

基于变分模态分解的压气机失速特性研究

张浩铭, 吴亚东*

(上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240)

摘 要: 基于轴流压气机试验台, 对带可调进口导叶的双级压气机在不同进口导叶角度和不同转速下进行了性能测试, 得到了压气机稳定工作范围和失速边界。考虑到传统经验模态分解(EMD)方法易产生模态分量频率混叠, 采用变分模态分解(VMD)方法对压气机失速信号进行特征识别提取。针对VMD方法在压气机失速特征提取中过于依赖模态数 K 与惩罚因子 α 的现象, 采用基于仿生学优化的改进算法: 引入蛙跳算法构建自适应参数优化机制, 以平均包络熵为优化目标实现 K 和 α 的动态优化, 并构建仿真信号验证参数优化VMD方法的优势。最后, 将改进算法应用于压气机失速工况信号解析。结果表明, 相较于EMD方法, 参数优化VMD方法能更精准分离出表征失速特征的主导模态分量。

关键词: 航空发动机; 轴流压气机; 可调导叶; 变分模态分解; 异常检测; 失速特性

中图分类号: V263.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2620(2026)02-0030-12

DOI: 10.3724/j.GTER.20260008

Compressor stall characteristics based on variational mode decomposition

ZHANG Haoming, WU Yadong*

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Based on the axial flow compressor test bench, performance tests on a two-stage compressor with adjustable inlet guide vanes were conducted under different inlet guide vane angles and different rotational speeds, and the stable working range and stall boundary of the compressor were obtained. Considering that the traditional empirical mode decomposition (EMD) method is prone to frequency aliasing of modal components, the variational mode decomposition (VMD) method has been adopted to conduct feature recognition and extraction of the compressor stall signal. In response to the phenomenon that VMD overly relies on the number of modes K and the penalty factor α in the extraction of compressor stall characteristics, an improved algorithm based on bionics optimization was adopted. By introducing the leapfrog algorithm to construct an adaptive parameter optimization mechanism, the dynamic optimization of K and α was achieved with the average envelope entropy as the optimization objective, and the advantages of the simulation signal verification parameter optimization VMD method were constructed. Finally, the improved algorithm was applied to the signal analysis of the compressor stall working condition. The results show that compared with the EMD method, the parameter-optimized VMD method can separate the dominant modal components representing the stall characteristics more accurately.

Key words: aero-engine; axial compressor; adjustable guide vanes; variational mode decomposition; anomaly detection; stall characteristics

收稿日期: 2025-05-21

基金项目: 航空发动机及燃气轮机基础科学中心项目(P2022-B-V-004-001)

作者简介: 张浩铭(2000-), 男, 陕西西安人, 硕士研究生, 主要从事压气机气动稳定性研究。

通信作者: 吴亚东(1980-), 男, 研究员, 博士, 主要从事航空发动机试验测试。E-mail: yadongwu@sjtu.edu.cn

引用格式: 张浩铭, 吴亚东. 基于变分模态分解的压气机失速特性研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2026, 39(2): 30-41. ZHANG Haoming, WU Yadong.

Compressor stall characteristics based on variational mode decomposition[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2026, 39(2): 30-41.

0 引言

压气机是航空发动机/燃气轮机的关键部件。压气机在设计点才能稳定工作,在非设计点工作或受到外部扰动时有可能发生失稳——主要包括旋转失速和喘振^[1]。研究表明,压气机从受到外部扰动到发生失稳,其周向压力脉动在时域和频域特征方面均出现明显变化。失稳前期通常伴随低频扰动,但随着旋转失速的发生,局部压力波动频率升高,形成特定模式的旋转失速单元。喘振阶段则伴随显著的全通道低频振荡,其频率通常在数十赫兹范围内^[2]。为保证压气机高效、安全运行,需要研究压气机的失稳现象,进而在压气机失稳早期或出现明显失稳前采取有效控制措施^[3]。

为实现对压气机失速快速、高效地监测,研究人员重点关注了失速前数秒内压气机周向压力脉动的时频域特征变化,识别失速先兆信号,进而及时采取相应措施防止失速的发生。吕建伟和李军^[4]采用时频-小波分析法研究了某型八级压气机的失速先兆,发现压气机失速先兆频率与某一频率成倍数关系。黎琨等^[5]利用小波分析法研究了压气机失速先兆,确定滤波阈值,进而确定失速先兆信号及其出现时刻。

目前,关于失速先兆的研究主要集中在失速前短时间内的信号脉动及频谱特征方面,其具有明显的非线性和短时性特点。对于失速信号的识别和特征不足,可通过模态分解方法进一步提取失速特征。HUANG等^[6]提出了经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)方法,将信号分解为有限个频率和幅值连续变化的调频信号,从而构建信号不同成分能量的时间分布,对于检测压气机受到小扰动后压力信号分量的时频域特征变化具有重要意义。BENBOUZID^[7]、HENRIQUEZ^[8]、VERMA^[9]等分别比较了时域、频域和时频域研究方法。经验模态分解作为一种时频域研究方法,具有滤波自适应的特点,但也存在端点效应、模态混叠等缺陷。为此,国内外学者提出了多种数学工具,以优化经验模态分解。

MAURYA等^[10]借助支持向量机(Support vector machine, SVM)将压力信号分解成比EMD时间更短的信号分量,提高了特征提取的效率。MOHAN和AGOSTINI^[11]采用多元经验模态分解(Multivariate empirical mode decomposition, MEMD)方法提取失

速模式,提出了失速起始可能由2个阶段构成:第1阶段流动分离不明显,边界层振荡发展,保持二维流动的特征;第2阶段出现复杂的三维流动。针对EMD方法模态中心频率重叠严重的不足,SMITH^[12]提出了局部均值分解(Local mean decomposition, LMD)方法。YUE等^[13]联合EMD和LMD方法提出了EMD-LMD联合方法,充分结合了EMD鲁棒性好和LMD瞬时频率物理意义明确的优点,获得了高分辨率的时间、频域和能量结构分布。GUAN等^[14]采用包含EMD的多种方法对失速先兆进行了分析,发现分解后的低频模态强度在失速后急剧增加600%以上,提取压气机工作时的低频模态可以实现对压气机失速的实时监测。

DRAGOMIRETSKIY和ZOSSO^[15]提出了变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)方法。相较于EMD, VMD拥有更强的鲁棒性,分解得到的模态分量频率重叠较少,模态数也更少。同时, VMD方法还填补了EMD方法理论依据不足的缺陷。但VMD方法非常依赖模态数 K 和惩罚因子 α ,它们需要研究者自行选取。早期研究往往通过经验预设 K 和 α 。如果 K 和 α 设置不当, VMD方法得到的分解结果反而不如EMD,也会出现模态混叠。为实现 K 和 α 的合理化选取,研究者提出了多种方法。刘尚坤等^[16]提出了Teager-VMD方法,能够实现 K 的自动选取。该方法可准确地将转子的试验信号分解为摩擦声、油膜振荡声等信号,为故障诊断提供依据。CHEN等^[17]提出了一种利用相位校正信号平均法优化 K 的方法。吴施志等^[18]采用布谷鸟搜索(Cuckoo search, CS)算法优化VMD算法(CS-VMD方法),实现了 K 和 α 的自动选取。相较于VMD方法, CS-VMD方法更能将多模态时域衰减信号中的各模态准确分离。沙云东等^[19]构建了粒子群驱动的参数寻优模型,通过自适应阈值筛选机制提取高模态分量,有效提升了故障特征辨识度。然而,现有研究在参数选取中往往先确定 K 再选取 α ,忽略了 K 和 α 的协同作用对VMD的影响,从而无法得到最优VMD结果。陈庆光等^[20]采用蛙跳算法(Shuffled frog leaping algorithm, SFLA)对VMD参数进行了协同优化,实现了 K 和 α 的合理自动选取。

