

基于 EWT 的离心压气机出口动态压力 样本熵分析

刘 雁¹, 李宇宸¹, 张 赫¹, 肖 军²

(1. 西北工业大学 机电学院, 西安 710072;

2. 合肥通用机械研究院有限公司 压缩机技术国家重点实验室, 合肥 230031)

摘 要: 以 800 kW 离心压气机从稳定状态经过过渡过程进入喘振状态时段的出口动态压力为研究对象, 采用经验小波变换并结合样本熵特征, 分析了系统在不同工况下的复杂特性。首先, 在分析系统动态压力波形特征的基础上, 采用经验小波变换并结合皮尔逊相关系数进行信号的提取。其次, 研究了提取信号的样本熵与系统工作状态变化的关联关系, 并讨论了经验小波的分解层数和样本熵的维数对分析结果的影响。最后, 通过将白噪声加入原始信号以验证该方法的抗干扰性能。研究结果显示: 当系统由稳态进入喘振状态时, 系统出口动态压力的样本熵表现出明显的突变特性, 其值由 0 突变至 0.7 左右。从系统参数的选择角度, 样本熵维数的变化对系统特征的分析影响较小。并且, 采用该方法抗干扰性能较好。

关 键 词: 离心压气机; 喘振; 动态压力; 经验小波变换; 样本熵

中图分类号: V235.11

文献标志码: A

Sample entropy characteristics of dynamic pressure at outlet of centrifugal compressor based on EWT

LIU Yan¹, LI Yuchen¹, ZHANG He¹, XIAO Jun²

(1. School of Mechanical Engineering,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. State Key Laboratory of Compressor Technology,

Hefei General Machinery Research Institute Company, Limited, Hefei 230031, China)

Abstract: Taking the dynamic outlet pressure of the 800 kW centrifugal compressor during the period of transition from steady state to surge state as the research object, the empirical wavelet transform combined with sample entropy characteristics was used to analyze the complex characteristics of the system under different working conditions. First, on the basis of analyzing the characteristics of the dynamic pressure waveform of the system, the empirical wavelet transform combined with the Pearson correlation coefficient was used to extract the signal. Second, the relationship between the sample entropy of the extracted signal and the change of the system working state was analyzed to discuss the influence of the decomposition layer of the empirical wavelet and the dimension of the sample entropy on the analysis result. Finally, white noise was added to the original signal to verify the anti-interference performance of the method. The research results showed that when the system entered the surge state from the steady state,

收稿日期: 2021-09-12

基金项目: 国家自然科学基金(51775437); 压缩机技术国家重点实验室开放基金(SKL-YSJ201902); 国家重点研发计划(2019YFB1504601)

作者简介: 刘雁(1974—), 女, 副教授, 博士, 研究方向为非线性动力学和动力系统稳定性。E-mail: liuyan@nwpu.edu.cn

通信作者: 李宇宸(1998—), 男, 硕士生, 研究方向为非线性动力学和动力系统稳定性。E-mail: liyuchen2059@outlook.com

引用格式: 刘雁, 李宇宸, 张赫, 等. 基于 EWT 的离心压气机出口动态压力样本熵分析[J]. 航空动力学报, 2023, 38(3): 655-664. LIU Yan, LI Yuchen, ZHANG He, et al. Sample entropy characteristics of dynamic pressure at outlet of centrifugal compressor based on EWT[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(3): 655-664.

the sample entropy of the system outlet dynamic pressure showed an obviously sudden change characteristics, and its value changed from 0 to about 0.7. From the perspective of the selection of system parameters, the change of sample entropy dimension had little effect on the analysis of system characteristics. In addition, this method had better anti-interference performance.

Keywords: centrifugal compressor; surge; dynamic pressure; empirical wavelet transform; sample entropy

当离心压气机发生喘振时,气体进入工作叶轮和扩压器的角度和方向将发生偏离,会造成气流在叶片或扩压器上的分离,产生强烈的脉动并伴随着气体倒流而引起剧烈振动。这种剧烈振动会在短时间内造成压气机部件的严重损坏甚至发生机毁人亡的事故。因此,科研人员做了大量的研究工作预防和避免喘振的发生^[1]。

引起离心压气机喘振的原因分为内因和外因。外因主要来自于系统管网,导致离心压气机的振动幅度随着管网容量的增多而变大。内因是由叶轮以及介质所导致的,当进口的流量低于标准值时,压气机的气流方向会和叶片进口的安装角产生偏差。这会引起叶片的旋转失速和周围气流的分离,表现为储存在管道中的高压气体回流引起的周期性振荡^[2]。相对于外因,内因更加复杂,解决存在一定的难度。因此,很多研究人员从内因的角度研究喘振的发生。一些人从喘振的机理出发,通过研究压气机模型来模拟压气机内部的流体流动特征,如 Greitzer 模型及其衍生的喘振模型等,通过改变模型的结构参数,观察系统压比和流量的变化,进而分析系统状态,以避免喘振的发生^[3-7]。

尽管采用数值模型可以有效地模拟出压气机内部的流动状态。但在实际应用中,还需对压气机的工作状态进行测试及判断。目前的研究较多地集中在压气机喘振的预测方面^[8-9]。一类有效的方式是从时域和频域的角度分析压气机出口动态压力的动力学特征^[10-12]。现有的研究结果显示,离心压气机出口处的动态压力蕴含丰富的非线性特征。因此,可以采用非线性的方法研究其特征。

