

离心压气机不稳定流动的时频特征分析

吴 蔚, 赵 博, 薛 翔, 竺晓程, 王 彤, 杜朝辉
(上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240)

摘 要: 离心压气机失稳过程是一个非常复杂的动态过程,提高离心压气机运行的可靠性需要准确获取失稳过程的时频特征。针对带无叶扩压器的高速离心压气机失稳过程中叶轮出口的动态压力数据,采用时空本征模态分解(STIMD)算法和经验模态分解(EMD)算法进行分解,得到了多个本征模态函数(IMF),并结合 Hilbert 变换对不稳定流动的动态特征进行分析。结果表明,STIMD 算法得到了深喘和浅喘的时频信息,观察到了频率在 150 Hz 附近持续波动的失速现象,并捕捉到了浅喘先兆的频率曲线由抖动向恒定的过渡过程。STIMD 算法改善了 EMD 的模态混叠问题,为压气机失稳分析提供了一种工具。

关 键 词: 离心压气机; 无叶扩压器; 不稳定流动; 时频分析; 时空本征模态分解

中图分类号: V235.1; TH452 **文献标志码:** A

Time-frequency analysis of unsteady flow in centrifugal compressor

WU Wei, ZHAO Bo, XUE Xiang, ZHU Xiaocheng,
WANG Tong, DU Zhaohui
(School of Mechanical Engineering,
Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Improving the reliability of centrifugal compressor operation requires accurate acquisition of time-frequency characteristics. Based on the dynamic pressure data acquired at the impeller outlet when the high-speed centrifugal compressor with vaneless diffuser approached the unsteady condition, spatiotemporal intrinsic mode decomposition (STIMD) and empirical mode decomposition (EMD) were used to obtain the intrinsic mode functions (IMF). Combining Hilbert transform, the dynamic characteristics of unsteady flow were analyzed. By STIMD algorithm, the time-frequency information of deep surge and mild surge was obtained. The phenomenon of stall with continuous fluctuation frequency around 150 Hz was observed, whilst the transition of frequency curve of mild surge precursor from oscillating to constant state was found. STIMD algorithm has improved the modal aliasing problem of EMD, thus providing a tool for compressor stability analysis.

Key words: centrifugal compressor; vaneless diffuser; unsteady flow; time-frequency analysis; spatiotemporal intrinsic mode decomposition

以失速和喘振为代表的 不稳定流动现象将直接 影响离心压气机的工作范围,甚至引发严重的事故,而至今仍然无法对一台新设计压气机的失速特征进行准确预判^[1]。压气机失稳产生的压力脉动信号是一种统计参数随时间变化的信号,表现出频率、幅值随时间变化的特征,给信号分析处

理带来了困难。因此,准确、有效地提取压气机失稳的信号特征,对于压气机失稳机理的研究具有重要意义。

基于实验测得的动态信号,发展出了多种用于识别失稳流动的数据处理方法。刘俊杰等^[2]基于单路信号重构了周向多路失速先兆信号,通过对重构信号进行空间傅里叶变换,得到了失速扰动的各阶模态,提出根据低阶模态的幅值变化对失速先兆进行识别。李长征等^[3]分析了 4 种不同型号的轴流压气机上测得的压气机出口总压脉动值,统计发现脉动有效值及其标准差与机型及转速有关,提出了基于统计特征的喘振监测系统。Eck 等^[4]发现在失速先兆发展为失速的过程中,压气机叶片信号的不规则程度不断增加。Xu 等^[5]在一台轴流压气机上进行实验,通过检测叶片信号的周期性变化,可以在失速前 3.7 s 做出预警,并能判断扰动的位置。

时频分析方法也常被用于处理压气机的失稳信号,传统的时频分析方法包括短时傅里叶变换^[6-7](short-time Fourier transform,STFT)和小波分析等。单晓明等^[8]使用 Morlet 小波对组合压气机失速的动态信号进行时频分析,发现失速工况下特征频率能量较大,并得到了失速团的传播速度。但这些方法都有各自的局限性:STFT 的时间分辨率和频率分辨率互相限制;小波分析的基函数一旦选取,缺乏分析各类信号的自适应性。

Huang 等^[9]提出的经验模态分解算法(empirical mode decomposition, EMD)可以基于信号的极值分布特征,自适应地将信号分解成多个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)。将 EMD 与 Hilbert 变换相结合,便得到了一种自适应性的非平稳信号时频分析方法,即希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT),在故障诊断^[10]、金融分析^[11]、生物医学^[12]等多个领域得到了应用。在压气机失稳信号分析方面,郭贵喜等^[13]使用 HHT 得到了某型发动机失稳数据的时频特征。向宏辉等^[14]采用 HHT 对多级跨声速压气机上的动态信号进行时频分析,发现相比于小波分析的结果,HHT 方法能更早捕捉到失速先兆。

EMD 主要的缺点在于模态混叠问题,表现为尺度不同的信号成分共存于一阶 IMF 中,或者同一个频率的分量在多个 IMF 中存在。对此,Wu 等^[15]提出对原始信号加入高斯白噪声抑制模态混叠的平均经验模态分解算法,但加入白噪声的

大小和平均的次数需要人为按照经验设定,缺乏可靠性,同时破坏了 EMD 方法的自适应性。

Hirsh 等^[16]提出的时空本征模态分解算法(spatiotemporal intrinsic mode decomposition, STIMD)是对 EMD 算法的改进,可用于处理同时具有时间和空间信息的信号。将 STIMD 算法用于引力波和海马神经等非平稳信号的处理,均成功提取了相关的时频特征。本文在某台带无叶扩压器的高速离心压气机上测得了进喘过程的动态压力信号,作为实验样本数据,采用 STIMD 算法进行处理,得到了各阶 IMF 的时域曲线和频谱信息。再结合 Hilbert 变换得到失稳过程的时频谱,进一步分析不稳定流动的动态特征,并将所得结果与 EMD 和 STFT 处理的结果进行对比,探讨 STIMD 算法用于压气机失稳信号处理的适用性。