本文通过试验获取亚声速双级压气机3种进口导叶角度(0° , 3° 和 -3°)、不同转速(0.60~1.00倍设计转速)下的失速信号,研究进口导叶角度和转速对失

速频率的影响。利用蛙跳算法优化的VMD算法对压力信号进行分解,将压气机周向压力脉动分解为主要成分为大气压力的平均压力、叶片转动产生的压力脉动、失速团产生的压力脉动以及若干叶片-失速团相互作用产生的微小压力脉动,从而更好地识别失速特征。

1 研究对象及试验结果

研究对象为带可调进口导叶(IGV)的双级压气机,包含可调进口导叶、2级动静叶片以及出口导叶(OGV)。其中,第1级动叶(R1)数为51,第2级动叶(R2)数为56,各级静子叶片数均大于70。压气机设计参数如表1所示。压气机整体结构以及叶片排列如图1所示。压气机试验台如图2所示。

为进行失速监测,在压气机壁面沿轴向依次布置4组(12个)Kulite传感器,分别位于R1、R2叶顶叶

片前缘前3 mm和尾缘后3 mm处,处于相同轴向位置的3个测点在周向上分别位于1点、7点和10点方向,实时测量压气机周向的压力脉动。考虑到叶片通过频率(Blade passing frequency, BPF)和失稳信号相关频率,传感器的采集频率设置为20 kHz。

图3展示了不同进口导叶角度和转速下压气机的流量系数-压比特性。图中, θ 为进口导叶角度。可以看出,进口导叶角度对攻角的影响较大。随着攻角的增加,压气机的流量系数-压比特性线逐渐向右上移动,压气机性能有所提升。这是由于进口导叶角度增加时,受进口导叶的导向作用,气流在进入转子时已经具有一定的切向速度分量,降低了转子叶片的实际进气攻角,缓解了大攻角下的流动分离,从而减小了流动损失,提升了压比。同时,正向的预旋使气流以更小的入射角进入动叶,从而增大了通过压气机气体的质量流量。

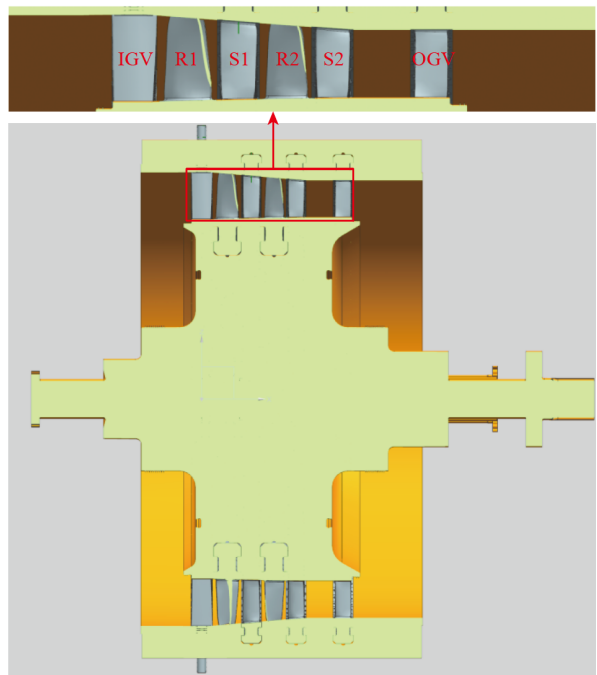


图1 压气机结构
Fig.1 Structure of the compressor

表1 压气机设计参数
Table 1 Design parameters of compressor

设计参数	数值
物理转速/(r/min)	4 700
压比	1.5
绝热效率/%	90.2
折合流量/(kg/s)	58.6



图2 带可调导叶的双级压气机试验台
Fig.2 Test bench of the two-stage compressor with an adjustable guide vane

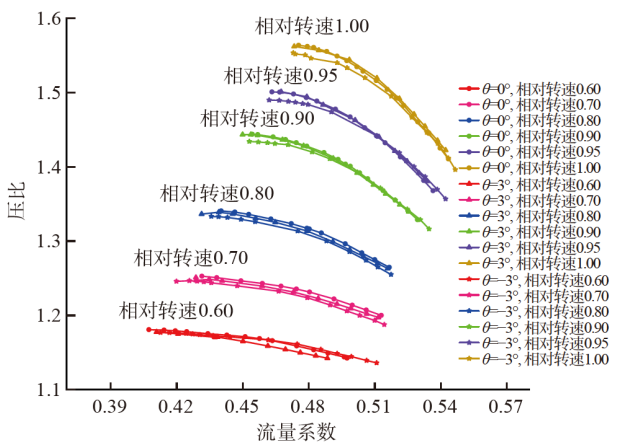


图3 不同进口导叶角度下压气机的流量-压比特性曲线
Fig.3 Flow rate-pressure ratio characteristic curve under different inlet guide vane angles

图3中,各条曲线流量系数最小点为压气机的失速点,如 $\theta=0^\circ$ 。相对转速1.00的失速点压力脉动和频谱分别如图4(a)和图4(b)所示。由图4(a)可以看出,压气机从第3个周期开始进入失速状态。在图4(b)中,4 kHz处的尖峰为BPF,8 kHz处的尖峰为2BPF。

为探究进口导叶角度对压气机失速特性的影响,利用相关系数法和频谱分析对失速信号进行处理,结果见表2。可以看出,2种方法得到的失速频率基本相同。图5为利用相关系数法得到的不同进口导叶角度下转速与失速频率的关系。可以看出,进口导叶角度变化不影响失速频率处于20%~70%转

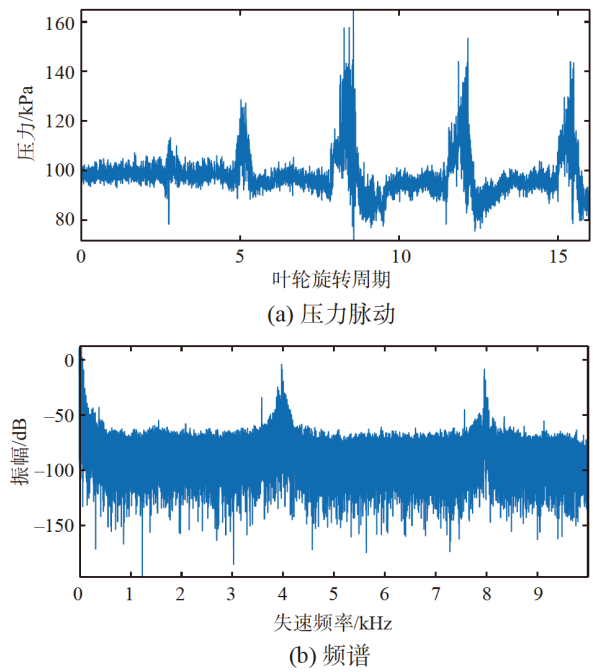


图4 压气机失速点压力脉动和频谱
Fig.4 Pressure pulsation and frequency spectrum at compressor stall point