熵作为一种非线性方法,近年来已广泛地用于处理非线性系统中的复杂问题。包括 Shannon 熵、Renyi 熵、能量熵、奇异熵、Kolmogorov-Shannon(K-S)熵、样本熵和近似熵等^[13-14]。由于其同时兼备非线性和混沌性的特征,因此非常适用于研究离心压气机由稳定状态到喘振这一过程。当压气机由稳定状态过渡到喘振时,其出口动态

压力波形由随机特征转化为明显的周期性振荡。由于熵可以对系统的无序程度进行度量,因此可以采用样本熵分析离心压气机的工作过程并识别其喘振状态下的奇异特征。样本熵是一种改进的近似熵。其特点为计算简单,不依赖数据的长度,可以通过分析产生新模式的概率而研究时间序列的复杂程度。因此采用样本熵分析系统的出口动态压力。

在采用样本熵进行分析之前,需对信号进行滤波处理。目前,对于动态信号频率分解的方法主要有小波变换、小波包变换、经验模态分解等。其中小波变换虽然有着完备的理论依据,但是其过于依赖小波函数的选择,并且不具备自适应性;经验模态分解虽然具有完全的自适应性,但存在计算时间较长、效率较低的缺点,并且所分解得到的分量无法在理论上证明其正交性。而经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)作为一种具有完备理论,并且具有自适应性的方法,可以有效地弥补以上两类方法的不足,常用于医学、航空以及机械领域等^[15-17]。

本文首先采用 EWT 将压气机的出口动态压力分解为多个含有不同特征的分量,分析各分量与原始信号的相关性,选取一组相关性较高的分量进行样本熵分析。

1 相关理论

1.1 经验小波变换及其分解

经验小波变换是一种基于小波变换框架下的自适应变换理论。在 2013 年由法国学者 Gilles 提出,其特点是将模态看作是幅度和频率的信号,实现显著的模态搜索和提取^[15]。

要完成经验小波变换,首先需对原始一维时域信号进行快速 Fourier 变换(fast Fourier transform, FFT)分析,根据 Shannon 准则的要求,将频率谱归为 $[0, \pi]$, 记为 $X(\omega)$ 。将 Fourier 频谱分为 N 段,则信号被连续分解为 N 个模态分量,定义 ω 为各个模态分量的边界,频带范围 Λ 如式(1)所示($\omega_0=0, \omega_N=\pi$)。

$$\Lambda_n = \begin{cases} [0, \omega_n] & n = 0 \\ [\omega_{n-1}, \omega_n] & 1 \leq n \leq N-1 \\ [\omega_{N-1}, \pi] & n = N-1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\omega_n = \frac{\Omega_{n+1} + \Omega_n}{2}$, $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \dots, \Omega_N$ 为 $X(\omega)$ 的前 N 个极大值对应的角频率 Ω 从小到大顺序排列。

使用传统的频带划分方法, 求出 $X(\omega)$ 的前 N 个极大值及其对应的角频率, 并按照角频率 Ω 大小排序为 $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \dots, \Omega_N$ 。以此将整个频谱图划分为 N 个区间。以 ω_n 为中心, 定义过渡带 $T_n = 2\tau_n$, 完成 EWT 分解, 如图 1 所示, 其中 τ 为带宽。

$$\widehat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right] & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$\widehat{\Psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (1+\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_{n+1})\right)\right] & (1-\gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right] & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\beta(x) = x^4(35-84x+70x^2-20x^3)$; $\tau_n = \gamma\omega_n$ ($0 < \gamma < 1$); $\gamma < \min\left(\frac{\omega_{n+1}-\omega_n}{\omega_{n+1}+\omega_n}\right)$ 。

构造经验小波变换的细节系数 $W_x(n, t)$ 和近似系数 $W_x(0, t)$ 如下:

$$W_x(n, t) = \langle x(t), \Psi_n(t) \rangle = F^{-1} \left[\widehat{x}(\omega) \overline{\widehat{\Psi}_n(\omega)} \right] \quad (4)$$

$$W_x(0, t) = \langle x(t), \phi_1(t) \rangle = F^{-1} \left[\widehat{x}(\omega) \overline{\widehat{\phi}_1(\omega)} \right] \quad (5)$$

其中 $\langle \cdot \rangle$ 表示内积计算, F^{-1} 表示 Fourier 逆变换, $\widehat{\Psi}_n(\omega)$ 和 $\widehat{\phi}_1(\omega)$ 分别表示 $\Psi_n(\omega)$ 和 $\phi_1(\omega)$ 的共轭复数, $\widehat{x}(\omega)$ 、 $\widehat{\Psi}_n(\omega)$ 、 $\widehat{\phi}_1(\omega)$ 分别表示 $x(t)$ 、 $\Psi_n(t)$ 、 $\phi_1(t)$ 的 Fourier 变换函数。

将原信号表示为近似值和细节值的叠加, 得到经验小波变换的重构信号如下:

$$X(t) = W_x(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_x(n, t) * \Psi_n(t) \quad (6)$$

进一步, 将该重构信号简化为

$$x(t) = F^{-1} \left[\widehat{W}_x(0, \omega) * \widehat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \widehat{W}_x(n, \omega) * \widehat{\Psi}_n(\omega) \right] \quad (7)$$