1 离心压气机失稳信号

本文使用的动态压力数据来自某带无叶扩压器的高速离心压气机实验^[17],在压气机上 6 个径向位置(图 1 中数字 1~6)共布置了 32 个动态压力测点,如图 1 所示,选择叶轮出口的 4 个测点(记为 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4)测得的动态压力信号进行分析。使用 Kulite 动态压力传感器 XCE-093-50A、采集卡 NI-9215 和配套机箱 cDAQ-9188 进行高速采集,采样频率设置为 60 kHz。从阻塞工况开始逐渐关小阀门,每个阀门开度下稳定一段时间后再进行数据采集。在最小流量工况下继续关小阀门后实验系统发出低频巨响,即压气机进入深喘,迅速进行退喘动作,期间动态压力传感器监控了整个过程。图 2 所示为无量纲化的离心压气机静总压比曲线,标注出了深喘工况和最小流量工况。

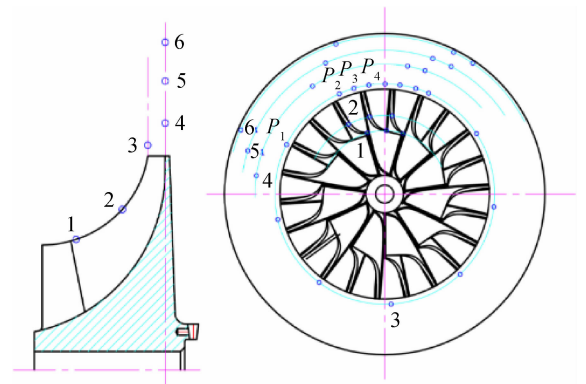


图 1 动态压力传感器布置图^[17]

Fig. 1 Distribution map of dynamic pressure sensors^[17]

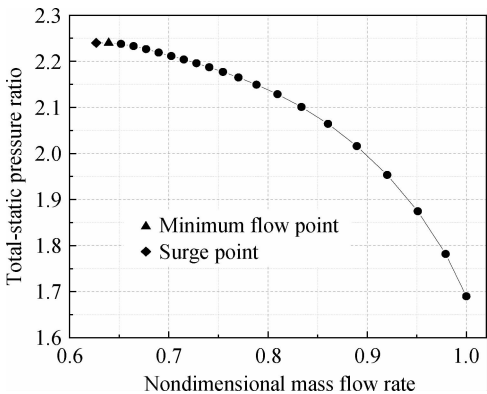


图 2 离心压气机静总压比曲线

Fig. 2 Total-static pressure ratio curve of centrifugal compressor

图 3 给出了测点 P_1 处深喘前后的动态压力时域曲线,以叶轮旋转一周的时长为时间基准 (T),深喘发生时刻为零点^[18]。图 3(b)为进喘过程,可以看到压气机经过不断增强的浅喘周期后进入深喘,深喘的频率为 8 Hz。图 3(a)所示为一个深喘周期,可以看到喘振波在 2~18T 的范围内同时存在低频和高频信号,系统进入“崩溃”状态并发生回流,在 40~70T 系统进入“恢复”阶段,没有明显的高频信号。最小流量工况下关小阀门进入深喘的动态过程记为深喘前工况。图 3(c)和图 3(d)分别为深喘前 300T 和 -80~

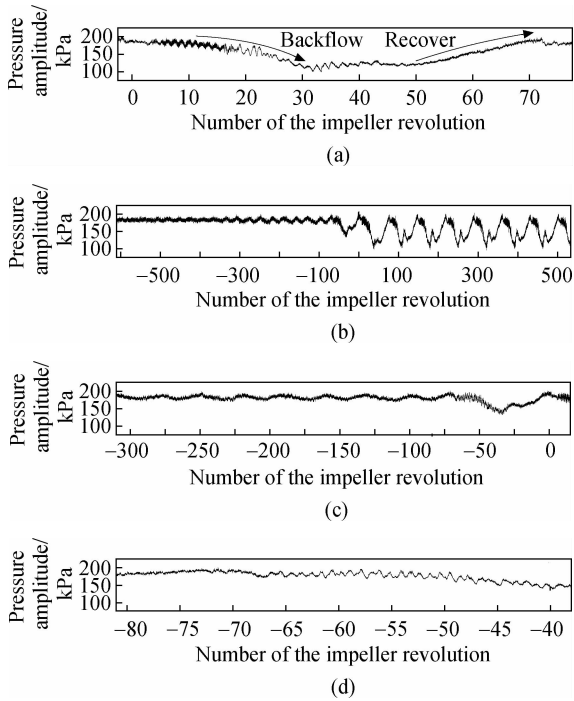


图 3 测点 P_1 处深喘前后动态压力时域曲线

Fig. 3 Dynamic pressure signals before and after deep surge at measuring point P_1

—40T 的时域曲线,可以更清楚地看到浅喘特征。

对深喘前工况的动态数据做 FFT (fast Fourier transform, 量符号记为 f_r) 分析得到压力的频谱如图 4(a) 所示,图中 20 Hz 即为浅喘频率,与该系统的赫姆霍兹共振频率^[19] (18.1 Hz) 较为接近。对最小流量工况的动态数据做 FFT 分析,结果如图 4(b) 所示,此时 139 Hz 的频率幅值明显占优,为转频的 23.8%,推测是失速频率,但未发现失速团沿周向传播的特性,即压气机仍处于失速未完全发展的状态。