子转频区间^[17],即两条灰色虚线内。

不同进口导叶角度和转速下,失速团相对转速相对于转子转速的变化如图6所示。可以看出,在相对转速0.60~1.00区间内,失速频率/转频随转速升高而呈现降低趋势,且在高转速下有明显降低。该亚声速双级压气机的失速频率/转频大致在28%~45%区间内。

2 基于参数优化的变分模态分解

2.1 变分模态分解基本原理

压气机脉动压力信号可被视为若干调频信号之和。VMD可以将信号分解为若干模态分量,每个模态分量定义如下:

$$u_k(t) = A_k(t)\cos[\phi_k(t)] \tag{1}$$

式中: $A_k(t)$ 为模态分量 $u_k(t)$ 的瞬时幅值; $\phi_k(t)$ 为

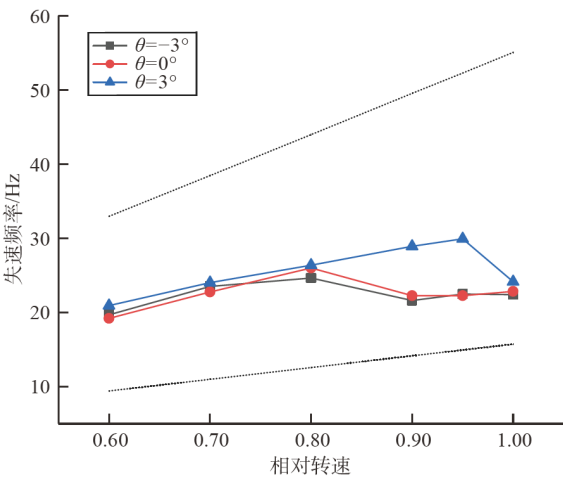


图5 不同进口导叶角度下的相对转速-失速频率曲线
Fig.5 Relative rotational speed-stall frequency curve under different inlet guide vane angles

表2 相关系数法和傅里叶频谱分析得到的失速频率
Table 2 Stall frequency by correlation coefficient method and Fourier spectrum analysis

相对转速	失速频率/Hz					
	相关系数法			频谱分析		
	$\theta=0^\circ$	$\theta=3^\circ$	$\theta=-3^\circ$	$\theta=0^\circ$	$\theta=3^\circ$	$\theta=-3^\circ$
0.60	20.942 4	19.212 3	19.685 0	19.330 0	21.200 0	19.600 0
0.70	24.038 5	22.779 0	23.520 0	22.800 0	24.200 0	23.600 0
0.80	26.385 2	26.007 8	24.660 0	25.800 0	26.800 0	22.400 0
0.90	28.943 6	22.271 7	21.621 6	22.200 0	29.000 0	21.400 0
0.95	29.940 1	22.271 7	22.497 2	22.200 0	29.800 0	22.400 0
1.00	24.154 6	22.857 1	22.421 5	23.000 0	24.200 0	22.400 0

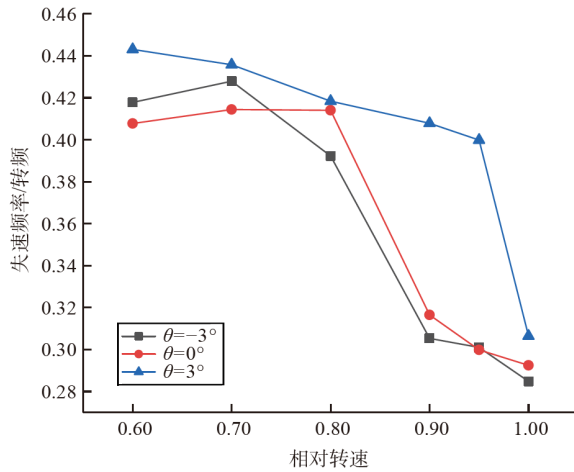


图6 不同进口导叶角度下相对转速-失速频率/转频曲线
Fig.6 Curve of relative rotational speed vs. ratio of stall frequency and rotation frequency under different inlet guide vane angles

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) := \alpha \sum_k \left\| \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (3)$$

式中: $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘子。

通过迭代更新模态函数、中心频率和拉格朗日乘子来求解。模态函数频域的迭代方程为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

中心频率的迭代方程为

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

式中: $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 相当于当前剩余量 $\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega)$ 的维纳滤波; ω_k^{n+1} 为当前模态函数功率谱的重心; 对 $\{\hat{u}_k(\omega)\}$ 进行傅里叶逆变换, 其实部则为 $\{u_k(t)\}$ 。

拉格朗日乘子的迭代方程为

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left(f(\omega) - \sum_{k=1}^K u_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (6)$$

式中: τ 为更新步长。

当迭代满足以下条件时停止:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (7)$$

式中: ε 为预设的收敛阈值。

2.1.2 变分模态分解算法

变分模态分解算法步骤如下:

$u_k(t)$ 的瞬时相位。

求解VMD问题分为2个步骤, 首先基于变分约束条件构造变分模型, 然后采用交替方向乘子法求解。根据文献[15], VMD问题的数学表达为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\{u_k\} := \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$; $\{\omega_k\} := \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$; $\sum_k := \sum_{k=1}^K$ 。

2.1.1 变分模态分解问题的求解方法

引入拉格朗日因子, 求解时无需再考虑约束条件。此时拉格朗日函数变为

(1) 初始化 $\{u_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \{\hat{\lambda}^1\}$ 和 n ;

(2) 根据式(4)、式(5)更新 u 和 ω ;

(3) 根据式(6)更新 λ ;

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (8)$$

(4) 对于给定判别精度 $e > 0$, 若

$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < e$, 则停止迭代, 否则返回步骤(2)。

2.2 基于蛙跳算法的变分模态分解

VMD在解决EMD的模态混叠问题上表现出色, 但其性能高度依赖参数的选择, 特别是 α 和 K 。为实现VMD中 K 与 α 的协同优化, 构建基于蛙跳算法的双参数动态映射机制。该方法通过建立参数空间到模态质量的非线性映射模型, 克服传统试错法的主观局限性。

2.2.1 蛙跳算法流程

根据文献[21], 蛙跳算法的流程如下:

(1) 设置初始参数(青蛙总数 N_{pop} , 子群数 N_m , 子群容量 N_f , 最大迭代次数 M), 在 $[K_{\min}, K_{\max}]$ 和 $[\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$ 范围内随机初始化 K 和 α 。

(2) 计算各青蛙个体的包络熵指标。

(3) 按照目标函数的降序排列将 N_{pop} 只青蛙依次分配至 N_m 个子群中, 每个子群中分配 N_f 只青蛙, 当前

子群分配完毕则继续分配下一个子群,以此类推。

(4) 确定每个子群中适应度最好和最差的个体 P_b 和 P_w , 以及群体的最优解 S_1 , 在最大迭代次数内根据式(9)改进最差解。

$$S_1 = A_1 \times (P_b - P_w) \quad (9)$$

式中: A_1 为 0~1 之间的随机数。

(5) 将改进后的结果重新赋值给 P_w 。混合并重新排序所有个体, 然后重新按照步骤(3)划分新的种群。

(6) 当达到最大步数限制或满足迭代终止条件时输出最优解, 否则回到步骤(2)。

2.2.2 蛙跳算法优化的变分模态分解

利用蛙跳算法优化VMD参数时, 需要选择一个合适的参数作为目标函数。在特征提取领域, 常采用平均包络熵(Mean envelope entropy, MEE)作为目标函数。MEE是在特定 K 和 α 下, 信号经过VMD分解得到各模态分量的包络熵的平均值。MEE的定义为

$$\langle \tilde{K}, \tilde{\alpha} \rangle = \operatorname{argmin}_{\langle K, \alpha \rangle} \left\{ \frac{1}{\tilde{K}} \sum_{i=1}^{\tilde{K}} H_{\text{en}}(i) \right\} \quad (10)$$