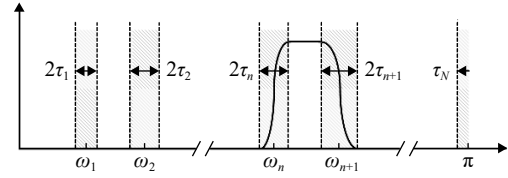


图 1 EWT 分解图

Fig. 1 EWT spectrum segmentation diagram

频带区间划分完成后, 根据 Meyer 理论构建小波的思想, 定义每个区间 Λ_n 上的尺度函数 $\widehat{\phi}_n(\omega)$ 和小波函数 $\widehat{\Psi}_n(\omega)$ [18] 如下:

其中 $\widehat{W}_x(0, \omega)$ 和 $\widehat{W}_x(n, \omega)$ 分别表示 $W_x(n, t)$ 和 $W_x(0, t)$ 的 Fourier 变换函数, 则原始信号分解后的各个模态分量为

$$c_0 = W_x(0, t) * \phi_0(t) \quad (8)$$

$$c_n(t) = W_x(n, t) * \Psi_n(t) \quad n = 1, 2, \dots, N-1 \quad (9)$$

1.2 样本熵及其物理意义

样本熵用于描述时间序列的混乱程度, 如果一段时间序列中发生新模式的概率较大, 则样本熵越大, 说明序列的复杂性越高。当样本熵越小, 则序列的复杂性较低, 信号成分较为单一 [19]。

当求解给定 K 点时间序列 $\{x(k)\} = \{x(1), x(2), \dots, x(K)\}$ 的样本熵时, 首先需借助相空间重构理论将其扩展到 m 维空间中。新的 m 维向量序列记为 $\{X_m(1), X_m(2), \dots, X_m(K-m+1)\}$ 。

$$\begin{cases} X_m(1) = \{x(1), x(2), \dots, x(m)\} \\ X_m(2) = \{x(2), x(3), \dots, x(m+1)\} \\ \vdots \\ X_m(K-m+1) = \{x(K-m+1), x(K-m+2), \dots, x(K)\} \end{cases} \quad (10)$$

其中 $X_m(i) = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\}$, $1 \leq i \leq K-m+1$ 。

然后, 定义 $D[X_m(i), X_m(j)]$ 为向量 $X_m(i)$ 和

$X_m(j)$ 间的距离,其值为两个向量中对应元素最大差值的绝对值。

$$D[X_m(i), X_m(j)] = \max_{k=0,1,\dots,m-1} [|x(i+k) - x(j+k)|] \quad (11)$$

针对向量 $X_m(i)$, 统计所有 $X_m(i)$ 与 $X_m(j)$ 之间距离范围在 r 之内, 并且满足 $1 \leq j \leq K-m, j \neq i$ 的 j 的数目, 记为 B_i 。对于 $1 \leq i \leq K-m$, 定义

$$B_i^m(r) = \frac{1}{K-m-1} B_i \quad (12)$$

同时定义

$$B^m(r) = \frac{1}{K-m} \sum_{i=1}^{K-m} B_i^m(r) \quad (13)$$

采用相同的方法将时间序列 $\{x(k)\} = \{x(1), x(2), \dots, x(K)\}$ 扩展至 $m+1$ 维, 可得

$$A^{m+1}(r) = \frac{1}{K-(m+1)} \sum_{i=1}^{K-(m+1)} A_i^{m+1}(r) \quad (14)$$

由上述定义可知, $B^m(r)$ 与 $A^{m+1}(r)$ 是在各自相空间中相似容限 r 下匹配 m 个点和 $m+1$ 个点的概率。最后, 定义样本熵为

$$S_k(m, r) = \lim_{K \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{A^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right] \right\} \quad (15)$$

当时间序列为有限时间序列时, 则样本熵可表示为

$$S_k(m, r, K) = -\ln \left[\frac{A^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right] \quad (16)$$

样本熵与 m 和 r 的取值有关, 通常情况下 $m=2, r=0.1 \sim 0.25 E_{\text{std}} (E_{\text{std}}$ 为原始时间序列的标准差)^[20]。

2 出口动态压力采集及分析

实验在某离心压气机测试平台上完成, 通过改变离心压气机系统的工况, 改变测试压气机出口动态压力, 从而研究其基于经验小波变换的样本熵特征。

2.1 动态压力采集

离心压气机动态压力采集系统如图 2 所示, 系统包含空气过滤器、风室、离心压气机、两个防喘振阀和排气消声器。其中, 离心压气机由一台 800 kW 的直流电动机驱动。压气机具有 16 片叶轮, 其额定转速为 9 620 r/min, 马赫数为 0.6。当系统开始工作时, 自然室温状态下的空气经由空气过滤器进入风室等待压缩。当离心压气机工作时, 这些室温状态下的空气被送入离心压气机中进行压缩。气体经过叶轮、扩压器及蜗壳, 进入出口管道, 经过排气消声器最终排入大气。系统通过控制两个电动防喘振阀的开度调节压气机的工作状态, 使其工作状态从稳定状态经过过渡过程进入喘振状态。

