): 914-921.
- [17] WU ZH H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [18] WU ZH H, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2004, 460(2046): 1597-1611.
- [19] 苗晟, 王威廉, 姚绍文. Hilbert-Huang 变换发展历程及其应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(8): 812-818.
- MIAO SH, WANG W L, YAO SH W. Historic development of HTT and its applications[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(8): 812-818.
- [20] 孙曙光, 赵黎媛, 杜太行, 等. 基于电机电流分析的万能式断路器机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 952-960.
- SUN SH G, ZHAO L Y, DU T H, et al. Diagnosis on the mechanical fault of universal circuit breaker based on motor current analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 952-960.
- [21] 洪翠, 杨华锋, 卢国仪, 等. 基于振动信号 SVM 分类的配变故障识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1299-1308.
- HONG C, YANG H F, LU G Y, et al. Fault identification method for distribution transformer based on SVM classification of vibration signal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (6): 1299-1308.
- [22] 田书, 寿好俊. 基于 EEMD 和能量法的谐振接地配电网故障选线研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(9): 176-181.
- TIAN SH, SHOU H J. Study on fault line selection in resonant earthed distribution network based on EEMD and energy[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(9): 176-181.
- [23] SUN ZH Q, CHEN Y P, GONG H. Classification of gas-liquid flow patterns by the norm entropy of wavelet decomposed pressure fluctuations across a bluff body[J]. Measurement Science and Technology, 2012, 23 (12): 56-56.
- [24] SUN ZH Q, ZHANG H J. Neural networks approach for prediction of gas liquid two-phase flow pattern based on frequency domain analysis of vortex flowmeter signals[J]. Measurement Science and Technology, 2008, 19(1): 015401.
- [25] 姚凤艳, 周天, 孙志强. 基于 EEMD-Hilbert 谱的涡街流量计尾迹振荡特性[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(2): 395-402.
- YAO F Y, ZHOU T, SUN ZH Q. Analysis of vortex flowmeter wake fluctuation based on EEMD-Hilbert spectrum [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(2): 395-402.
- [26] SUN ZH Q, ZHANG H J, ZHOU J M. Investigation of the pressure probe properties as the sensor in the vortex flowmeter [J]. Sensors and Actuators A: Physical,

2007, 136(2): 646-655.

[27] 孙志强, 张宏建. 涡街流量计信号能量的功率谱式表征与应用[J]. 传感技术学报, 2007, 20(8): 1800-1804.

SUN ZH Q, ZHANG H J. Power spectrum based representation of vortex flowmeter signal energy and its application [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(8): 1800-1804.

作者简介



陈露阳,2015 年于中南大学获得学士学位,现为中南大学博士研究生,主要研究方向为多相流测试技术。

E-mail: lychen@csu.edu.cn

Chen Luyang received her B. Sc. degree from Central South University in 2015. Now she is a Ph. D. candidate in Central South University. Her main

research interest is multiphase flow measurement.



孙志强(通讯作者),分别在 2002 年和 2004 年于中南大学获得学士学位和硕士学位,2007 年于浙江大学获得博士学位,现为中南大学教授,主要研究方向为多相流理论与测试、热设计与传热优化、能源新技术及应用等。

E-mail: zqsun@csu.edu.cn

Sun Zhiqiang (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Central South University in 2002 and 2004, respectively, and received his Ph. D. degree from Zhejiang University in 2007. Now, he is a professor in Central South University. His main research interests include theory and measurement techniques for multiphase flow, thermal design and optimization of heat transfer, and new energy resource technology and application.