式中: H_{en} 为每个模态分量 u_k 的包络熵, 由式(11)、式(12)计算得到。

$$H_{\text{en}}(i) = - \sum_{j=1}^N p_j \log_2(p_j) \quad (11)$$

$$p_j = \alpha(j) / \sum_{j=1}^N \alpha(j) \quad (12)$$

式中: N 为采样点数; $\alpha(j)$ 为原信号经希尔伯特变换后得到的包络信号; p_j 为 $\alpha(j)$ 标准化形式。

2.3 模拟信号分析

为验证算法的有效性, 按照式(13)构造1组调频信号。其采样频率为1 kHz, 采样点数为4 000。图7(a)为模拟信号分量的频谱图。模拟信号的分量 $x_1 \sim x_4$ 的振幅和频率分别依次为10、8、15、6 Pa和30、50、70、110 Hz。对模拟信号进行傅里叶变换, 得到的时域图如图7(b)所示。由于边缘效应形成能量损失,

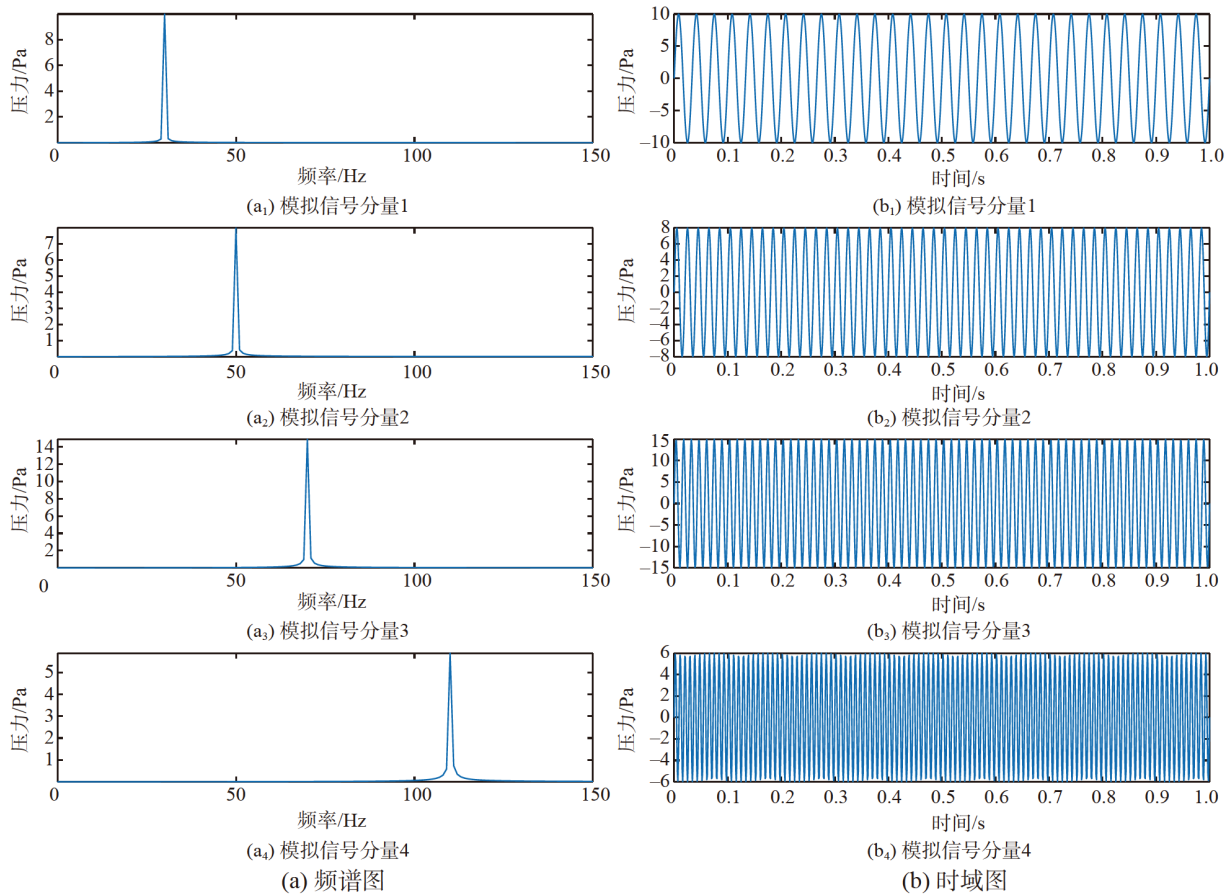


图7 模拟信号4个分量的频谱和时域

Fig.7 Frequency spectrum and time domain of the four analog signal components

频谱图中各分量对应的振幅 A 略低于实际值。

$$\begin{cases} x_1 = 10\sin(2\pi \cdot 30t) \\ x_2 = 8\sin(2\pi \cdot 50t) \\ x_3 = 15\sin(2\pi \cdot 70t) \\ x_4 = 6\sin(2\pi \cdot 110t) \end{cases} \quad (13)$$

采用基于蛙跳算法优化参数的VMD(以下简称SVMD)方法得到的全局平均包络熵曲线如图8所示。可以看出,种群进化到第4代时达到局部最优。此时对应的参数组合 $[K, \alpha]=[4, 1.035]$ 。将其应用于SVMD程序中,得到的本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF)分量频谱图和时域图分别如图9(a)和图9(b)所示。根据图9(a),4个信号分量的中心频率分别为30、70、50、110 Hz,与原信号分量的频率一一对应。根据图9(b),IMF1~IMF4的振幅分别为9.92、14.73、8.00和5.99。除两端因端点效应产生误差外,其他结果与原信号基本相符,证明了SVMD的有效性。