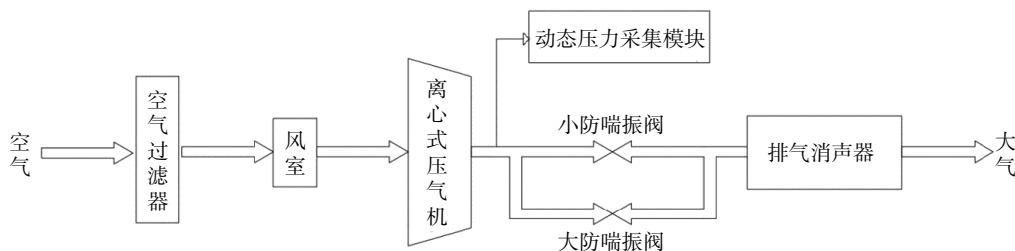


图 2 采集系统

Fig. 2 Acquisition system

系统在不同工况下出口处的动态压力由动态压力采集模块完成。传感器选用美国 Kulite 公司的动态压力传感器。根据环境条件以及所测试的目的, 将传感器置于离心压气机出口管道, 距离蜗壳约 20 cm 处。在周向分别设置上下两个传感器。动态数据采集系统采用美国 Crystal Instruments 公司的动态信号分析仪 CoCo-80, 系统的采样频率为 20.48 kHz, 数据采集时间为 635.5 s。本文选取其中的 150~300 s 共 150 s 数据进行分析,

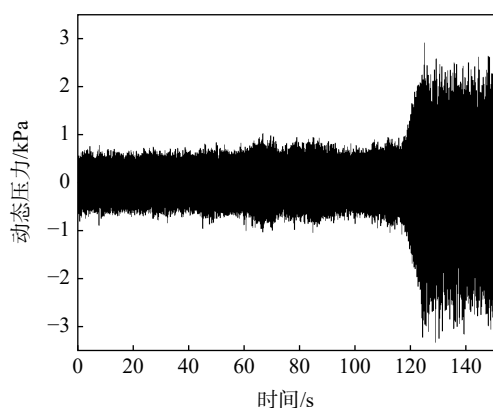
并且将第 150 s 定义为时间起点, 这个过程包含系统由稳定状态到喘振的全过程。

2.2 离心压气机出口动态压力波形

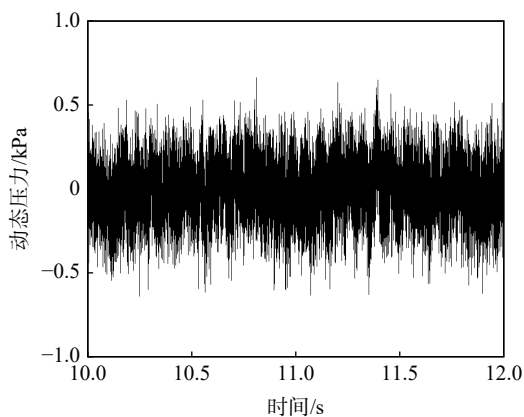
图 3(a) 为压气机出口动态压力由稳态进入喘振的波形。图 3(b)、图 3(c) 和图 3(d) 分别为系统工作在稳态 (10~12 s)、过渡过程 (110~112 s) 和喘振状态 (130~132 s) 的波形。

由图 3 可知, 离心压气机系统经历了稳态、过渡过程和喘振状态 3 个阶段。系统在 0~110 s

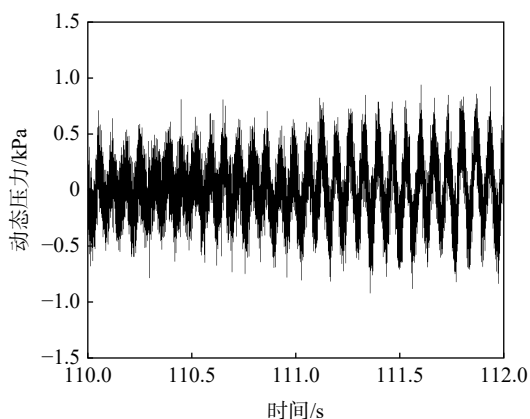
的过程中处于稳态, 动态压力幅值较小, 并且呈现出明显的随机特性。在 60~90 s 之间由于防喘振阀的开度变化, 动态压力产生了轻微振动, 但这一现象并未影响系统的稳定状态。在 110 s 时, 系统进入过渡过程, 此时动态压力幅度逐渐增加, 结合图 3(c), 系统开始表现出一定的周期特性。接近 120 s 时, 系统进入喘振状态, 此时动态压力幅值已接近稳态时的 3 倍, 并且开始有了明显的周期振动。此后, 动态压力幅度不再有较大的变化。



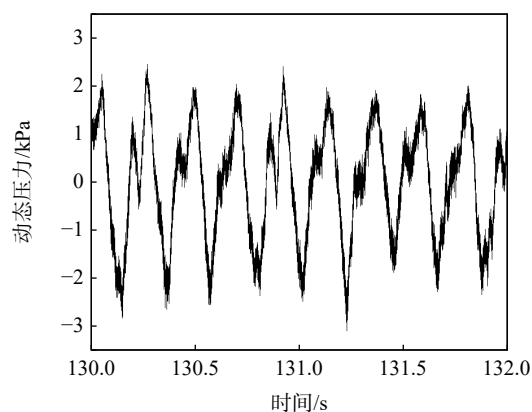
(a) 全过程 (0~150 s)



(b) 稳态 (10~12 s)



(c) 过渡过程 (110~112 s)



(d) 喘振状态 (130~132 s)

