

自适应变分模态分解算法在高温高压水空化特性分析中的应用

许博, 胡鸿飞, 王海军

(西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对高温高压流动工况下,空化状态判断困难、传统分析方法难以有效提取压力脉动信号中的有效信息的问题,以孔板为对象,开展了高温高压水的空化实验,并提出了一种基于遗传算法的自适应变分模态分解(AVMD)算法。该算法通过结合中心频率法、遗传算法、功率谱熵和相对能量等技术,自适应地确定变分模态分解算法中的超参数并有效去除信号中的噪声成分,提高了空化特征的提取精度。结果表明:AVMD算法能够精确捕捉到高温高压水流经孔板时空化现象的发生和发展,识别空化起始点、转捩点以及空化强度的变化;当高温高压水流经孔板后,压力脉动的无量纲频率在0.04~0.35、压力脉动的无量纲幅值在0.014~0.067时,空化现象开始出现;随着空化强度增加,管内压力脉动幅值和频率整体呈增大趋势;空化起始转捩点及空化严重转捩点与入口压力和工质入口过冷度密切相关。AVMD算法能够有效提高空化特性分析的精度,尤其是在复杂流动条件下的空化预测,为压水堆核电站冷却剂系统和高压蒸汽系统的稳定运行提供理论依据和参考。

关键词: 高温高压水;空化特性;自适应变分模态分解;孔板

中图分类号: TK121 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202501006 **文章编号:** 0253-987X(2025)01-0056-12

Application of Adaptive Variational Mode Decomposition Algorithm in Cavitation Characteristics Analysis of High-Temperature and High-Pressure Water

XU Bo, HU Hongfei, WANG Haijun

(School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In high-temperature and high-pressure flow conditions, accurately determining cavitation states and extracting useful information from pressure fluctuation signals pose significant challenges. To address these issues, cavitation experiments are conducted with high-temperature and high-pressure water flowing through orifices, and an adaptive variational mode decomposition (AVMD) algorithm based on a genetic algorithm is proposed. This algorithm combines techniques such as the central frequency method, genetic algorithm, power spectral entropy, and relative energy to adaptively determine the hyperparameters of the variational mode decomposition and effectively remove noise from the signals, thus improving the precision of cavitation feature extraction. The results show that the AVMD algorithm can accurately capture the onset and development of cavitation phenomena in high-temperature, high-pressure water flowing through orifices, and can identify the initiation points, transition points, and variations in cavitation intensity. When high-temperature, high-pressure water passes

through the orifice, cavitation occurs when the dimensionless frequency of pressure fluctuations falls within the range of 0.04 to 0.35, and the dimensionless amplitude is between 0.014 and 0.067. As cavitation intensity increases, the pressure fluctuation amplitude and frequency within the pipe generally increase. The initiation and severe transition points of cavitation are closely related to the inlet pressure and the subcooling degree of the working fluid at the entrance. The AVMD algorithm effectively improves the accuracy of cavitation characteristic analysis, particularly in cavitation prediction under complex flow conditions, providing theoretical support and references for the stable operation of pressurized water reactor (PWR) coolant systems and high-pressure steam systems.

Keywords: high-temperature and high-pressure water; cavitation characteristics; adaptive variational mode decomposition; orifice plates

空化是一种流体动力学现象,通常发生在液体快速流动或压力变化的环境中。当液体局部压力降低至饱和蒸气压以下时,液体会气化形成气泡或空穴。空泡的坍塌会对周围的固体表面产生强烈的冲击,产生振动和噪声等问题^[1-3]。室温下水的空化过程已经得以广泛研究,但在压水堆核电站冷却剂回路以及高压蒸汽系统当中,水通常处于高温高压状态,其空化的形成条件与控制更加复杂。在快速流动和热交换过程中,空化现象的发生不仅会加剧流体的湍流脉动,还会造成旋转机械叶片以及阀门的疲劳损伤和破坏,从而影响系统的效率 and 安全性。因此,研究高温高压水的空化现象对于确保系统安全运行具有重要意义。

已有研究表明,压力脉动信号与空化结构的演化密切相关。Chen 等^[4]进行了文丘里管的空化实验,将压力脉动信号与可视化结果相结合分析了空化结构的演化,发现在管内出现空化后,压力脉动信号出现更加明显的周期性特征。李贝贝等^[5]通过监测管道振动加速度信号,依据频率和幅值特征并结合可视化手段对调节阀内的空化状态进行了识别和判断。Esposito 等^[6]发现压力脉动的主导频率和压力脉动幅值会随空化强度的不同产生变化,对比可视化结果发现,在发生空化时,压力脉动幅值会突然增大。但是,在一些高温高压流动环境中,如核电厂、石油和天然气管道系统中,由于无法直接观察流体的流动情况,管内压力脉动成为识别空化状态的重要指标之一。

在流动过程中,湍流和空化引起的压力脉动信号具有非线性和非稳态特性。为了将压力脉动信号作为判断是否发生空化的指标,需要分离不同源头的压力脉动信号。文献^[5-7]使用了快速傅里叶变换、互补集合经验模态分解等方法对压力脉动信号进行处理。然而,这些方法存在一些局限性,如频谱混叠和端点效应等问题^[8-10]。变分模态分解技术采用镜像延拓方法,在本征模态函数求解过程中避免了端点效

应的影响^[11],但仍需要合理设置分解层数、二次惩罚因子和更新率,否则可能导致模态混叠和虚假模态的产生。为优化超参数选择,研究人员借助智能算法来探索超参数空间。Chen 等^[12]采用鲸鱼算法优化了变分模态分解中的两个超参数,并结合移动平均法去除噪声,取得了良好的去噪效果。然而,这些方法需要人为确定分解层数是否合理,存在一定局限性。

本文以常见的空化流动装置孔板为对象,开展了高温高压水流经孔板的空化实验,并提出了一种基于遗传算法的自适应变分模态分解算法。通过对管内流体压力脉动信号的分解,实现了对管内空化初生的判断并进一步分析了高温高压流体的空化特性,为高温高压管路系统设计和安全运行提供了重要参考。

1 实验系统

孔板空化实验在高温高压气液两相流实验系统上进行,实验系统图如图 1 所示。该实验系统包含实验循环回路以及冷却循环回路,两个循环回路中的流体通过冷凝器进行换热。在实验循环回路中,自来水通过离子交换柱被制备成为去离子水注入水箱,水箱中的去离子水通过高压柱塞泵加压送入预热段,预热段采用三点式电加热方式对管内流体进

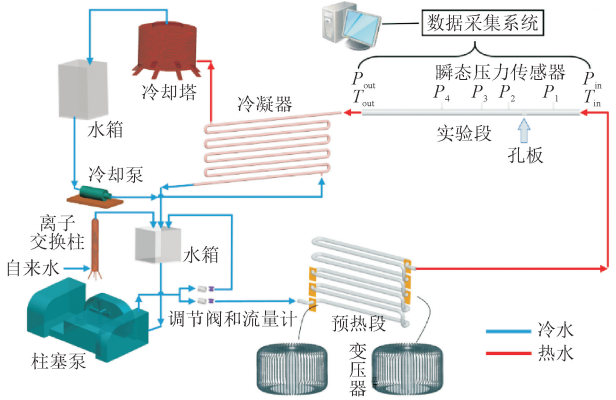


图 1 实验系统图

Fig. 1 Experimental system diagram

行预热,直至达到实验条件下的入口温度,高温高压流体流经实验段后进入冷凝器冷却,随后流回水箱。在冷却循环回路中,冷水在冷凝器中被加热后流入冷却塔中冷却。实验系统中水的流量和压力通过调节阀来控制,最大操作压力可达 40 MPa,最大流量为 2.5 t/h,最大加热功率为 686 kW。