3 基于SVMD方法的压气机失速信号特征识别与提取

3.1 失速信号预处理

在对失速信号进行SVMD处理前,分别对信号

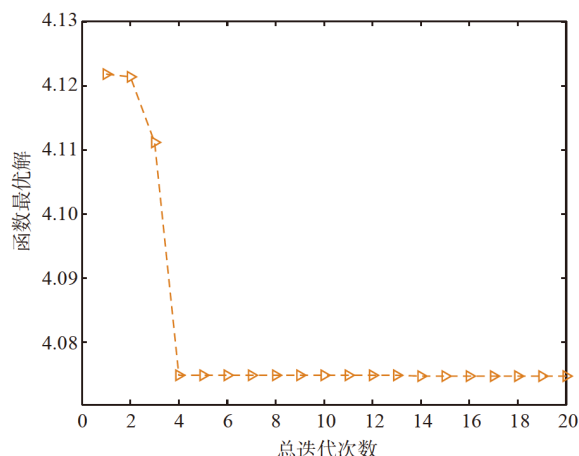


图8 模拟信号的优化曲线

Fig.8 Optimization curve of analog signal

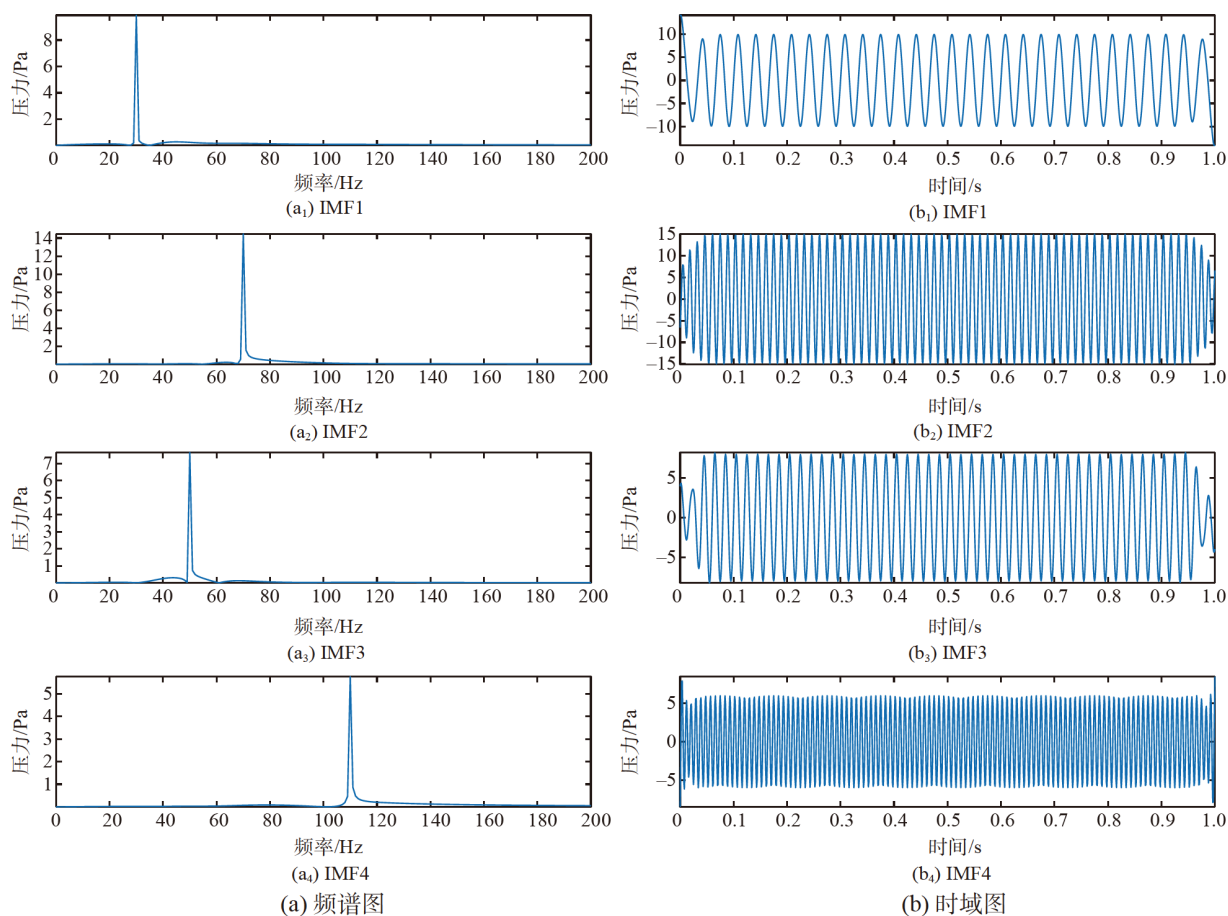


图9 模拟信号经SVMD得到的IMF分量

Fig.9 IMF components of analog signal by SVMD

进行低通滤波、滑动窗口平均和中心化。压气机设计转速为4 700 r/min,需要对失速信号进行低通滤波,以排除叶尖通过频率和高频噪声影响,低通滤波的截止频率为600 Hz;采用滑动窗口平均来降低随机噪声的影响,窗口长度设置为256,对应叶轮旋转周期;采用中心化处理消除大气压力对信号的影响。

3.2 旋转失速信号特征的识别与提取

利用蛙跳算法对压力信号进行VMD参数寻优,得到的全局平均包络熵曲线如图10所示。图10展示了参数优化进程中的适应度演化曲线。曲线显示,当种群进化到第6代时,系统达到全局收敛状态(适应度值0.589),此时对应的参数组合 $[K, \alpha]=[5, 1\ 580]$ 。

将参数组合代入到SVMD处理程序中,对 $\theta=0^\circ$,相对转速1.00的失速信号进行SVMD分解,得到IMF分量信号的频谱与压力脉动,分别如图11(a)和图11