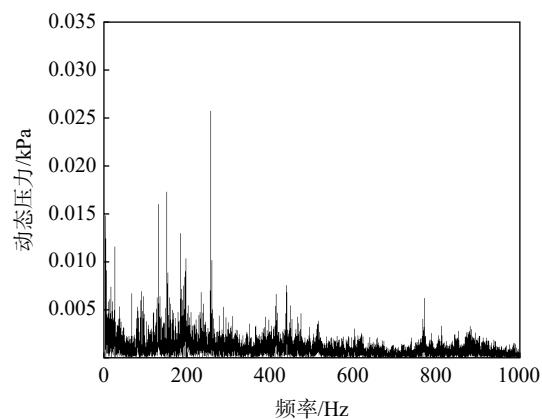
图3 离心压气机出口动态压力波形

Fig. 3 Dynamic pressure waveform at outlet of centrifugal compressor

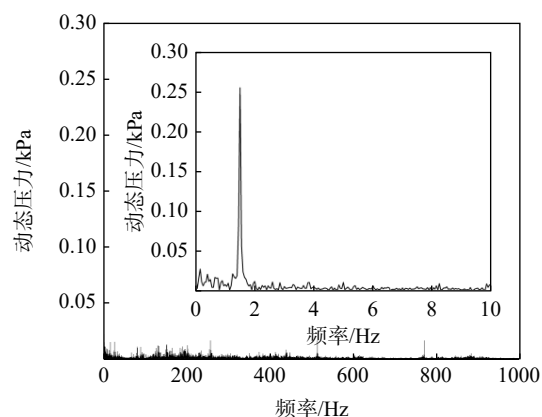
2.3 动态压力频谱分析

图 4 所示为离心式压气机在 3 种不同工作状态时部分时段的频谱图。

从图 4 可以看出, 当系统处于稳定状态下时, 动态压力频谱非常分散, 随着失稳状态的深入, 频谱越来越向低频部分集中。由图 4(c) 可以看出, 离心压气机喘振时的频谱主要集中在 0.4~1 Hz, 此时能量高度集中, 对系统的破坏力很强。



(a) 稳态 (10~12 s)



(b) 过渡过程 (110~112 s)

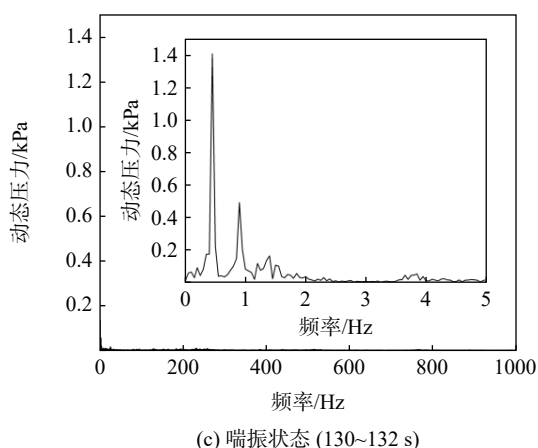


图4 动态压力的频谱图

Fig. 4 Spectrogram of dynamic pressure

3 出口动态压力特征分析

3.1 出口动态压力的样本熵

以1 s为单位,分析出口动态压力原始信号的样本熵。动态压力的样本熵随时间变化特征如图5所示。

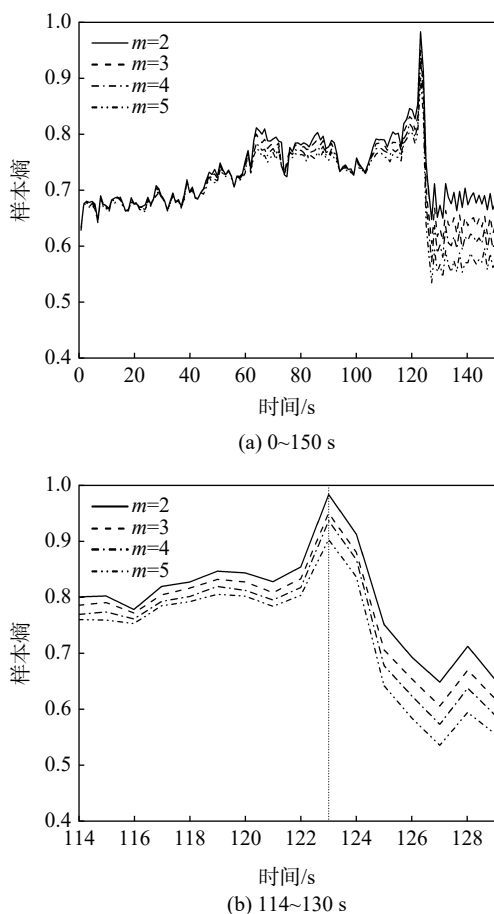


图5 出口处样本熵

Fig. 5 Sample entropy at exit

由图5可知,当压气机由稳态进入过渡过程时,压气机出口动态压力的样本熵逐渐增加。并且在60~90 s之间由于防喘振阀的开度变化,样本熵有一轻微波动,但对整体趋势未产生较大影响。这一结论与图3所表现出来的波形特征相吻合。接近110 s时,系统进入过渡过程,样本熵上升趋势表现出明显的变陡特征,表明出口动态压力的无序程度加深。在123 s时样本熵达到了最大值,此时压气机出口动态压力处于最无序状态,由图3可知系统此时并未完全进入喘振状态。当压气机在123~126 s阶段,其出口动态压力的样本熵有一个向下的突变。结合图3可知,系统进入喘振状态,出口动态压力呈现出明显的周期特征,此时动态压力波形由无序变得有序,因此样本熵持续下降。在126 s以后,样本熵趋于稳定,此时系统完全进入喘振状态,出口动态压力的无序程度不再发生较大变化。