实验段由上游段、孔板和下游段 3 部分焊接而成,管道直径 $D=20\text{ mm}$,孔板孔径 $d=4\text{ mm}$,长度 $L=18\text{ mm}$,上游段长度为 $10D$,下游段长度为 $30D$ 。实验段上布置 4 个瞬态压力传感器(Kistler601)测点($P_1\sim P_4$)来测量孔板空化过程中流体的压力脉动。为了有效获取空化区域的压力脉动,瞬态压力传感器测点位置采用递进方式布置,分别位于上游段距离孔板 $5D$ 位置(P_1)、下游段距离孔板 $2.5D$ 、 $7.5D$ 和 $15D$ 位置(依次为 P_2 、 P_3 、 P_4),瞬态压力传感器的布置位置要确保上游压力测点不受孔板扰动影响,又要尽可能全面捕捉孔板下游不同空化区域压力变化。除此之外,在实验段前后分别布置 2 个高温压力变送器(Rosemount3051)用来测量实验段进、出口压力(P_{in} 和 P_{out})和 2 个 K 型铠装热电偶(开普森 K 型铠装热电偶)来测量工质进、出口温度(T_{in} 和 T_{out})。由于此次实验使用的是侵入式方法测量流体温度,为了避免热电偶对空化过程产生影响,仅在实验段前后布置铠装热电偶来测量流体温度。高温压力变送器量程设置为 $0\sim 12\text{ MPa}$ 。Kistler601 瞬态压力传感器量程设置为 $0\sim 2\text{ MPa}$ 。铠装热电偶为 K 型铠装热电偶。在本实验中,工质温度范围为 $333\sim 543\text{ K}$,压力范围为 $4\sim 8\text{ MPa}$,流量测量使用质量流量计(RHE-08),量程为 $0\sim 4\text{ t/h}$ 。实验中所使用的仪器仪表量程及不确定度如表 1 所示。

表 1 仪器仪表量程及不确定度

Table 1 Range and uncertainty of instrumentations

设备	量程	采样	不确定
		频率/Hz	度/%
K 型铠装热电偶	273~923 K	1	0.40
高温压力变送器	0~12 MPa	1	0.22
瞬态压力传感器	0~2 MPa	20 000	0.10
质量流量计	0~4 t/h	1	0.05

2 基于遗传算法改进的自适应变分模态分解

2.1 变分模态分解

变分模态分解(VMD)是一项非递归的信号分解方法,可以有效处理非线性和非平稳信号。该方

法将原始信号分解为一系列本征模态函数(IMF),每个 IMF 具有独立的中心频率,呈现调幅-调频信号特征。VMD 运用变分原理建立能量泛函,用以衡量各 IMF 与原始信号的差异。通过最小化能量泛函,确保分解得到的 IMF 能够更佳地表示原始信号。变分模态分解过程包含两个约束条件:①IMF 分量对应中心频率的带宽之和最小化;②分解得到的各 IMF 之和等于原始信号。

为解决约束最优化问题,将其转化为非约束变分问题,引入二次惩罚因子和拉格朗日乘子。信号分解过程采用交替方向乘子法更新迭代模态函数及参数。该方法的核心思想是先固定中心频率和二次惩罚因子,再求解解析信号,后计算其中心频率并更新,如此迭代直至达到设定的分解层数。根据更新后的中心频率和解析信号,再求解二次惩罚因子,判断是否满足约束条件,并继续迭代^[11,13-15]。

2.2 自适应变分模态分解

在使用 VMD 进行信号分解中,最大的难点在于确定分解层数、二次惩罚因子和更新率。分解层数的设定关系到分解效果^[10,12],若设定过低,会导致模态混叠;反之,则产生虚假分量,且对于不同信号需要进行差异化处理。二次惩罚因子的大小会影响 IMF 分量的带宽,较大会使 IMF 更平滑但易出现模态混叠,较小则更尖锐,但可能引入虚假模态和噪声。更新率的设置同样重要,过大可能导致忽略有效模态,而过小则容易陷入局部最优解^[16-17]。另外,实验系统本身机械振动和测量、采集等过程中的噪声也会对有效信号造成干扰。

在处理不同压力脉动信号时,为了确定合适的超参数,本文提出了一种基于遗传算法(GA)的自适应变分模态分解(AVMD)算法。针对不同压力脉动信号,可以自动获取合适的分解层数、二次惩罚因子以及更新率,并排除原始信号中包含的噪声分量,获得有效信号分量,计算流程如图 2 所示。通过中心频率法确定分解层数,逐步叠加分解层数,并计算能量占比最大的 IMF 分量中心频率随分解层数的变化。当两次分解中该中心频率的相对误差小于 5%时,即确定上一次分解层数为最佳分解层数。中心频率随分解层数的变化如图 3 所示,在每个压力下分别选取一个工况,对比孔板下游压力脉动测点 P_2 和 P_3 处能量占比最大的 IMF 分量中心频率随分解层数的变化。由图可知:对于不同工况,所确定的分解层数是不同的;随着分解层数的增加,中心频率逐渐趋于稳定。