(b)所示。可以看出,IMF5的中心频率为0 Hz,并具有少量0~10 Hz成分。该结果表明,IMF5是以大气

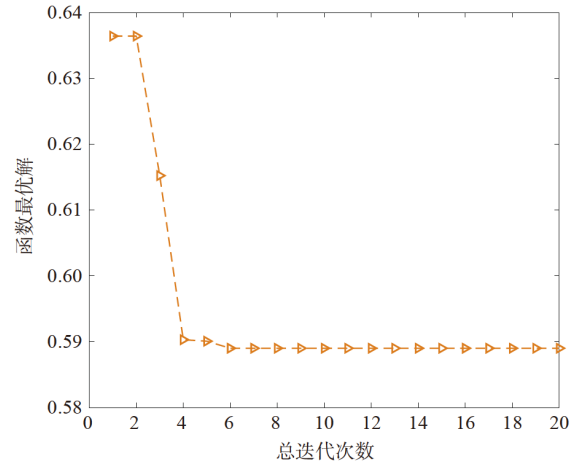


图10 失速信号的优化曲线

Fig.10 Optimization curve of stall signal

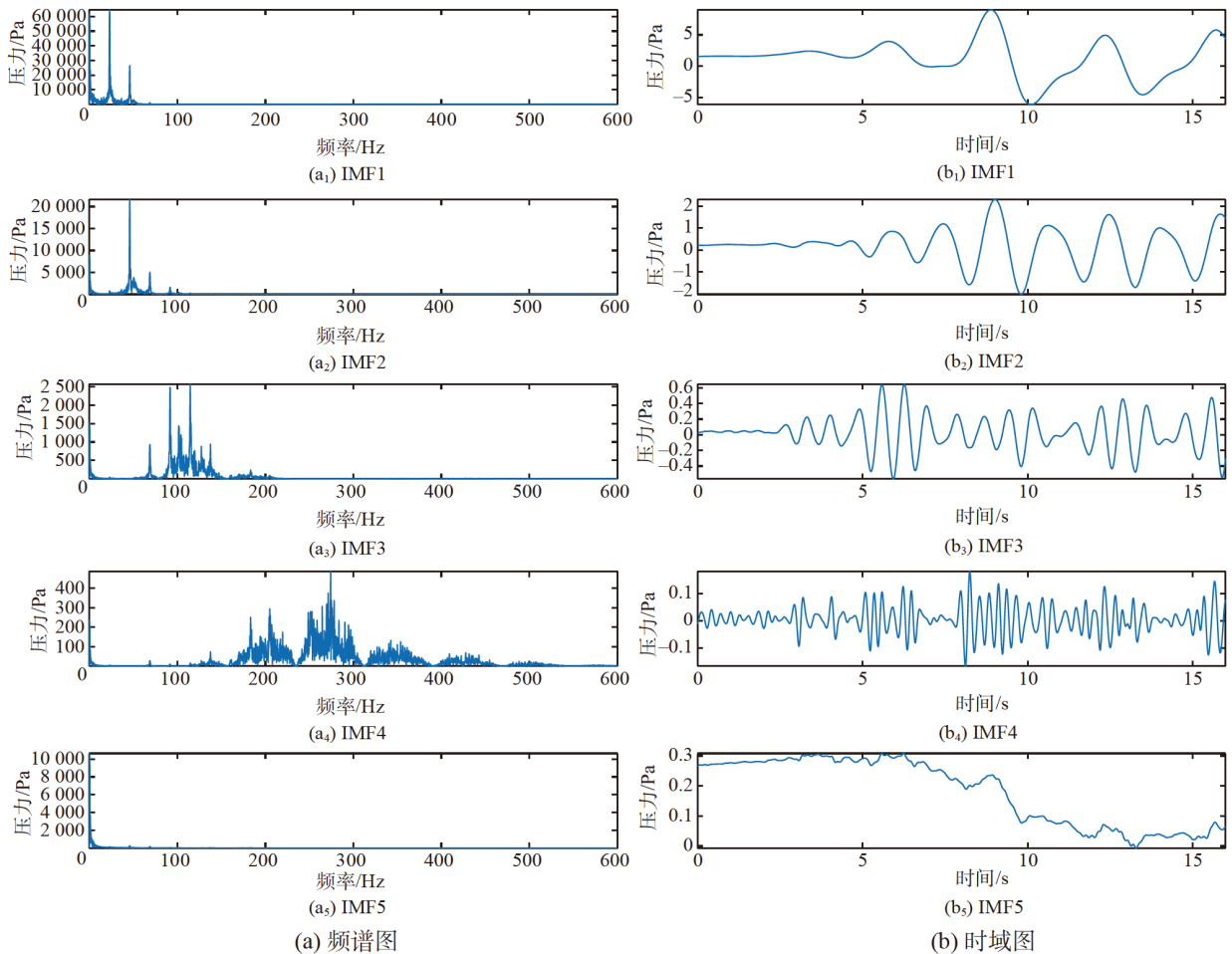


图11 $\theta=0^\circ$,相对转速1.00失速信号经SVMD分解后的IMF分量

Fig.11 IMF components of stall signal at $\theta=0^\circ$ and relative rotational speed as 1.00 by SVMD

压力为主体的平均压力。在失速后,平均压力降低约2 kPa。IMF1的中心频率为23 Hz,对应失速团的旋转频率,且失速团的强度在不断变化。IMF2的中心频率范围为45~70 Hz,包含2倍失速频率和转子转频。IMF3和IMF4的带宽较广、幅值较低,由噪声、高阶模态和相干信号混叠形成。

为评估SVMD方法的优越性,对EMD和SVMD方法得到的频谱图的频率重合情况进行对比。利用EMD方法解析失速工况信号,共得到8阶IMF集合。取前5个IMF分量绘制其频谱图和时域图,如图12所

示。对比图11、图12可知,相较于SVMD,EMD产生了更多的模态分量。EMD分解产生的模态分量频谱有较大的模态混叠现象,不同分量频率重合度较高。而SVMD结果中不同分量频率重合度较低,较好地分离了不同IMF分量。

为探究进口导叶角度对压气机失速时域、频谱特征的影响,分别对 $\theta=3^\circ$ 和 $\theta=-3^\circ$ 下相对转速1.00的失速信号进行SVMD分解,得到的频谱图和时域图分别如图13(a)和图13(b)、图14(a)和图14(b)所示,各IMF分量的成分与 $\theta=0^\circ$ 的基本一致。对比不同进口