为了研究样本熵的维数 m 对样本熵的影响,选取4个不同维数进行分析如图5所示。相对于其他两种状态,当系统处于稳定状态时, m 对样本熵的影响最小。这可能是由于此阶段动态压力波形的随机性较强。当系统处于喘振状态时,扩展维数 m 对样本熵的影响最大,这种影响随着扩展维数 m 的增加而变大。这可能是由于此阶段动态压力波形的无序程度较低,周期性特征明显, m 对动态信号的样本熵差异性被体现出来。结果显示,扩展维数 m 对样本熵影响较小。因此,选择 $m=2$ 进行分析。

虽然样本熵的突变可以有效地识别出系统的过渡过程,但是,动态压力在稳态和喘振状态时的样本熵较为接近,甚至当 $m=2$ 时几乎相等。在过渡过程较短的情况下,可能会出现误判。因此,单独采用原始信号的样本熵在识别系统特征时存在一些缺陷。为了有效地识别压气机在稳态和喘振下的特征,对原始信号进一步采用EWT分解,并分析分解后模态分量的样本熵特征。

3.2 出口动态压力的EWT分解

将出口动态压力分别分解为4层、5层和6层模态分量。结果如图6所示。图中IMF(intrinsic mode functions)为模态分量,IMF1代表第1层模态分量,其余类似。

原始信号被分解为4层时($L=4$),各个模态分量的幅值由稳态进入喘振时均表现出明显的变化。其中,IMF1波形幅值变化最小,IMF3和IMF4变

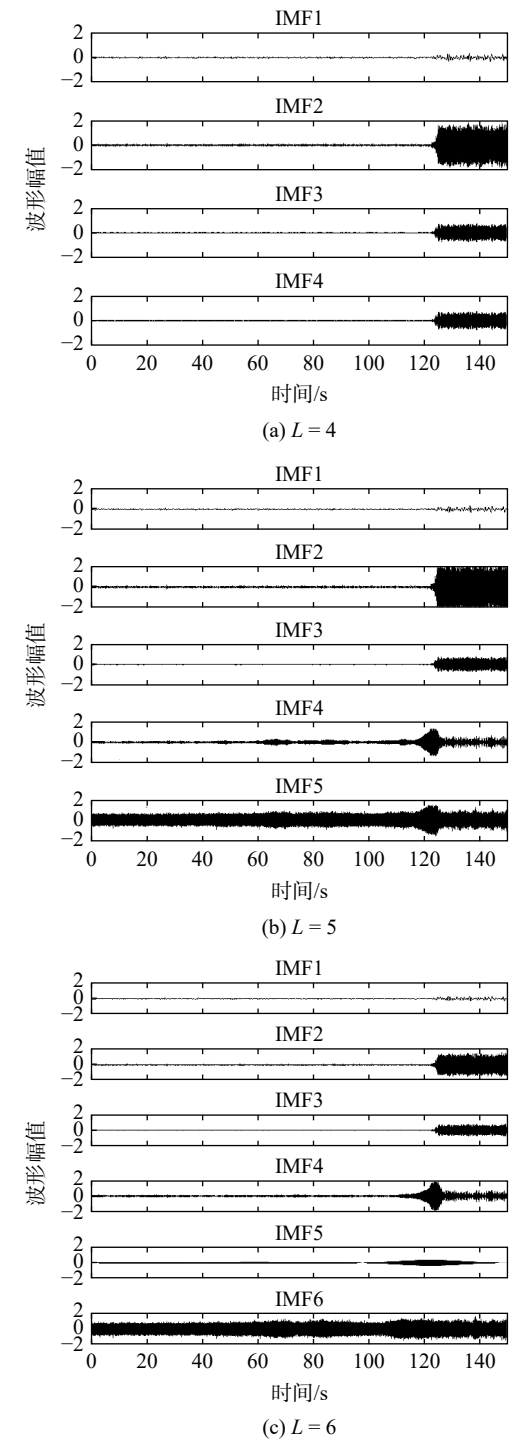


图 6 出口动态压力的 EWT 分解
Fig. 6 EWT decomposition of outlet dynamic pressure

化波形相近, IMF2 波形变化最为剧烈。并且, 在喘振时 IMF2 的波形幅值约为 IMF3 和 IMF4 的 2 倍, 约为 IMF1 的 6 倍左右。而且, IMF2、IMF3 和 IMF4 从稳态进入喘振时波形变化率均高于原始信号。

当原始信号被分解为 5 层($L=5$)时, 与 $L=4$ 相比, IMF1、IMF2 和 IMF3 波形特征相似。从波

形幅值上, IMF1 和 IMF3 的变化量较小, IMF2 有所增加。而 IMF4 可以较为明显地反映波形幅值的波动特征, 如在 60~90 s 期间由于防喘振阀开度的变化引起的波形振动。并且, 可以明显地反映出过渡过程的状态。相对于原始信号, IMF5 无法明显地表现出其特征。

当原始信号被分解为 6 层($L=6$)时, 与前两种分解相比较, IMF1、IMF2 和 IMF3 波形特征相似, 但波形幅值上略小。对于 IMF5 和 IMF6, 波形随系统状态的变化很小, 不能反映系统的状态特征。