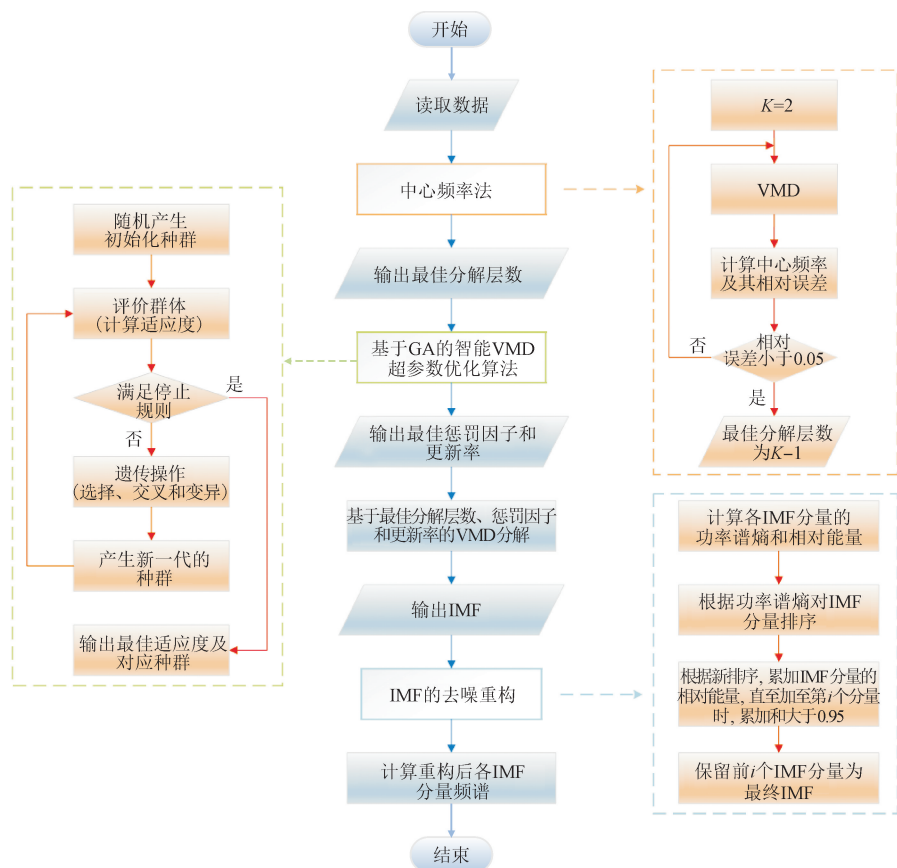


图 2 自适应变分模态分解算法计算流程图
Fig.2 Calculation flowchart of AVMD algorithm

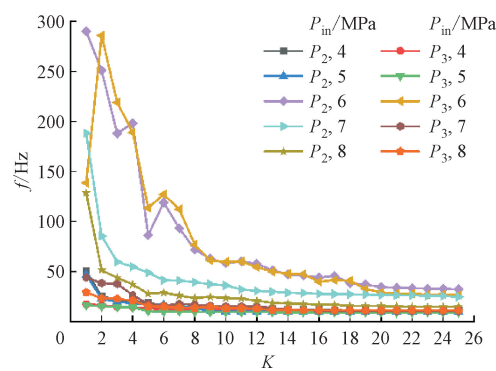


图 3 中心频率 f 随分解层数 K 的变化
Fig.3 Variation of center frequency with the number of decomposition layers

由于二次惩罚因子和更新率的变化范围较大,采用网格搜寻法寻求全局最优解需要大量计算时间,相比之下,智能算法能够更有效地求解最优解。因此,本文采用遗传算法优化二次惩罚因子和更新率^[5]。该算法通过选择、交叉、变异等遗传操作得到最优解,其中适应度函数为各 IMF 分量与原始信号之间的重构误差。遗传算法中种群大小为 20,选择方法为轮

盘赌,交叉方法为单点交叉,变异方法为均匀变异。
在获得最佳分解层数、惩罚因子和更新率后,重新对原始信号进行分解得到 IMF 分量。由于 IMF 分量可能包含噪声信号,因此采用功率谱熵来区分有效分量和噪声分量。然而,需要注意的是,空化过程气泡溃灭产生的压力脉动信号可能包含一定随机成分,导致部分 IMF 分量的功率谱熵增大。基于此,可以通过相对能量占比来排除噪声分量,同时避免将有效分量误判为噪声分量,最终获得有效的 IMF 分量。
综上,自适应变分模态分解算法主要包含以下几步:①通过中心频率法确定最佳分解层数;②基于遗传算法确定惩罚因子和更新率,遗传算法的目标函数为重构误差;③根据 IMF 的功率谱熵和相对能量占比区分有效分量和噪声分量。

3 算法验证

为了验证自适应变分模态分解算法的准确性,利用多组仿真压力脉动信号进行对比验证,并将 AVMD 算法与 VMD 算法进行对比分析,代码均在 MATLAB R2023b 软件中运行,其中自适应变分模

态分解算法为自编程序代码,VMD为MATLAB中内置代码。

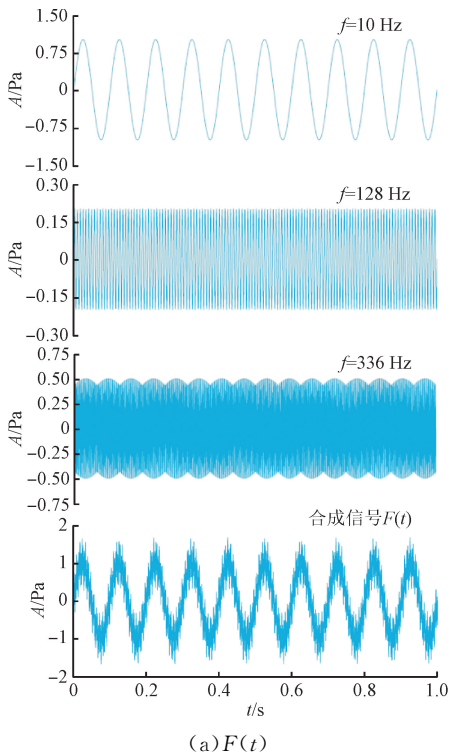
两组仿真信号 $F(t)$ 、 $G(t)$ 的表达式分别为

$$F(t) = \sin(20\pi t) + 0.2\sin(256\pi t) + 0.5\sin(672\pi t) \quad (1)$$

$$G(t) = \sin(0.2\pi t)\sin(2\pi t) \cdot [\sin(20\pi t) + 0.2\sin(256\pi t) + 0.5\sin(672\pi t)] \quad (2)$$

式中: t 为时间。

仿真信号 $F(t)$ 和 $G(t)$ 分别由 3 个分量组成,频率分别为 10、128、336 Hz,在 0~1 s 内每隔 0.000 5 s



取一个点,压力脉动幅值用 A 表示,单位为 Pa。由于采集得到的信号当中存在不同程度的噪声信号,因此在仿真信号中加入不同噪声强度的随机噪声。噪声为高斯分布的噪声,噪声强度分别为 0.05、0.1、0.2、0.3 和 0.4 Pa。各分量与仿真信号如图 4 所示。使用信噪比 S 来表示信号中的噪声强度,定义为

$$S = 10 \lg \left[\frac{\sum (Y + Y')^2}{\sum Y'^2} \right] \quad (3)$$

式中: Y 为仿真信号; Y' 为噪声信号。

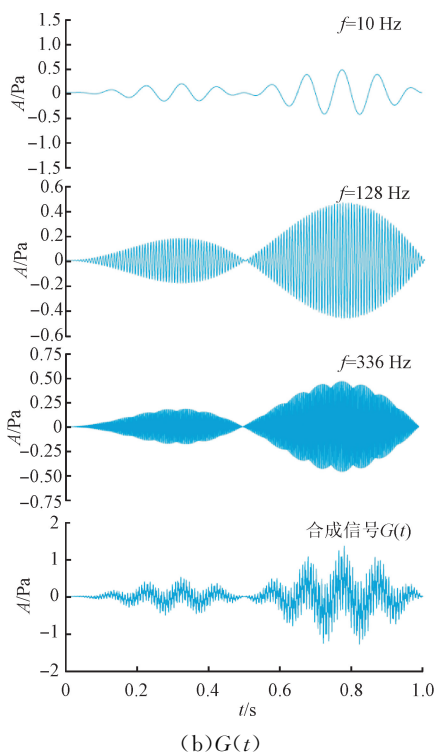


图 4 频率分量与仿真信号的波形图

Fig. 4 Waveform plot of frequency components and synthesized signal

如前所述,在使用 VMD 算法分解时,分解层数、二次惩罚因子以及更新率的选择会对分解结果存在影响。自适应变分模态分解可以自适应获取 3 个超参数,而传统 VMD 需要提前设定,这里已知仿真信号包含 3 个频率分量以及噪声分量,在使用传统 VMD 分解时,分解层数设为 4,二次惩罚因子和更新率为 MATLAB 中内置 VMD 算法的默认值,分别取 1 000 和 0.01。由于在使用传统 VMD 分解时,设定的分解层数与分量个数相同,因此在算法验证过程中无需比较 AVMD 与传统 VMD 在避免模态混叠和模态分解不足的问题,重点对有效分量进行识别。