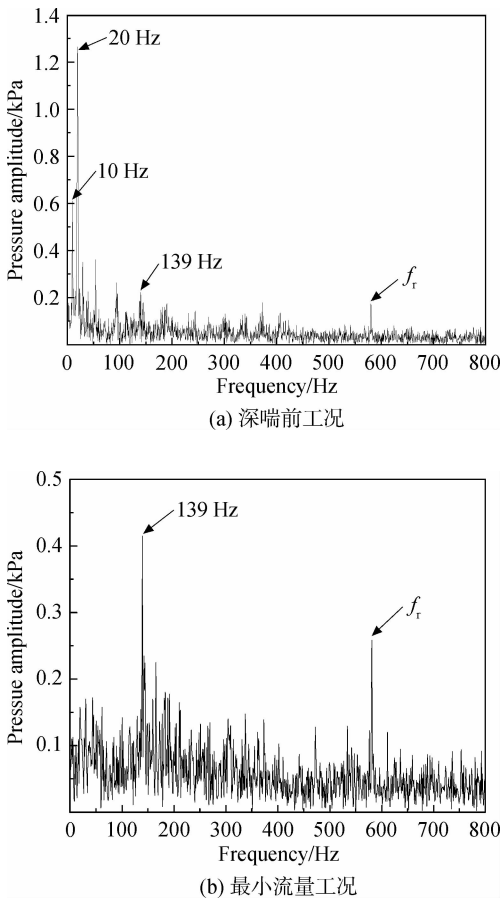


图 4 测点 P_1 处动态压力的 FFT 分析

Fig. 4 FFT analysis of dynamic signals at measuring point P_1

2 STIMD 算法

STIMD 算法是一种盲源分离算法,盲源分离的思想为:当源信号 S 及传输过程中的混合矩阵 B 都无法直接得到时,仅通过分析目标源信号的统计规律,利用采集到的观测信号 X 分解得到源信号,即

$$X = BS \tag{1}$$

STIMD 算法参考了非线性匹配追踪算法

(nonlinear matching pursuit method, NMP)^[20]中建立优化问题的思想,对 EMD 存在的模态混叠现象进行了改善。

Hou 和 Shi 提出的 NMP 算法与 EMD 算法相比,同样是将时间序列 $x(t)$ 分解为一系列 IMF,但是具有严格的数学基础作为支撑。NMP 的步骤如下:

1) 构造一个高冗余的字典

$$\begin{aligned} \mathbf{D} = \\ \{a(\theta)\cos(\theta):a \in \mathbf{V}(\theta),\theta' \in \mathbf{V}(\theta),\theta'(t) \geq 0\} \end{aligned} \tag{2}$$

其中 θ 为 IMF 的相位, $\mathbf{V}$ 表示 a 和 θ' 比 $\cos(\theta)$ 更光滑时所在的向量空间。

2) 在字典 $\mathbf{D}$ 中对信号做稀疏分解,可通过求解以下优化问题来得到

$$\begin{aligned} \min_{a_k,\theta_k} M \\ \text{s. t. } x(t) = \\ \sum_{k=1}^M a_k \cos \theta_k, a_k \cos \theta_k \in \mathbf{D} \quad \forall k \end{aligned} \tag{3}$$

在求解过程中需给出 θ 的初始猜测值,初始猜测值与原始信号对应物理现象的频率较为接近时有利于提高计算的效率,同时分解结果对于初始猜测值的选取具有一定的鲁棒性。分解得到 IMF,记为

$$s_j(t) = \text{NMP}(x,\theta_j) = a_j(t)\cos[\theta_j(t)] \tag{4}$$

则瞬时频率 $\omega(t)=\theta'(t)$,幅值为 $a(t)$ 。

基于快速独立成分分析^[21]的思想,选用非高斯性衡量分解信号的独立性。STIMD 算法首先需要确定方向 $\mathbf{b}_1$ 使得 $\mathbf{b}_1^T \mathbf{X}$ 满足 IMF 判定条件^[9]的同时具有最大的非高斯性,并且与经过 NMP 分解后得到的 IMF 相同,即

$$s_1 = \text{NMP}(\mathbf{b}_1^T \mathbf{X},\theta_1) \approx \mathbf{b}_1^T \mathbf{X} \tag{5}$$

约束 $\mathbf{b}_1$ 的 2 范数为 1,式(5)两边同乘 $\mathbf{b}_1$ 的伪逆可得

$$\mathbf{b}_1 \text{NMP}(\mathbf{b}_1^T \mathbf{X},\theta_1) \approx \mathbf{X} \tag{6}$$

使等式两边之差最小,便能得到 $\mathbf{b}_1$

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_1 = \arg \min_{\omega} \|\omega \text{NMP}(\omega^T \mathbf{X},\theta_1) - \mathbf{X}\|_2^2 \\ \text{s. t. } \|\omega\|_2 = 1 \end{aligned} \tag{7}$$

因此,为求得第 i 阶 IMF,则需求解如下最小化问题:

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_i = \arg \min_{\omega} \|\omega \text{NMP}(\omega^T \mathbf{R}_{i-1},\theta_i) - \mathbf{R}_{i-1}\|_2^2 \\ \text{s. t. } \|\omega\|_2 = 1 \end{aligned} \tag{8}$$

$$\mathbf{R}_i = \mathbf{X} - \sum_{j=1}^i \mathbf{b}_j \mathbf{c}_j^T \tag{9}$$

则第 i 阶 IMF 为

$$s_i = \text{NMP}(\mathbf{b}_i^T \mathbf{R}_{i-1},\theta_i) \tag{10}$$

3 STIMD 算法验证

模拟一个非平稳信号,采样频率为 1 000 Hz,由以下三个源信号混合而成

$$\begin{cases} s_1(t) = 0.8\cos[20\pi t - 5\sin(\pi t)] \\ s_2(t) = \cos[60\pi t + 2\sin(4\pi t)] \\ s_3(t) = 1.2\cos[120\pi t + 3\sin(18\pi t)] \end{cases} \tag{11}$$