从分解结果可以看出, 将原始信号分为 5 层时较为合适。为了进一步选择合适的分解层数及模态分量, 引入皮尔逊相关系数, 分析各模态分量与原始信号的相关性。

3.3 相关性分析

皮尔逊相关系数可以度量向量 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 之间的相关性, 定义为两个向量之间的协方差和标准差之商。

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (17)$$

相关系数的取值位于-1 和 1 之间。当相关系数小于 0 时, 两个向量呈现负相关特性, 并且相关系数越接近-1, 负相关特性越强。当相关系数大于 0 时, 两个向量呈现正相关特性, 并且相关系数数值越接近 1, 正相关特性越强。

对于动态压力, 当模态分量与原始信号的相关系数接近 0 时, 说明该模态分量与原始信号相关性很低, 仅能反映原始信号的部分特征。当模态分量与原始信号相关系数接近 1 时, 说明该模态分量与原始信号相关性较高, 可以较为完善地反映出原始信号的波形特征。当模态分量与原始信号的相关系数接近-1 时, 说明此时该模态分量也可以反映原始信号特征, 但是特性相反。

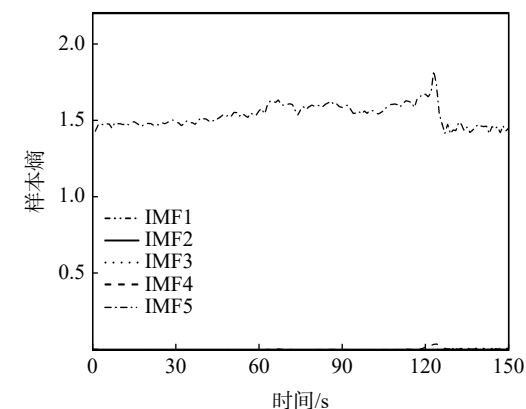
模态分量与原始信号的相关性如表 1 所示。由表 1 可知, 模态分量与原始信号的相关性均为正值, 说明其相关特性为正相关。相对于其他两

表 1 各个模态分量与原始信号的相关性						
Table 1 Correlation of each modal component with original signal						
分层	相关系数					
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
$L=4$	0.097	0.812	0.302	0.519	1	
$L=5$	0.096	0.812	0.302	0.410	0.485	
$L=6$	0.096	0.796	0.300	0.321	0.165	0.382

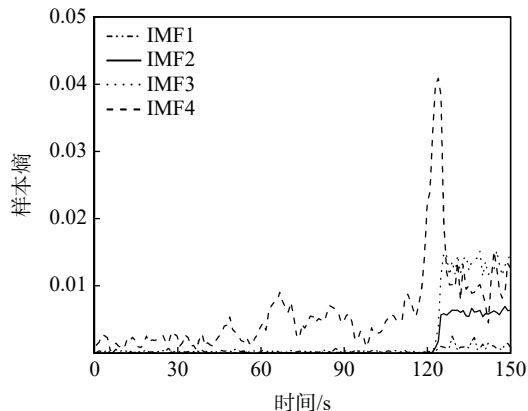
种分解方式,当 $L=6$ 时的整体相关性略低。 $L=4$ 和 $L=5$ 时 IMF2 与原始信号的相关性最高。结合图 5 的分析结果,为了较为准确地分析出动态压力的奇异性特征,选取 $L=5$ 时的模态分量为进一步的分析对象。

3.4 基于 EWT 的样本熵分析

以 1 s 为分析单元,扩展维数 $m=2$, $L=5$ 时的模态分量的样本熵如图 7(a)所示。与 IMF5 相比较,IMF1~IMF4 的样本熵过小,将此 4 个模态分量的样本熵在图 7(b)中单独画出。



(a) 模态分量的样本熵



(b) 部分模态分量样本熵

图 7 模态分量的样本熵 ($L=5$, $m=2$)

Fig. 7 Sample entropy of modal component ($L=5$, $m=2$)

结果显示,相对于其他模态分量,IMF1 由稳态进入喘振时样本熵变化很小,不足以描述波形的样本熵特征。对于 IMF4,当系统进入过渡过程时其样本熵逐渐上升,并且在 110 s 左右上升趋势明显变陡。当样本熵上升至最高点时,随着系统进入喘振状态,样本熵有向下的突变。因此,采用 IMF4 可以较容易地识别系统的过渡过程。但对于全过程,IMF4 的样本熵波动较大,并且在稳态和喘振时样本熵相差较小。与原始信号的样本熵变化特征相似,采用 IMF4 为分析对象也易

造成状态误判。相对于 IMF4, IMF5 与原始信号的样本熵特征更为相似,也不宜作为状态判断的对象。

IMF2 和 IMF3 的样本熵不仅波形稳定,并且均可以较好地反映离心压气机由稳态进入喘振的全过程。但是根据相关性分析,IMF2 与原始信号的相关性更高,更能反映出系统特征。因此以 IMF2 为分析对象分析系统的工作状态。