这里仅以噪声水平为 0.4 时 AVMD 与 VMD 算法的分解结果对比进行说明,仿真信号 $F(t)$ 分解得到

的 IMF 分量如图 5 所示。仿真信号 $F(t)$ 包含了频率分别为 10、128、336 Hz 的正弦信号,压力脉动幅值分别为 1、0.2 和 0.5。通过 AVMD 分解得到的 IMF 分量的中心频率分别为 10.6、142、335.7 Hz,压力脉动幅值分别为 1、0.3 和 0.6 Pa,而通过 VMD 分解得到的 IMF 分量的中心频率分别是 10.03、153.65、351、7.86 Hz,压力脉动幅值分别为 1.00、0.60、0.75、0.75 Pa。与图 4(a) 中原始分量对比可知,相比于 VMD 得到的 IMF 分量,AVMD 分解的 IMF 分量受噪声影响更小,且中心频率的相对误差更小。除此之外,AVMD 在未知分解层数前提下,能够分解得到与原始分量相同的 IMF 分量。从图 6 中仿真信号 $G(t)$ 的结果对比中也可以得到相同的结论。

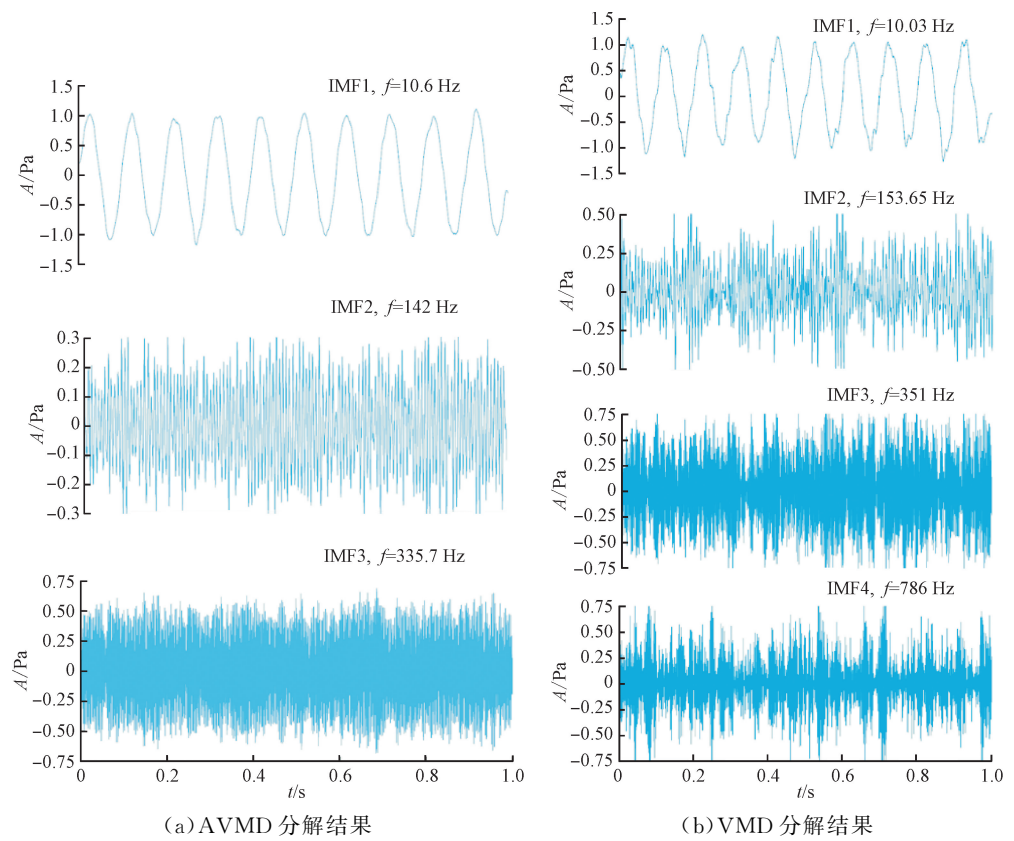


图 5 仿真信号 $F(t)$ 的 AVMD 与 VMD 分解结果对比

Fig. 5 Comparison of AVMD and VMD decomposition results for simulated signal $F(t)$

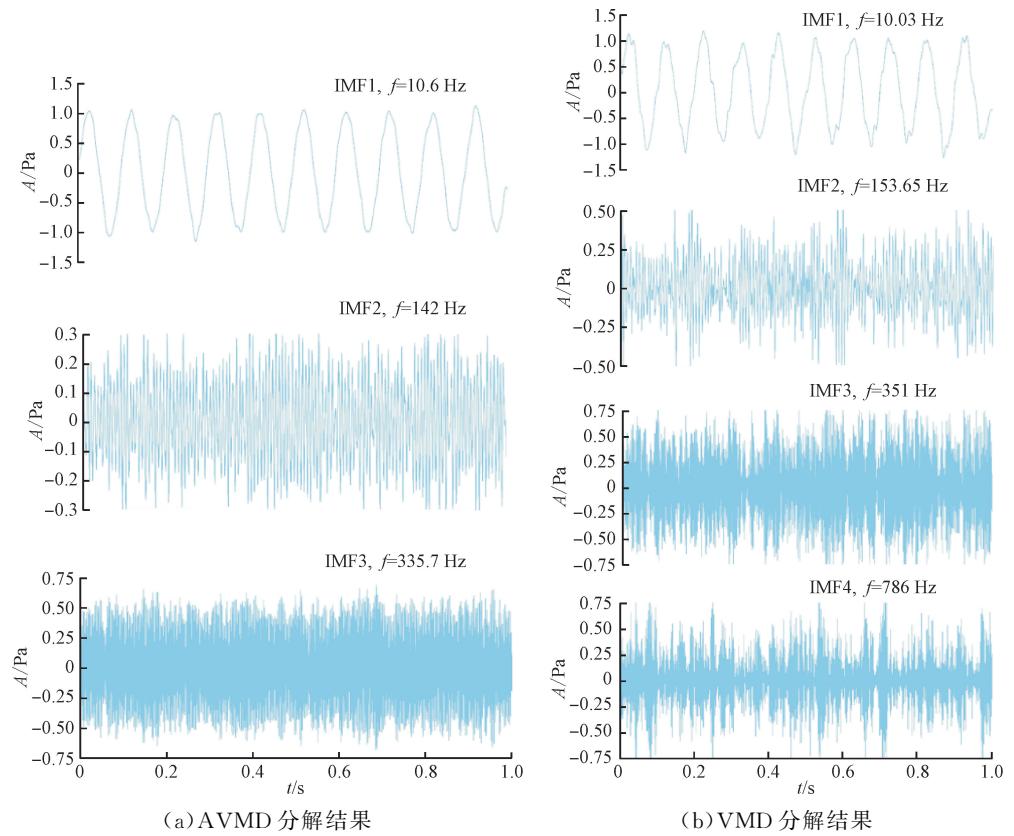


图 6 仿真信号 $G(t)$ 的 AVMD 与 VMD 分解结果对比

Fig. 6 Comparison of AVMD and VMD decomposition results for simulated signal $G(t)$