建立混合矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{B} = \\ \begin{bmatrix} \cos(\phi_1)\sin(\phi_2) & -\sin(\phi_1) & \cos(\phi_1)\cos(\phi_2) \\ \sin(\phi_1)\sin(\phi_2) & \cos(\phi_1) & \sin(\phi_1)\cos(\phi_2) \\ \cos(\phi_2) & 0 & -\sin(\phi_2) \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{12}$$

可取 $\phi_1=0.5,\phi_2=0.8$ 。则观测信号可以线性表示为

$$\underbrace{\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix}}_{\mathbf{X}} = \mathbf{B} \underbrace{\begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ s_3(t) \end{bmatrix}}_{\mathbf{S}} \tag{13}$$

使用 STIMD 算法对观测信号进行分解,如图 5 所示,从上至下分别为观测信号、源信号及分解结果的波形图,可以看到分解信号与源信号基本一致。作为对比,选择观测信号 $x_1(t)$ 进行 EMD 分解,得到 5 个 IMF 以及残差如图 6 所示, s_4 和 s_5 为过分解导致的虚假分量,而 s_1 、 s_2 和 s_3 分别对应了源信号 $s_3(t)$ 、 $s_2(t)$ 和 $s_1(t)$,但这三个 IMF 的波动范围与源信号相比存在明显差异,且 s_2 和 s_3 左侧因为端点效应出现了错误信息。

分别对 STIMD 分解得到的 IMF 和 EMD 分解得到的前三阶 IMF 做 Hilbert 变换,得到的时频谱如图 7 所示,从上至下的三条曲线分别对应了 s_1 、 s_2 和 s_3 ,本文时频谱中幅值均使用 dB 表示。对比可以发现,EMD 的时频谱中,除了端点效应导致的错误外,三条曲线还出现了频率抖动的现象,这是模态混叠问题导致的结果,而 STIMD 算法得到的时频谱则较为光顺。因此,可以认为 STIMD 改善了 EMD 存在的模态混叠问题,在分解结果的准确性上存在优势。