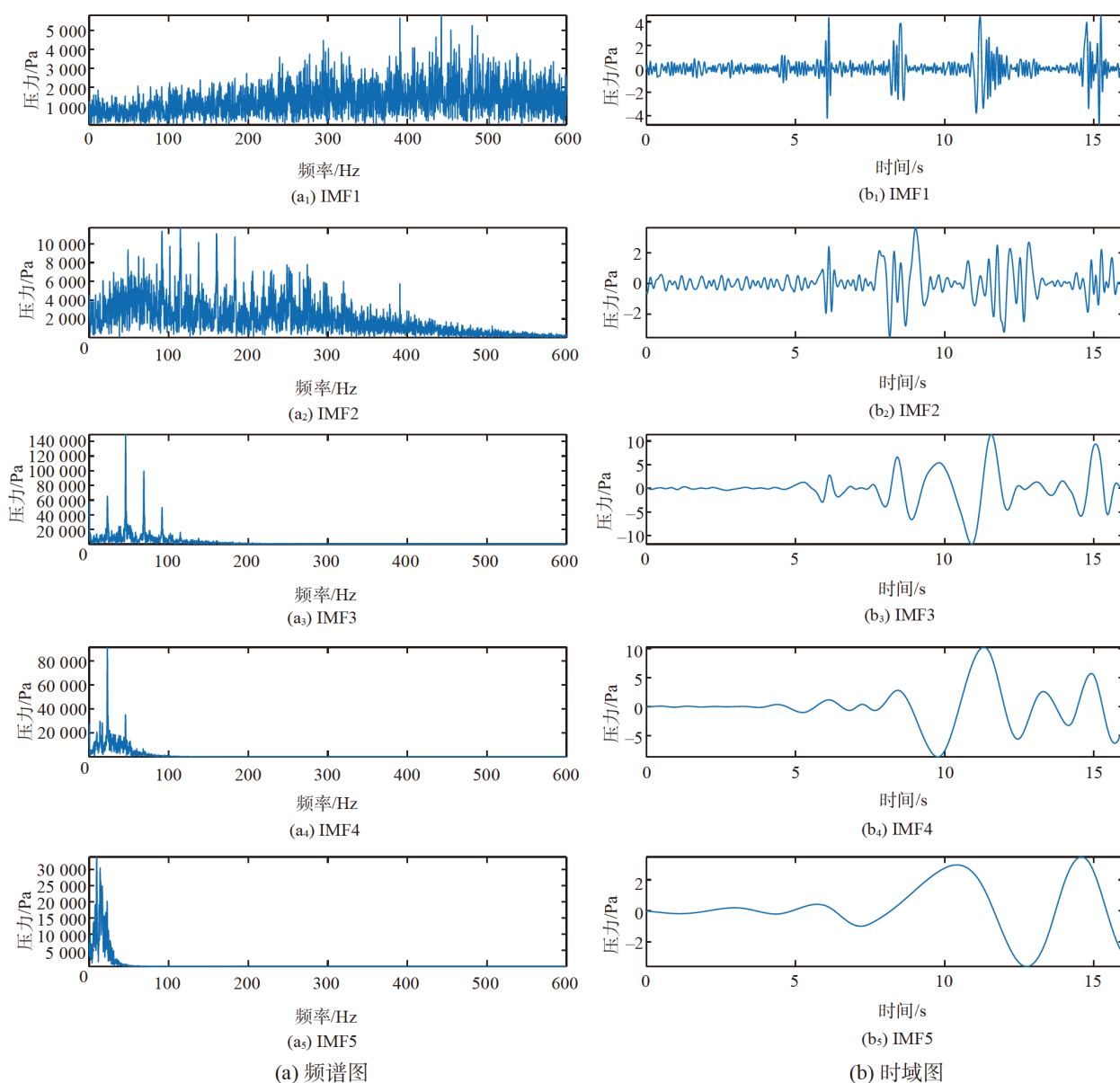
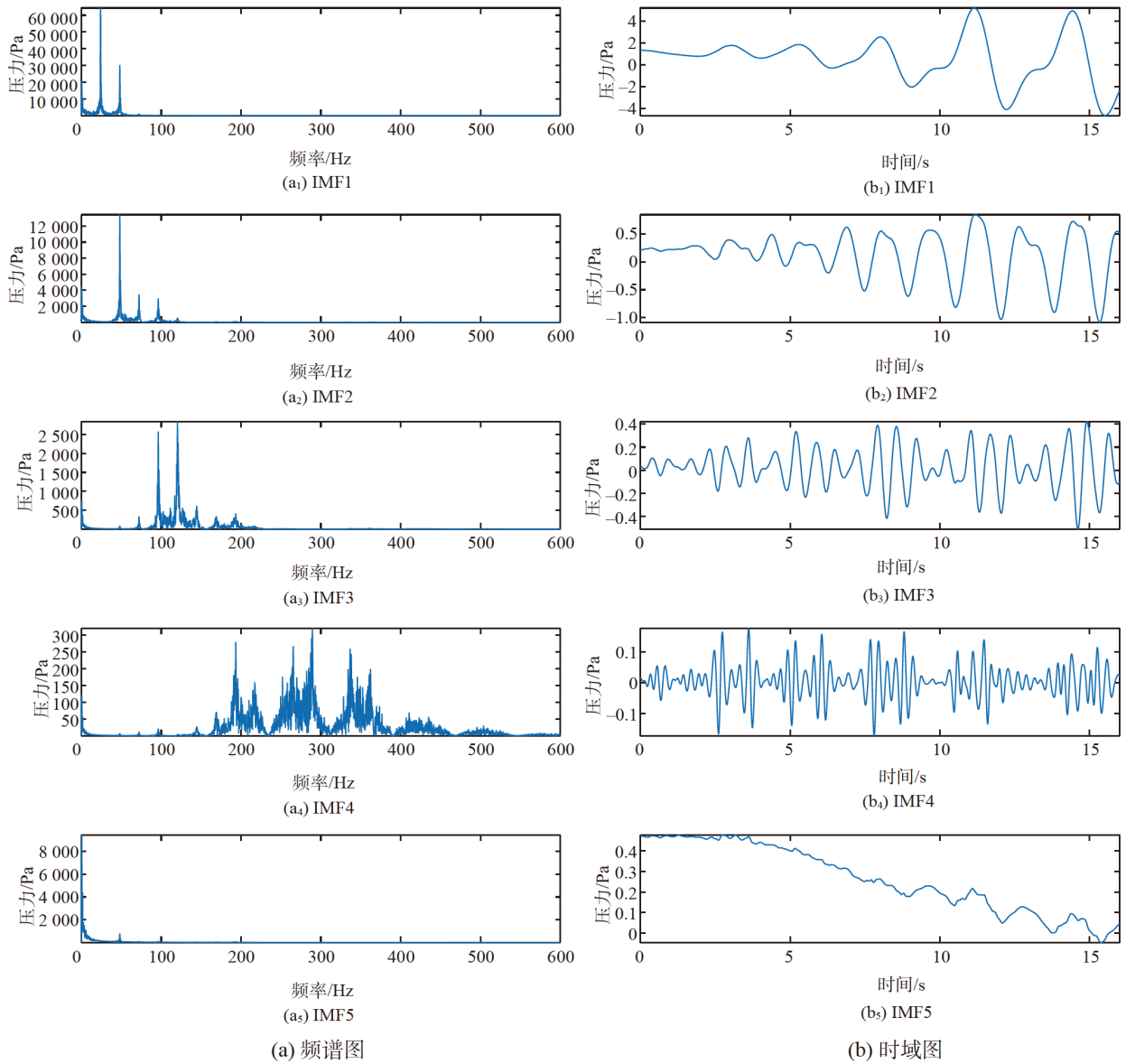


图12 $\theta=0^\circ$, 相对转速1.00失速信号经EMD分解后的IMF分量
Fig.12 IMF components of stall signal at $\theta=0^\circ$ and relative rotational speed as 1.00 by EMD

图13 $\theta=3^\circ$, 相对转速1.00失速信号经SVMD分解后的IMF分量Fig.13 IMF components of stall signal at $\theta=3^\circ$ and relative rotational speed as 1.00 by SVMD

导叶角度下IMF5的时域图可以看出,失速后的平均压降随进口导叶角度的增加而增大。对比图11(a)、图13(a)和图14(a)可以看出,失速频率对应的压力脉动幅度随进口导叶角度的增大而降低。这是由于进口导叶角度增大改善了压气机的性能,与前文结果一致。

4 结论

通过试验,获取了不同进口导叶角度和流量下的压力脉动信号,并利用蛙跳算法优化的VMD算法对压力脉动信号进行分解。主要结论如下:

(1) 以信息熵最小化为目标函数的蛙跳优化框架成功实现了VMD模态数和惩罚因子的协同优化,提高了特征提取的精度,并成功地将压力脉动信号分解为叶片转动产生的压力脉动、失速团产生的压力脉动、以大气压力为主体的平均压力以及若干相干信号。

(2) 相较于EMD方法,SVMD方法在模态混叠分离方面表现更好。通过SVMD方法得到的各模态分量频谱间中心频率无重叠现象,分量个数相较于EMD从8减少到5,各个分量的物理意义更加明确。