两种仿真信号在不同噪声水平下 AVMD 与 VMD 算法分解得到的 IMF 分量中心频率的相对误差如图 7 所示。随着噪声水平增加,含有噪声的仿真信号的信噪比逐渐减小,随机噪声对仿真信号的影响逐渐增大,两种算法分解得到 IMF 分量中心频率的相对误差也逐渐增大。从整体上看,不同噪声水平下 AVMD 的相对误差要小于 VMD,AVMD 最大的相对误差为 32%,平均相对误差为 3.95%,而 VMD 最大相对误差 196.7%,平均相对误差为 15.26%。本文所提出 AVMD 算法主要在于其自适应选取关键参数的能力,相比于传统 VMD,AVMD 更高效,从而在保持分解精度的同时避免模态混叠和分解不足等问题。另外,AVMD 的分解结果,其平均相对误差要远小于 VMD 的分解结果,且 AVMD 可以很大程度减小噪声对信号分解的干扰。因此,本文后续采用自适应变分模态分解算法对空化产生的压力脉动信号进行分解,以分析高温高压流体的空化特性。

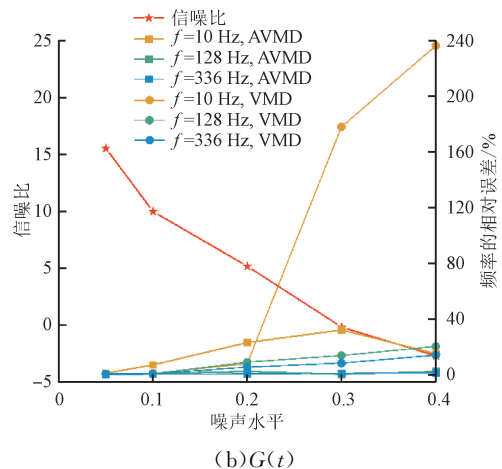
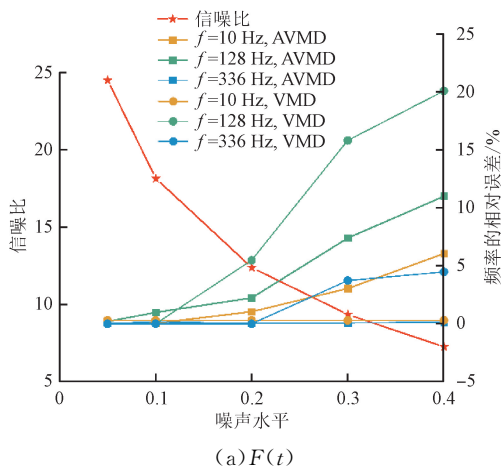


图 7 不同噪声水平下 IMF 分量中心频率相对误差的对比

Fig. 7 Comparison of relative errors of IMF center frequency at different noise levels

4 空化初生与空化特性分析

4.1 空化初生

空化的发生和空化状态的演变会对管内压力脉动的频率和幅值产生影响,因此对于高温高压流动工况下的空化初生,可以通过监测管内压力脉动来判断。通常采用无量纲空化数 σ 反映管内空化强度。对于射流空化^[18-19],无量纲空化数一般可表示为

$$\sigma = \frac{P_{\text{out}} - P_v}{P_{\text{in}} - P_{\text{out}}} \quad (4)$$

式中: P_v 为工质入口温度对应的饱和蒸气压。在实验过程中,通过调节阀将实验段入口压力和流量调节至目标工况,不断提高工质温度来增大饱和蒸气压,减小空化数,可实现引发空化的目的。通过瞬态压力传感器测量管内流体压力脉动,信号的采样频率为 20 kHz。

用相对能量占比 R 表示分解得到的 IMF 分量在原始信号中的贡献率,其计算式为

$$R = \frac{E_i}{E_{\text{total}}} = \frac{E_i}{\sum_k E_k} \quad (5)$$

式中: E_i 为每个 IMF 分量的能量; E_{total} 为重构信号的总能量。相对能量越大的模态分量,其对原始信号的重要性越高。

文献[20-22]在研究空化过程的压力脉动特性时发现,空化数较大时,压力脉动信号成分单一且周期性明显,随着空化数的减小,受空泡演变的影响,压力脉动的周期性变得复杂,且峰值逐渐增大。根据自适应变分模态分解算法对实验中测量得到的压力脉动信号进行分解,其结果如图 8 所示。图中横轴为空化数,纵轴为各 IMF 分量对应的中心频率,颜色表示各 IMF 分量的相对能量。空化数较大时,4 个测点位置均只有一个 IMF 分量,且中心频率基本一致,即同一空化数下仅有一个中心频率。随着空化数的减小,孔板下游 P_2 测点在同一工况下出现更多的 IMF 分量,在图 8(b)中表示为同一空化数下对应多个中心频率。当空化数继续减小时,孔板下游 P_2 、 P_3 和 P_4 位置均出现了高频的 IMF 分量,且数量也明显增多,如图 8(c)和(d)所示。这是因为空化未发生时,压力脉动频率主要受流动条件和孔板结构的影响,频谱较为单一,当空化发生后,

空泡的产生、生长以及溃灭会引发额外的压力脉动,导致频谱中出现更多的频率分量^[23-25]。IMF 分量的增多意味着管内空化状态发生了变化,因此本文依据不同工况下频率分量分布的变化这一特点来判断空化初生并区分不同空化状态。在 P_2 位置处最先出现其他 IMF 分量,此时为空化起始点;当空化数继续减小, P_3 和 P_4 仍仅有一个 IMF 分量,此时为空化发展阶段;随着空化数进一步减小,空化发展

至 P_3 和 P_4 位置处, P_2 、 P_3 和 P_4 处均出现了多个高频 IMF 分量,这表明空化已经发展至孔板下游 $15D$ 位置甚至更远,此时为空化严重阶段。在未空化阶段,4 个测点处 IMF 分量的相对能量基本为 1,在空化发展阶段,随着其他 IMF 分量的出现,低频 IMF 分量的相对能量降低至 0.8 左右,而在空化严重阶段,低频 IMF 分量的相对能量降低至 0.6 甚至更小。