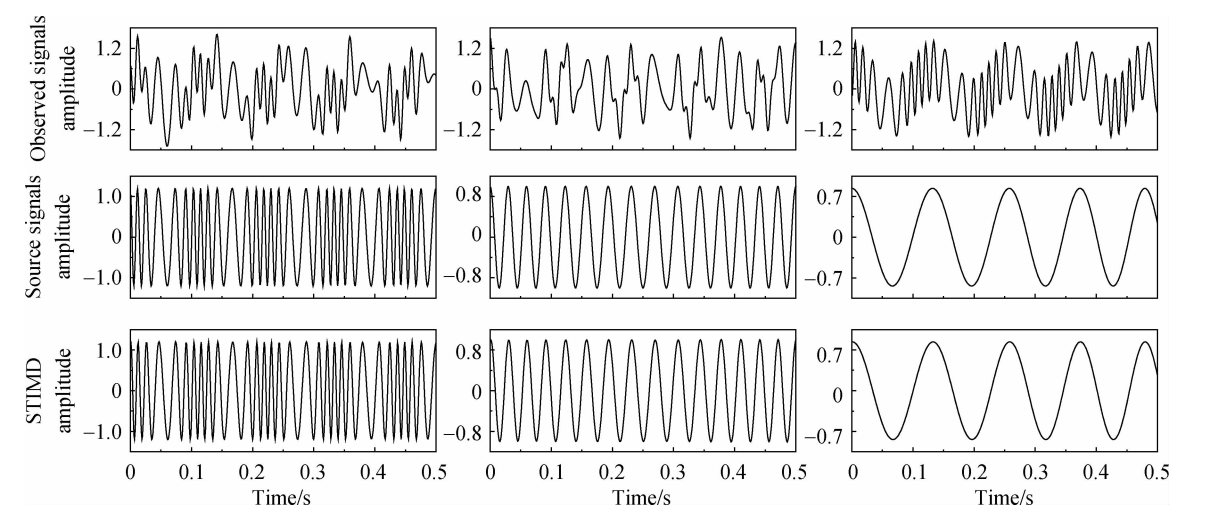


图 5 仿真信号及 STIMD 结果

Fig. 5 Simulation signal and STIMD result

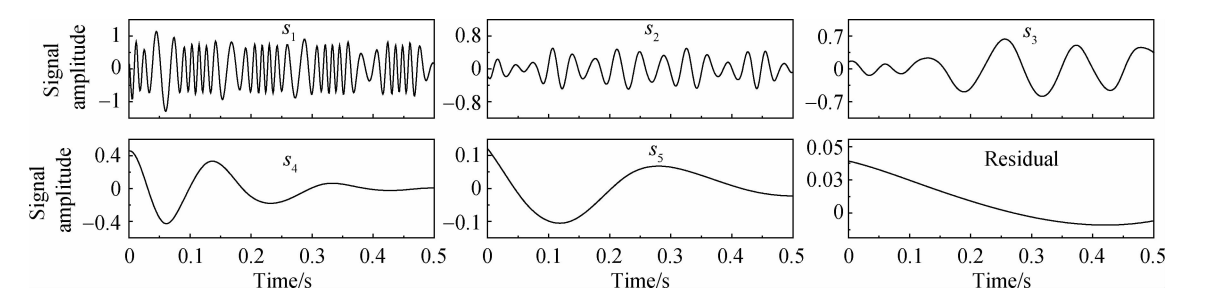


图 6 仿真信号的 EMD 结果

Fig. 6 EMD result of simulation signal

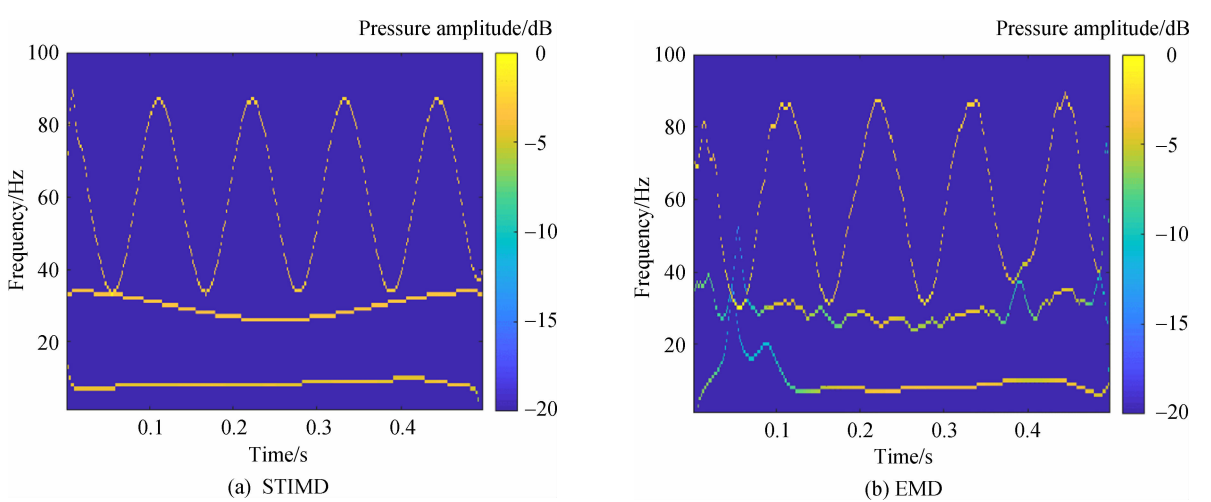


图 7 仿真信号的时频分析结果

Fig. 7 Time-frequency spectrum of simulation signal

4 离心压气机失稳信号分析

使用 STIMD 算法对不同工况下测点 P_1 至 P_4 采集到的信号进行分解,关注于深喘、浅喘及失速等失稳现象。为了方便不同工况的对比并避免初始猜测值不同可能造成的影响,各工况下的

STIMD 分解均使用了相同的初始猜测值。根据图 4 的 FFT 分析给出所需的初始猜测值:583、139、20 Hz 和 10 Hz。

首先对深喘信号进行分解,截取的时间长度为 1 s,时域信号如图 8(a)所示,每个深喘周期中在表征流场“崩溃”的阶段都出现了压力脉动明显

的“F”部分,而在流场“恢复”阶段之前都出现了尖峰“P”。分解得到的各阶 IMF 的时域波形及频谱分别如图 8(b)和图 8(c)所示,其中 s_1 的时域波形波动范围最小且呈现周期性的变化,波动较大的时刻与时域信号中的“F”或“P”相对应,但其频谱峰值与其初始猜测频率 583 Hz 不一致。同样, s_2 的频谱中宽频拱起部分也低于初始猜测频率 139 Hz。不同的是, s_4 的时域波形表现出接近深喘周期的振荡,时域波形波动范围最大且其频谱峰值为 8 Hz,即深喘频率, s_3 的频谱峰值对应的频率为 17 Hz,约为深喘频率的倍频。这表明 STIMD 算法分解得到了深喘频率,但无法准确捕捉到转频等信息。

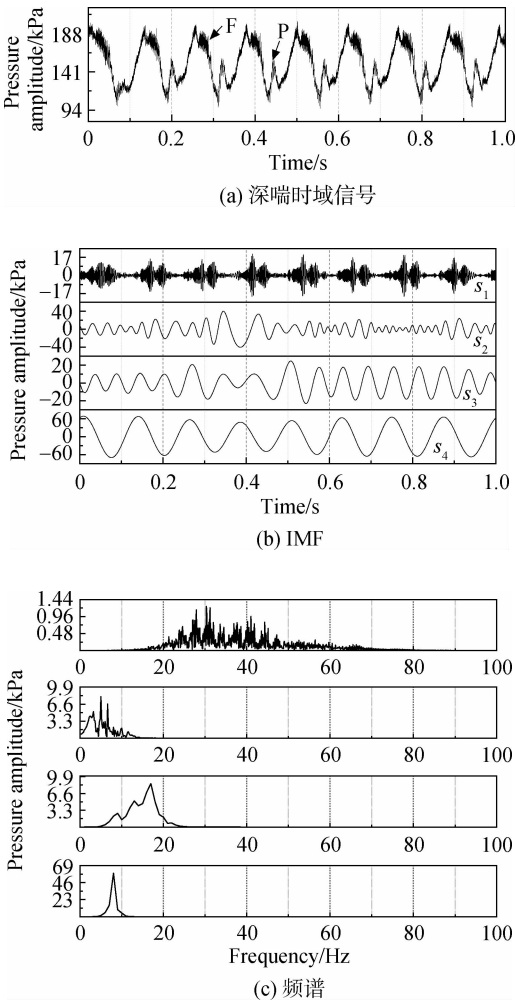


图 8 深喘信号的 STIMD 结果
Fig. 8 STIMD result in deep surge

为进一步了解不稳定流动的发展过程,截取深喘前-1.2~-0.2 s 内的信号和最小流量工况 0.5 s 时长的信号进行 STIMD 分解。以测点 P_1 处采集到的信号为例,时域信号如图 9 所示,深喘