(3) 随进口导叶角度的增大,失速后平均压降

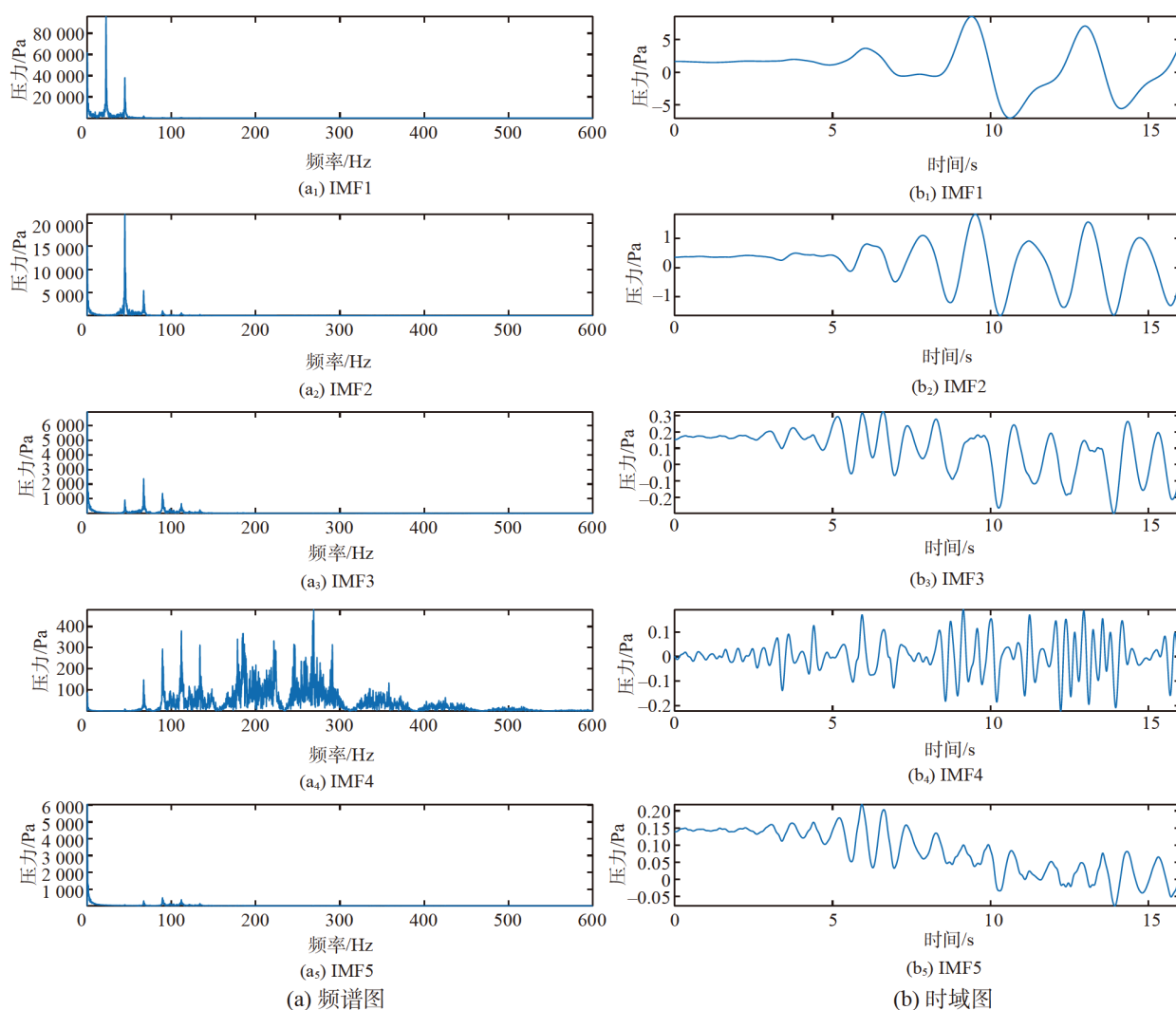


图14 $\theta=-3^\circ$, 相对转速1.00失速信号经SVMD分解后的IMF分量
Fig.14 IMF components of stall signal at $\theta=-3^\circ$ and relative speed as 1.00 by SVMD

升高,失速团对应的压力脉动幅值降低;不同进口导叶角度下,失速频率/转频随转速的升高而降低,但失速频率仍处于20%~70%转子转频区间。

参考文献:

- [1] DAY I J. Stall, surge, and 75 years of research[J]. Journal of Turbomachinery, 2016, 138(1):011001.
- [2] REUSS N, MUNDT C. Experimental investigations of pressure distortions on the high-pressure compressor operating behavior[J]. Journal of Propulsion and Power, 2009, 25(3):653-667.
- [3] 刘大响, 叶培梁, 胡 骏, 等. 航空燃气涡轮发动机稳定性设计与评定技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 2004. LIU Daxiang, YE Peiliang, HU Jun, et al. Aerodynamic stability design and evaluation technology for aero gas turbine engines[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2004. (in Chinese)
- [4] 吕建伟, 李 军. 基于时频-小波分析的压气机失速先兆研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2004, 17(1):29-32. LV Jianwei, LI Jun. Study on stall inception in compressor based on time-frequency and wavelet analysis[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2004, 17(1):29-32. (in Chinese)
- [5] 黎 琨, 单晓明, 吴伟力, 等. 某型压气机失速先兆研究[J]. 测控技术, 2015, 34(7):46-49. LI Kun, SHAN Xiaoming, WU Weili, et al. Research on the precursors of compressor stall[J]. Measurement & Control Technology, 2015, 34(7):46-49. (in Chinese)
- [6] HUANG N, SHEN Zheng, LONG S, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J].

- Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903–995.
- [7] EL HACHEMI BENBOUZID M. A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 47(5):984–993.
- [8] HENRIQUEZ P, ALONSO J B, FERRER M A, et al. Review of automatic fault diagnosis systems using audio and vibration signals[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2013, 44(5): 642–652.
- [9] VERMA N K, SEVAKULA R K, DIXIT S, et al. Intelligent condition based monitoring using acoustic signals for air compressors[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2016, 65(1):291–309.
- [10] MAURYA S, SINGH V, DHAR N K, et al. Improved EMD local energy with SVM for fault diagnosis in air compressor[M]//Computational intelligence: theories, applications and future directions - volume II. Singapore: Springer Singapore, 2018:81–92.
- [11] MOHAN A T, AGOSTINI L M. A statistical insight into the onset of deep dynamic stall using multivariate empirical mode decomposition[R]. AIAA 2018-1053, 2018.
- [12] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5):443–454.
- [13] YUE Shaoyuan, WANG Yangang, WEI Liguo, et al. The joint empirical mode decomposition-local mean decomposition method and its application to time series of compressor stall process[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 105: 105969.
- [14] GUAN Di, SUN Dakun, XU Ruize, et al. Experimental investigation on axial compressor stall phenomena using aeroacoustics measurements via empirical mode and proper orthogonal decomposition methods[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 112: 106655.
- [15] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531–544.
- [16] 刘尚坤, 唐贵基, 王晓龙. 基于改进变分模态分解的旋转机械故障时频分析方法[J]. 振动工程学报, 2016, 29(6):1119–1126.
- LIU Shangkun, TANG Guiji, WANG Xiaolong. Time-frequency analysis method for rotary mechanical fault based on improved variational mode decomposition[J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(6): 1119–1126. (in Chinese)
- [17] CHEN Qiming, LANG Xun, XIE Lei, et al. Detecting nonlinear oscillations in process control loop based on an improved VMD[J]. IEEE Access, 2019, 7: 91446–91462.
- [18] 吴施志, 边杰, 陈亚农, 等. 多模态时域振动衰减信号各模态分离与阻尼参数辨识方法[J]. 推进技术, 2019, 40(8):1861–1868.
- WU Shizhi, BIAN Jie, CHEN Yanong, et al. Method modal separation and damping parameter identification of each mode of multi-modal vibration attenuation signals in time domain[J]. Journal of Propulsion Technology, 2019, 40(8):1861–1868. (in Chinese)
- [19] 沙云东, 赵俊豪, 栾孝驰, 等. 基于阈值参数判决筛选的航空发动机主轴承故障特征提取方法[J]. 航空动力学报, 2025, 40(3):262–273.
- SHA Yundong, ZHAO Junhao, LUAN Xiaochi, et al. Fault feature extraction method of aircraft engine main bearing based on threshold parameter decision and screening[J]. Journal of Aerospace Power, 2025, 40(3): 262–273. (in Chinese)
- [20] 陈庆光, 徐延辉, 张祯江, 等. 矿用对旋风机旋转失速信号特征识别与提取[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(9):1505–1513.
- CHEN Qingguang, XU Yanhui, ZHANG Zhenjing, et al. Feature recognition and extraction of rotating stall signal of mine contra-rotating fan[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024, 43(9):1505–1513. (in Chinese)
- [21] HASANIEN H M. Shuffled frog leaping algorithm for photovoltaic model identification[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(2):509–515.