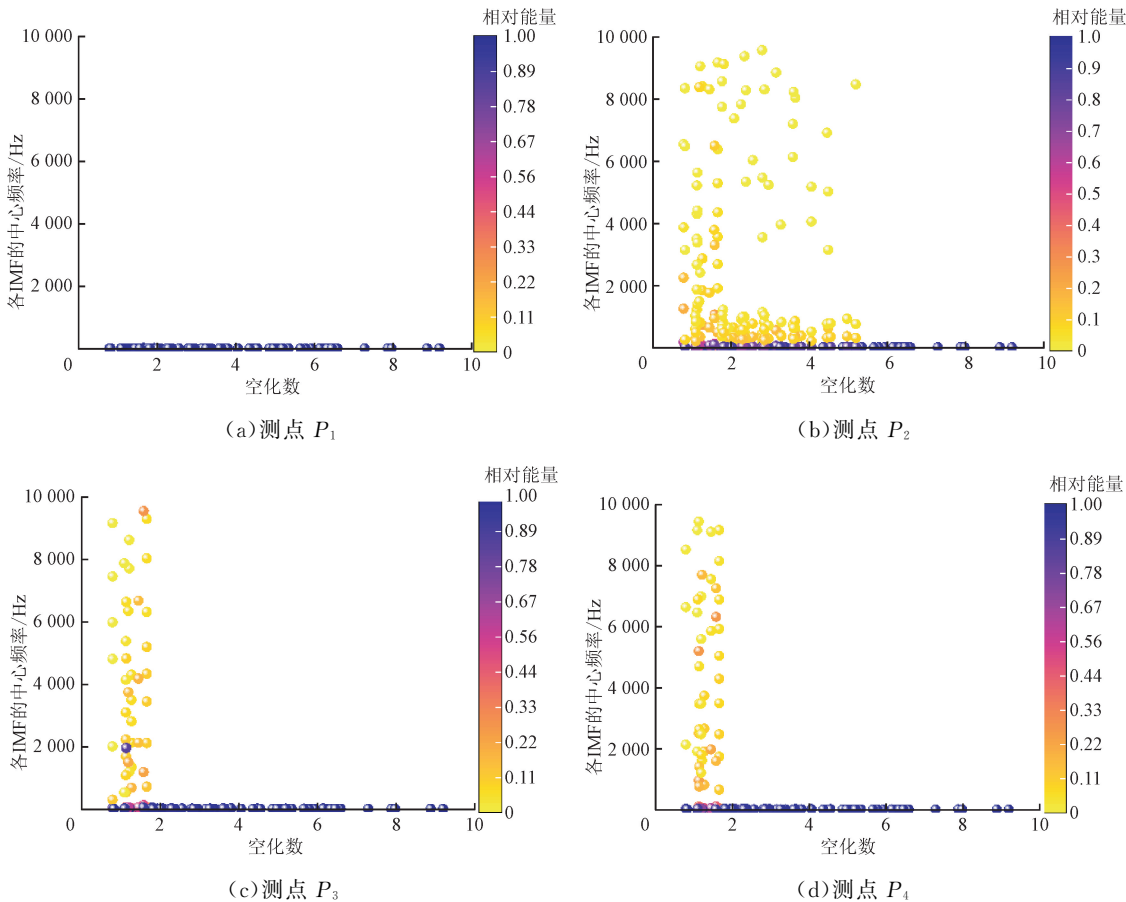


图 8 不同工况条件下 4 个测点处 IMF 分量分布变化

Fig. 8 Variation of IMFs distribution at four measurement points under different boundary conditions

不同入口压力下根据空化数划分的空化阶段如图 9 所示,图中,红线表示不同空化阶段的转捩点变化趋势。可以看出,随着入口压力的增大,空化起始点对应的空化数逐渐增大,但由空化发展阶段向严重空化阶段转变时对应的空化数则呈现先增大后减小的趋势。

从表 2 可以看到:从未空化阶段向空化发展阶段转变时,流量都为 2 t/h;从空化发展阶段到严重空化阶段转变时,流量为 2.5 t/h;不同入口压力下产生的进出口压差基本相同。式(4)可变换为

$$\sigma = \frac{P_{out} - P_v}{P_{in} - P_{out}} = \frac{P_{in} - P_v}{P_{in} - P_{out}} - \frac{P_{in} - P_{out}}{P_{in} - P_{out}} = \frac{P_{in} - P_{out}}{P_{in} - P_{out}} - 1 \quad (6)$$

可以看出,空化状态转捩点的变化与入口压力和饱和蒸气压的变化有关,饱和蒸气压又和工质入口温度相关,且随着工质温度的升高,饱和蒸气压变化愈发激烈,这也是空化起始点的转捩点在入口压力升高后空化数变化相对平缓,而严重空化转捩点对应空化数的变化先增大后减小的原因。对比工质入口的过冷度(即工质入口温度与

入口饱和温度的差)可知,随着入口压力的升高,转捩点工况下的入口过冷度先增大后减小,这就

意味着中间几个压力相比于低压和高压更容易发生空化。

表 2 空化状态转捩点的实验工况

Table 2 Experimental conditions at the turning point

σ	P_{in}/MPa	P_{out}/MPa	进出口 压差/ MPa	$Q/(\text{t} \cdot \text{h}^{-1})$	$T_{in}/^{\circ}\text{C}$	入口饱和 蒸气压/ MPa	入口饱和 温度/ $^{\circ}\text{C}$
1.80	4.05	2.83	1.22	1.98	162.0	0.65	251.1
2.64	5.01	3.81	1.20	1.99	161.7	0.65	264.0
3.48	6.00	4.80	1.20	1.99	160.4	0.62	275.6
3.95	7.00	5.79	1.21	1.98	180.5	1.02	285.8
4.18	8.00	6.76	1.24	1.99	200.9	1.59	295.0
-0.22	4.06	1.83	2.23	1.98	219.8	2.31	251.2
0.65	5.13	2.99	2.14	2.52	201.1	1.59	265.6
0.57	6.06	3.96	2.10	2.49	229.2	2.76	276.2
0.44	7.01	4.89	2.12	2.49	249.6	1.44	286.0
0.18	8.11	5.90	2.21	2.48	269.9	5.49	296.0

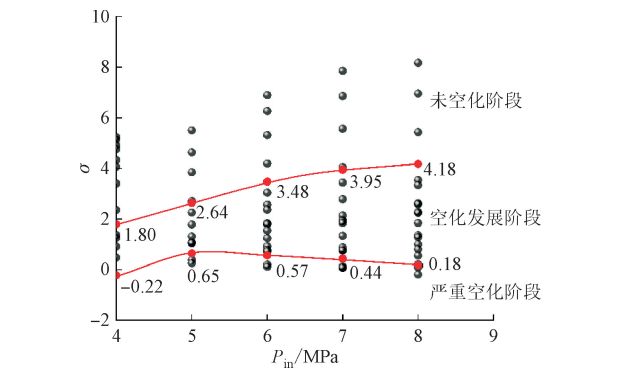


图 9 空化数随入口压力的变化

Fig. 9 Variation of cavitation number with inlet pressure

4.2 高温高压流体空化特性分析

空化状态的转变会使管内流场发生变化,影响管内压力脉动,因此将 4 个测点位置相对能量占比最大的 IMF 分量的中心频率作为管内湍流脉动的主导频率,湍流脉动主导频率随空化数的变化如图 10 所示。 P_1 位于孔板上游,其湍流脉动频率不受空化的影响,基本保持在 10~20 Hz 范围内;而位于孔板下游的 3 个测点, P_2 、 P_3 和 P_4 , 均出现了湍流脉动频率随空化数的减小而逐渐增大的趋势,湍流脉动的主导频率由 20 Hz 增大至 80 Hz。在 4 MPa 下空化数为 -0.22 的工况,出口压力低于饱和蒸气压,表明管内液体全部气化,相应的湍流脉动频率增长至 150 Hz。空化引起的压力脉动与管路系统的