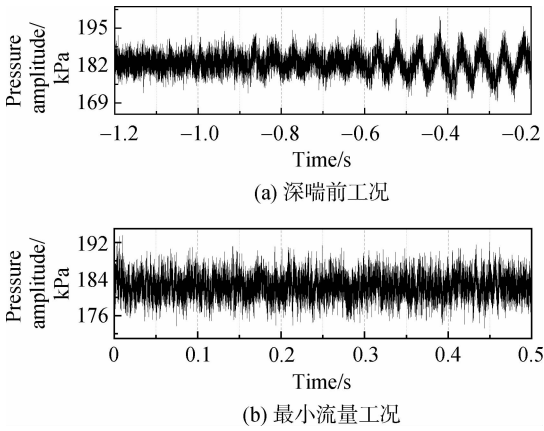


图 9 深喘前及最小流量工况时域信号
Fig. 9 Time domain signal signals before deep surge and minimum flow condition

前工况信号的波动范围大于最小流量工况,且在-0.9~-0.2 s 呈现波动逐渐放大的趋势,而最小流量工况则没有明显变化。

深喘前和最小流量工况下的 STIMD 分解结果分别如图 10 和图 11 所示,深喘前工况下 s_1 在 400 Hz 附近及转频处都出现了频率突起,最小流量工况下转频更加突出,但仍存在其他幅值较高的频率,这是因为 STIMD 算法无法准确捕捉旋转带来的波动所导致的。

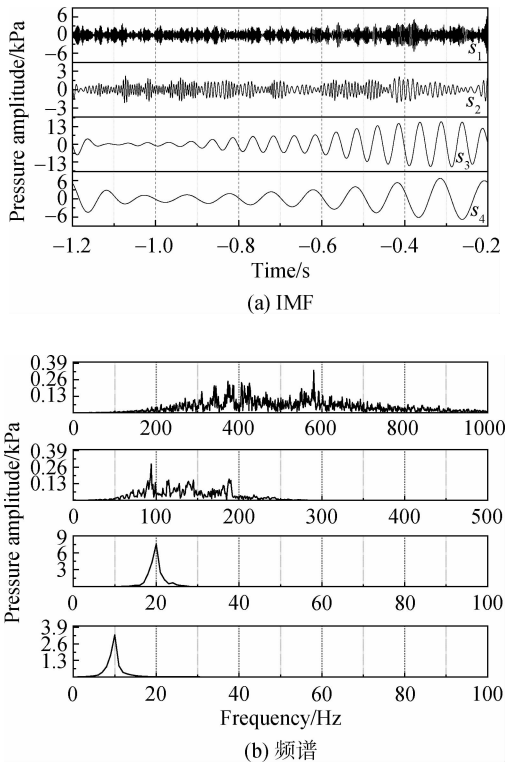


图 10 深喘前工况 STIMD 结果
Fig. 10 STIMD result before deep surge

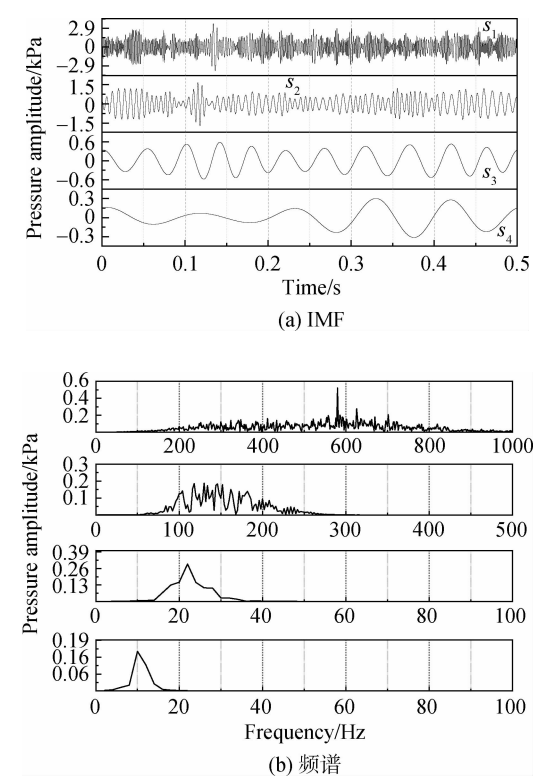


图 11 最小流量工况 STIMD 结果

Fig. 11 STIMD result in the minimum flow condition

离散信号 $X = \{x_i: i = 1, 2, \cdots, N\}$ 的能量为^[22]

$$E = \sum_{i=1}^N |x_i|^2 \tag{14}$$

计算出各阶 IMF 的能量占比如表 1 所示,表中 s_1 的能量占比从 3.71% 上升至 74.22%,即叶轮旋转带来的波动在流场中逐渐明显。 s_2 的能量占比变化规律与 s_1 类似,但在频谱图中, s_2 表现为一个包含初始猜测频率在内的宽频。

表 1 不同工况下各阶 IMF 能量占比				
Table 1 Proportion of IMF energy under different working conditions				
工况	IMF 能量占比/%			
	s_1	s_2	s_3	s_4
深喘前	3.71	0.84	81.25	14.19
最小流量	74.22	19.52	5.29	0.97

对于 s_3 和 s_4 ,两个工况下对应的频谱峰值均与浅喘及其分频接近,最小流量工况下这两个 IMF 的能量占比相对较小,对流场的影响不大。而图 10 中 s_3 的能量占比为 81.25%,时域波形则表现出接近浅喘周期的振荡并逐渐放大,表明此时浅喘波动是流场中的主要扰动。由于浅喘波动

是轴向上的扰动,STIMD 算法能进行准确捕捉。
对深喘前工况下的分解结果做 Hilbert 变换进行时频分析,关注低于 300 Hz 的部分,并与 EMD 及 STFT 的结果进行对比,结果如图 12 所示。在浅喘波动的发展过程中,STFT 时频谱和 STIMD 时频谱中都存在对应的幅值占优的频率。STFT 时频谱中浅喘频率在 -0.9 s、其分频在