振动和噪声息息相关,因此流体压力脉动的频率和幅值变化对减小管路振动和噪声具有重要的参考价值。

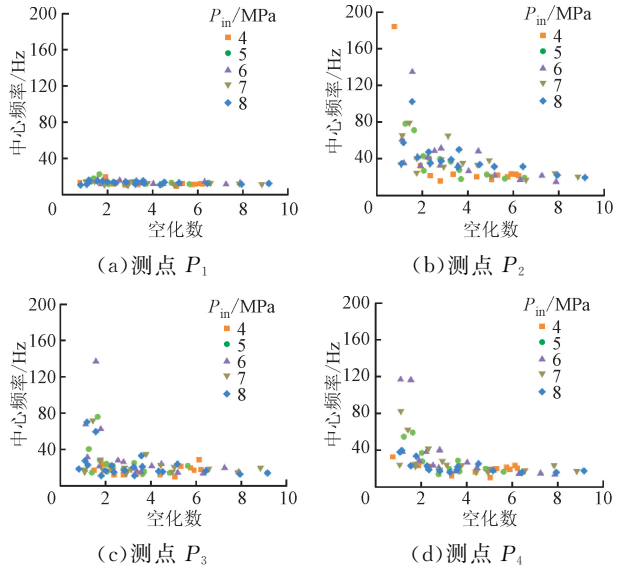


图 10 相对能量占比最大的 IMF 分量的中心频率随空化数的变化

Fig. 10 Variation of the center frequency of the IMF with the largest relative energy with the cavitation number

为了定量比较不同工况下的压力脉动幅值,计算不同测点处压力脉动峰值的一半进行对比,即压力脉动的最大值和最小值的差的一半。不同工况下管内压力脉动幅值随空化数的变化如图 11 所示。位

置孔板上游的 P_1 位置处由于距离孔板位置较近,其压力脉动受孔板结构的影响而有所增大,但并没有受到空化的影响,幅值保持在 100 kPa 附近。对比未空化阶段 P_3 和 P_4 测点处的压力脉动幅值,在不受孔板结构影响的情况下,压力脉动幅值应保持在 40 kPa。从 P_2 位置处压力脉动幅值随空化数的变化可以看到,幅值的变化也基本分为 3 个阶段。在未空化阶段,压力脉动幅值保持在 50 kPa,之所以有所增加是由于 P_2 位置也同样受到孔板结构的影响,在孔板下游形成的射流与周围流体存在速度差,从而增大局部湍流脉动。在空化发展阶段,随着空化数的减小,孔板下游产生空化,气泡的产生、合并以及溃灭会增大局部压力脉动,此时压力脉动幅值在 100~200 kPa 范围内。在空化严重阶段, P_3 和 P_4 位置处也受到空化的影响,压力脉动幅值会增大至 200 kPa 以上,最大可达 346 kPa。

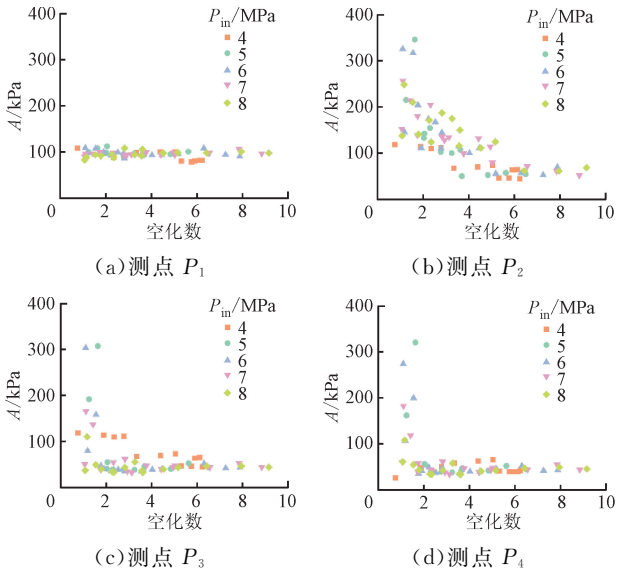


图 11 不同工况下管内压力脉动幅值变化

Fig. 11 Changes in the amplitude of pressure fluctuation under different boundary conditions

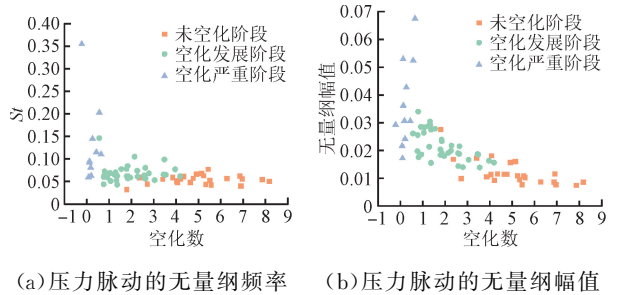
值得注意的是,随着空化数的减小,压力脉动幅值并不是一直增大的,在其波动范围内也会有所增减。这是因为对于那些压力脉动幅值减小的工况,工质入口温度都相对较高,在高温工质空化的过程中,热力学效应的作用会随工质温度的升高而增大,从而对局部的空化强度产生抑制作用,减小局部的压力脉动。热力学效应是在空化过程中,气泡的形成和溃灭会引起局部流体温度的变化,气泡形成时吸热,导致局部流体降温,而气泡溃灭时放热,导致局部流体升温,流体温度的变化会对流体性质和流

动特性产生显著影响。

为了更好地说明不同空化状态下运行工况与湍流脉动频率和幅值之间的关系,将湍流脉动频率和压力脉动幅值进行无量纲化处理。无量纲压力脉动幅值可以用压力脉动幅值与入口压力的比来表示,Strouhal 数(St)通常用于描述流动中的周期性现象,湍流脉动频率的无量纲化表示为

$$St = \frac{fd}{U} \tag{7}$$

式中: f 为 P_2 处相对能量最大的 IMF 分量的中心频率; U 为入口流速。孔板下游 P_2 位置处,随空化数的变化 3 种空化状态均有出现。不同空化状态下压力脉动的无量纲频率和无量纲幅值随空化数的变化如图 12 所示。随着空化的发展,压力脉动的无量纲频率和无量纲幅值包含的范围出现了极大变化:在未空化阶段, $St=0.03\sim0.07$,压力脉动的无量纲幅值在 0.007~0.027 范围内;在空化发展阶段, $St=0.04\sim0.15$,压力脉动的无量纲幅值在 0.014~0.034 范围内;在空化严重阶段, $St=0.06\sim0.35$,无量压力脉动的纲幅值在 0.017~0.067 范围内。



(a) 压力脉动的无量纲频率 (b) 压力脉动的无量纲幅值

图 12 压力脉动的无量纲频率和无量纲幅值随空化数的变化

Fig. 12 Variation of dimensionless frequency and dimensionless pressure fluctuation amplitude with cavitation number

5 结 论

本文通过实验研究了高温高压水流经孔板的空化现象,并利用自适应的变分模态分解算法对管内流体压力脉动信号进行了有效分解。该算法不仅有效判断了空化初生,还为分析空化特性提供了可靠的工具。空化引起的压力脉动与管路系统的振动和噪声密切相关,算法分析结果对减小管路振动和噪声具有重要的参考价值。通过本文研究,主要得到以下结论。

(1)提出了一种基于遗传算法的自适应变分模态分解算法。相比于传统的变分模态分解,自适应

变分模态分解不但可以自适应获取分解时超参数的设定,而且可以很大程度减小噪声对信号分解的干扰,提高了信号分解的精度和可靠性。

(2)利用自适应变分模态分解算法对管内流体压力脉动信号进行分解,根据频率分量分布的变化确定了空化初生,并根据频率分量的变化区分了空化发展阶段和空化严重阶段;空化起始转捩点与空化严重转捩点随入口压力的变化与工质入口过冷度有关。饱和蒸气压的变化随工质温度的升高变得剧烈,使得空化起始转捩点的变化相对平缓,空化严重转捩点的变化则表现为先增大后减小。

(3)随着空化的发生,管内湍流脉动频率和幅值均呈现增大的趋势。在未空化阶段, $St=0.03\sim 0.07$,压力脉动的无量纲幅值在 $0.007\sim 0.027$ 范围内;在空化发展阶段, $St=0.04\sim 0.15$,压力脉动的无量纲幅值在 $0.014\sim 0.034$ 范围内;在空化严重阶段, $St=0.06\sim 0.35$,压力脉动的无量纲幅值在 $0.017\sim 0.067$ 范围内。

(4)通过引入自适应变分模态分解算法,有效揭示了高温高压水空化现象的压力脉动特性和不同阶段的空化状态变化,为进一步预测和控制空化现象提供了理论依据。

参考文献:

- [1] HATANO S, KANG D, KAGAWA S, et al. Study of cavitation instabilities in double-suction centrifugal pump [J]. *International Journal of Fluid Machinery and Systems*, 2014, 7(3): 94-100.
- [2] KIKUTA K, YOSHIDA Y, WATANABE M, et al. Thermodynamic effect on cavitation performances and cavitation instabilities in an inducer [J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2008, 130(11): 111302.
- [3] TAMURA K, KONDO S, KAWASAKI S, et al. The similarity law of cavitation number on cavitation instability in liquid rocket inducer [J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2023, 145(11): 111201.
- [4] CHEN Guanghao, WANG Guoyu, HU Changli, et al. Combined experimental and computational investigation of cavitation evolution and excited pressure fluctuation in a convergent-divergent channel [J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 2015, 72: 133-140.
- [5] 李贝贝, 孙深圳, 刘秀梅, 等. 基于改进 SVM 算法的调节阀空化状态识别 [J]. *机械工程学报*, 2023, 59(24): 312-322.
- LI Beibei, SUN Shenzhen, LIU Xiumei, et al. Cavitation state recognition of regulating valve based on improved SVM algorithm [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(24): 312-322.
- [6] ESPOSITO C, MENDEZ M A, STEELANT J, et al. Spectral and modal analysis of a cavitating flow through an orifice [J]. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 2021, 121: 110251.
- [7] CHEN Tairan, CHEN Hui, LIU Wenchuan, et al. Unsteady characteristics of liquid nitrogen cavitating flows in different thermal cavitation mode [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2019, 156: 63-76.
- [8] BAGHERI A, OZBULUT O E, HARRIS D K. Structural system identification based on variational mode decomposition [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 417: 182-197.
- [9] HUANG Nantian, WU Yinyin, CAI Guowei, et al. Short-term wind speed forecast with low loss of information based on feature generation of OSVD [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 81027-81046.
- [10] CARVALHO V R, MORAES M F D, BRAGA A P, et al. Evaluating five different adaptive decomposition methods for EEG signal seizure detection and classification [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 62: 102073.
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [12] CHEN Mingyuan, CHENG Qiaorui, FENG Xie, et al. Optimized variational mode decomposition algorithm based on adaptive thresholding method and improved whale optimization algorithm for denoising magnetocardiography signal [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2024, 88: 105681.
- [13] WANG Yanxue, LIU Fuyun, JIANG Zhansi, et al. Complex variational mode decomposition for signal processing applications [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 86(Part A): 75-85.
- [14] LIU Wei, CAO Siyuan, CHEN Yangkang. Applications of variational mode decomposition in seismic time-frequency analysis [J]. *Geophysics*, 2016, 81(5): V365-V378.
- [15] XUE Yajuan, CAO Junxing, WANG Daxing, et al. Application of the variational-mode decomposition for seismic time-frequency analysis [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(8): 3821-3831.
- [16] LIU Yingbin, ZHANG Yang, YU Shuai, et al. An efficient new adaptive variational mode decomposition algorithm for extracting adventitious lung sounds [J].

Biomedical Signal Processing and Control, 2024, 89: 105700.

[17] JIANG Xingxing, WANG Jun, SHEN Changqing, et al. An adaptive and efficient variational mode decomposition and its application for bearing fault diagnosis [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(5): 2708-2725.

[18] RUDOLF P, KUBINA D, HUDEC M, et al. Experimental investigation of hydrodynamic cavitation through orifices of different geometries [C]//EFM16-Experimental Fluid Mechanics 2016. Les Ulis, France: EDP Sciences, 2017: 02098.

[19] ANGELE K. Prediction of cavitation in orifice plates: a novel and simple rule-of-thumb [J]. Experimental and Computational Multiphase Flow, 2021, 3(1): 68-76.

[20] 张孝石. 水下航行体空化流动与压力脉动特性研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.

[21] 季斌, 程怀玉, 黄彪, 等. 空化水动力学非定常特性研究进展及展望 [J]. 力学进展, 2019, 49(1): 428-479.

JI Bin, CHENG Huaiyu, HUANG Biao, et al. Research progresses and prospects of unsteady hydrodynamics characteristics for cavitation [J]. Advances in Mechanics, 2019, 49(1): 428-479.

[22] FENG Jianjun, ZHAO Nannan, ZHU Guojun, et al. Cavitation identification in a hydraulic bulb turbine based on vibration and pressure fluctuation measurements [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 208: 111042.

[23] ARNDT R E A. Cavitation in fluid machinery and hydraulic structures [J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1981, 13: 273-326.

[24] BRENNEN C E. Cavitation and bubble dynamics [M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 1995.

[25] FRANC J P, MICHEL J M. Fundamentals of cavitation [M]. Dordrecht, Netherlands: Springer Netherlands, 2005.

(编辑 亢列梅)

(上接第 55 页)

[23] 张家庆, 蒋榕培, 史伟康, 等. 煤基/石油基火箭煤油高参数黏温特性与组分特性研究 [J]. 化工学报, 2023, 74(2): 653-665.

ZHANG Jiaqing, JIANG Rongpei, SHI Weikang, et al. Study on viscosity-temperature characteristics and component characteristics of rocket kerosene [J]. CIESC Journal, 2023, 74(2): 653-665.

[24] 张家庆, 刘朝晖, 李宇, 等. 碳氢燃料 JP-10 高温液态黏度测量和推算模型构建方法研究 [J]. 化工学报, 2022, 73(1): 153-161.

ZHANG Jiaqing, LIU Zhaohui, LI Yu, et al. Viscosity measurements and prediction model construction for liquid JP-10 at high-temperature conditions [J]. CIESC Journal, 2022, 73(1): 153-161.

[25] 张家庆. 高温高压空天动力燃料黏度实验和热物性替代模型理论研究 [D]. 西安: 西安交通大学, 2023.

[26] 李沛奇, 陈雪娇, 武博翔, 等. 高参数石油基和煤基火箭煤油射线法密度测量实验研究 [J]. 化工学报, 2024, 75(7): 2422-2432.

LI Peiqi, CHEN Xuejiao, WU Boxiang, et al. Experimental study on radiometric density measurements of petroleum-based and coal-based rocket kerosene at high-parameters [J]. CIESC Journal, 2024, 75(7): 2422-2432.

(编辑 武红江)