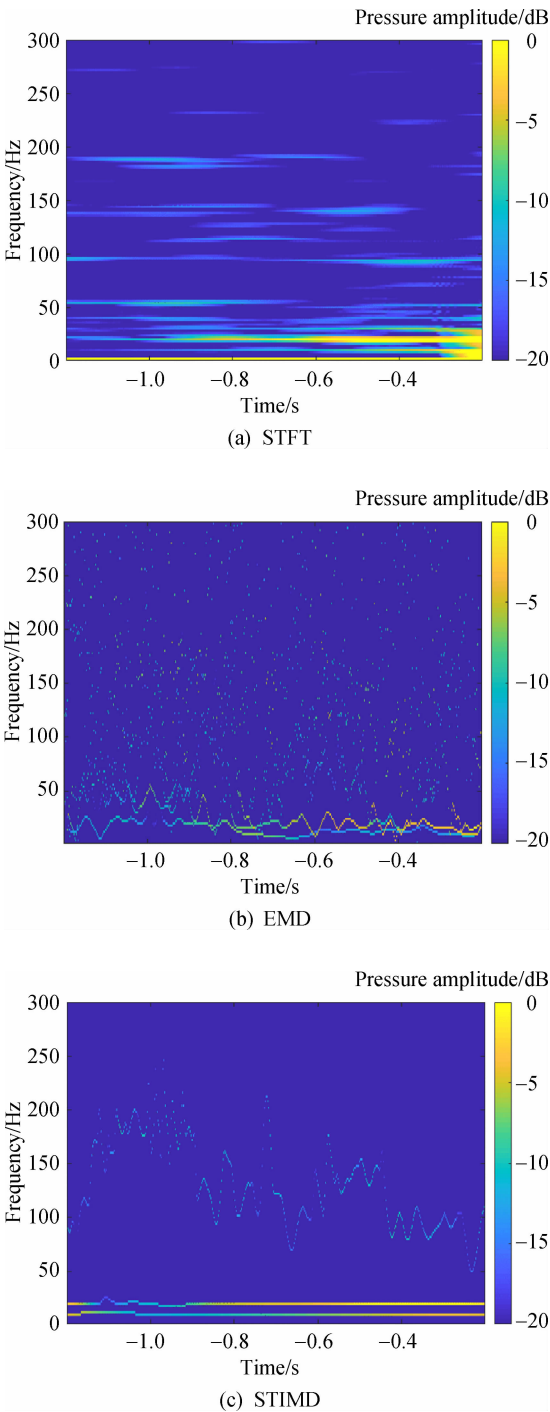


图 12 深喘前工况的时频分析结果

Fig. 12 Time-frequency analysis of signals before deep surge

—0.4 s后逐渐加强,相同时刻下,STIMD 时频谱除了幅值的变化外,还表现出对应频率曲线由抖动向恒定的过渡。不同的是,EMD 时频谱中在 50 Hz 以下出现多个无规则抖动的频率,这则是由于模态混叠现象导致的。此外,STIMD 时频谱中存在一个 150 Hz 左右连续变化的扰动,该扰动可能会演变为旋转失速。这在 STFT 时频谱中表现为离散的亮条纹,而 EMD 时频谱在该频率附近幅值占优的部分较为分散。

基于图 11 中的 STIMD 分解结果进行时频分析,得到最小流量工况的时频谱如图 13 所示。与深喘前工况相比,对应浅喘分频的曲线已明显减弱,但对应浅喘曲线的幅值仍相对较高,并且在一定范围内变化,这表明在浅喘发生之前流场内已经存在一个相应的扰动,当流量继续减小时该扰动增强变为浅喘波动,频率则表现为由持续波动向恒定的转变,需要指出的是,这与 EMD 中模态混叠导致的频率抖动有本质的区别。此外,图 13 中 150 Hz 左右频率的幅值和深喘前工况时相比明显升高,频率约占转频的 25%,而且周期随时间是变化的,类似文献[4]的结论。

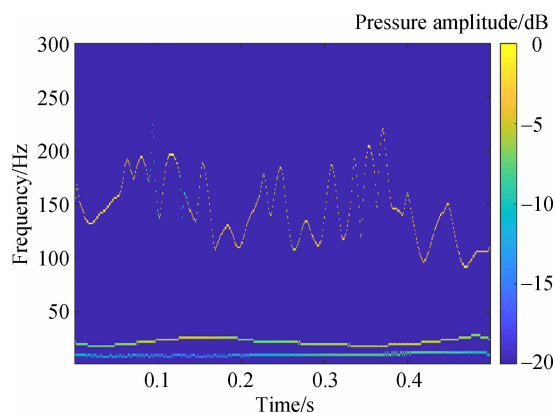


图 13 基于 STIMD 的最小流量工况时频分析结果

Fig. 13 Time-frequency analysis of the signal in the minimum flow condition based on STIMD

5 结 论

本文针对离心压气机失稳信号的处理问题,以进喘过程及最小流量工况下叶轮出口的动态压力信号为样本数据,使用 STIMD 算法进行分析,并与 STFT 和 EMD 进行了对比,结论如下:

1) EMD 算法摆脱了传统傅里叶分析的局限性,但模态混叠现象严重。而 STIMD 算法将信号的循环筛选引入到一个需要同时满足独立性和稀疏性的优化问题中,改善了模态混叠问题。

2) 使用 STIMD 算法分别对深喘工况、深喘前工况和最小流量工况进行分析,得到了深喘、浅喘的时频信息,观察到了频率在 150 Hz 附近持续波动的失速现象,并捕捉到了浅喘先兆发展为浅喘的过程,表现为频率曲线由抖动向恒定的过渡,体现了非平稳过程的特点。

3) 将 STIMD 算法结合 Hilbert 变换进行不稳定流动的时频分析,频率分辨率和时间分辨率能同时得到保证,对扰动的强度变化有较好的区分能力,为压气机失稳这种非平稳信号的分析提供了一种工具。

参考文献:

- [1] DAY I J. Stall, surge, and 75 years of research[J]. Journal of Turbomachinery, 2016, 138(1): 1-16.
- [2] 刘俊杰, 苏三买, 孙占恒, 等. 基于模态波理论的压气机失速先兆识别方法[J]. 航空动力学报, 2017, 32(9): 2283-2290.
LIU Junjie, SU Sanmai, SUN Zhanheng, et al. Identification method of compressor stall inception based on modal wave theory[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(9): 2283-2290. (in Chinese)
- [3] 李长征, 熊兵, 韩伟. 基于统计特征的轴流压气机喘振检测[J]. 航空动力学报, 2010, 25(12): 2656-2659.
LI Changzheng, XIONG Bing, HAN Wei. Surge detection of an axial compressor based on statistical characteristics[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(12): 2656-2659. (in Chinese)
- [4] ECK M, GEIST S, PEITSCH D. Physics of prestall propagation disturbances in axial compressors and their potential as a stall warning indicator[J]. Applied Sciences, 2017, 7(3): 285-299.
- [5] XU Ruize, SUN Dakun, DONG Xu, et al. Application of stall warning approach with stall precursor suppressed casing treatment on a two-stage compressor[J]. Journal of Thermal Science, 2019, 28(5): 862-874.
- [6] TRYFONIDIS M, ETCHEVERS O, PADUANO J, et al. Prestall behavior of several high speed compressors[J]. Journal of Turbomachinery, 1995, 117(1): 62-80.
- [7] 姚丹, 田杰, 欧阳华, 等. 压气机旋转不稳定性的周向模态特性及其分解方法[J]. 航空动力学报, 2018, 33(2): 431-439.
YAO Dan, TIAN Jie, OUYANG Hua, et al. Circumferential mode characteristics of rotating instability and its decomposition method of compressor[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(2): 431-439. (in Chinese)
- [8] 单晓明, 姚峥嵘, 岳林, 等. 组合压气机旋转失速特征的小波分析[J]. 航空动力学报, 2012, 27(5): 1015-1021.
SHAN Xiaoming, YAO Zhengrong, YUE Lin, et al. Wavelet analysis of features of rotating stall in a combined compressor[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(5):

1015-1021. (in Chinese)

[9] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceeding of the Royal Society: A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[10] WU F J, QU L S. Diagnosis of subharmonic faults of large rotating machinery based on EMD[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(2): 467-475.

[11] 李祥飞, 沈书立, 凯斯·布尔斯马. 基于 Hilbert-Huang 变换的金融收益政策风险因子识别方法[J]. 运筹与管理, 2018, 27(8): 127-134.

LI Xiangfei, SHEN Shuli, BOERSMA K. Identification method of policy risk factors in financial benefits based on Hilbert-Huang Transform[J]. Operations Research and Management Science, 2018, 27(8): 127-134. (in Chinese)

[12] FONSECA-PINTO R, DUCLA-SOARES J L, ARAUJO F, et al. On the influence of time-series length in EMD to extract frequency content: simulations and models in bio-medical signals [J]. Medical Engineering and Physics, 2009, 31(6): 713-719.

[13] 郭贵喜, 王振华, 王洪祥, 等. 基于 HHT 的航空发动机气动失稳信号时频分析方法[J]. 航空发动机, 2013, 39(3): 62-67.

GUO Guixi, WANG Zhenhua, WANG Hongxiang, et al. Time-frequency analysis method of aeroengine aerodynamic instability signal based on Hilbert-Huang Transform [J]. Aeroengine, 2013, 39(3): 62-67. (in Chinese)

[14] 向宏辉, 侯敏杰, 杨荣菲, 等. 基于希尔伯特-黄与小波变换的压气机失速信号分析方法[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2015, 28(5): 1-5.

XIANG Honghui, HOU Minjie, YANG Rongfei, et al. Analysis method investigation of axial compressor stall signal based on Hilbert-Huang transform and wavelet transform[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2015, 28(5): 1-5. (in Chinese)

[15] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[16] HIRSH S M, BRUNTON B W, KUTZ J N. Data-driven spatiotemporal modal decomposition for time frequency analysis[EB/OL]. [2019-12-17]. <https://arxiv.xilesou.top/abs/1806.08739>.

[17] 吴蔚, 赵博, 薛翔, 等. 高速离心压气机的动态测试与非线性分析[R]. 北京: 中国工程热物理学会热机气动热力学和流体机械学术年会, 2019.

[18] SPAKOVSKY Z S, RODUNER C H. Spike and modal stall inception in an advanced turbocharger centrifugal compressor[R]. Montreal, Canada: ASME, 2007.

[19] DEHNER R, SELAMET A, KELLER P, et al. Prediction of surge in a turbocharger compression system vs measurements[J]. International Journal of Engines, 2011, 4(2): 2181-2192.

[20] HOU T Y, SHI Z. Data-driven time-frequency analysis [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2013, 35(2): 284-308.

[21] HYVARINEN A, OJA E. Independent component analysis: algorithms and applications [J]. Neural Networks, 2000, 13(4/5): 411-430.

[22] 黄迪山. 经验模态分解中虚假模态分量消除法[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(3): 383-384.

HUANG Dishan. Elimination of false mode components in EMD[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2011, 31(3): 383-384. (in Chinese)

(编辑: 叶 青、张 雪)