为了更加明显地反映离心压气机由稳态进入喘振时的特征变化,引入比例系数 $\tilde{k}$ ($\tilde{k}=100$)。定义 $S_{\tilde{k}k}$ 为引入比例系数后的样本熵。引入比例系数后的样本熵大幅增加,相对于稳态,喘振状态的变化量更加明显,更易识别出状态特征。 $S_{\tilde{k}k}$ 可以表示为

$$S_{\tilde{k}k} = \tilde{k}S_k \quad (18)$$

引入比例系数后,模态分量的样本熵如图 8 所示。由图 8 可知,IMF2 的样本熵特征可以明显地区分系统稳态及喘振状态。

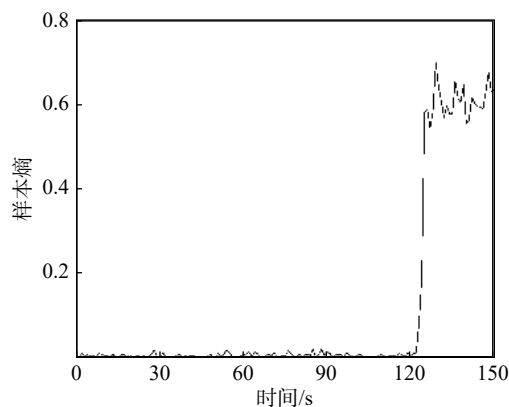


图 8 IMF2 的样本熵 ($L=5$)

Fig. 8 Sample entropy of IMF2 ($L=5$)

相对于原始信号的样本熵分析结果,结合 EWT 和样本熵分析不仅可以使系统在不同状态下特征表现更加明显,并且可以有效地降低系统状态识别中的误判率。

4 抗干扰性能分析

为了研究该方法的抗干扰性能,将信噪比为 5 的白噪声加入原始信号中再次分析其非线性特征。引入白噪声后的动态压力波形图和 EWT 分解 ($L=5$) 后的模态分量如图 9 和图 10 所示。可以看出,加入白噪声后,动态压力的波形和模态分量与原始信号的波形形态基本相似。对比图 3 和图 9 可知,稳态时振动幅度明显增大。加入白噪声后,在 60~90 s 时段由于防喘振阀开度的变化

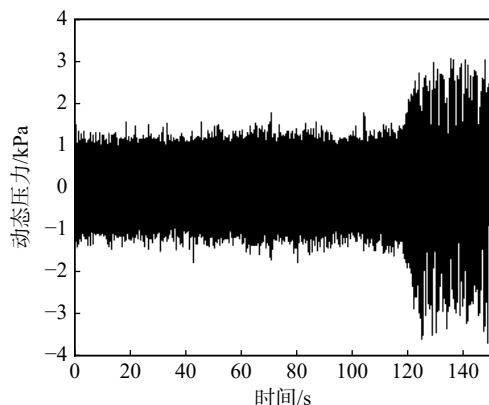


图9 含有白噪声的出口动态压力

Fig. 9 Dynamic pressure at exit with white noise

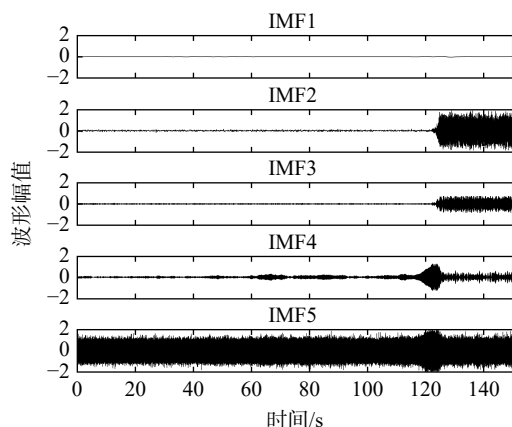


图10 EWT 分解结果

Fig. 10 EWT decomposition results

产生的波形振荡相对于原始信号有所减弱。

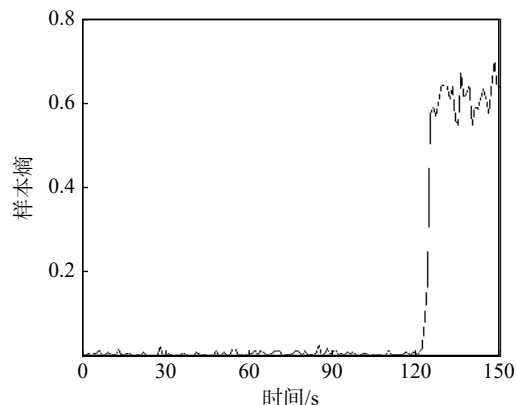
对比图10和图6(b)可知, IMF1的波形几乎不随系统状态的变化而改变, 无法识别系统的状态特征。其他各模态分量与原始信号的模态分量波形基本相似。

进一步分析各模态分量与原始信号的相关性, 如表2所示。由表2可知, 各模态分量与原始信号的相关性都为正数, 其中 IMF2 与原始信号的相关性最高。因此, 选择 IMF2 分析其样本熵特征。

以 1 s 为分析单元, 引入比例系数后, 模态分量 IMF2 的样本熵如图 11 所示。与图 8 相比较, 除有微小的差别以外样本熵的特征相似, 可以较

表2 含有白噪声的模态分量与原始信号的相关性
Table 2 Correlation between white noise-containing modal components and original signal

分层	相关系数				
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
$L=5$	0.013 5	0.799	0.314	0.407 8	0.288 0

图11 引入比例系数后 IMF2 的样本熵($L=5$)Fig. 11 Sample entropy of IMF2 with scale coefficient ($L=5$)

好地反映离心压气机由稳态进入喘振的过程。因此, 该方法具有良好的抗干扰性能。

5 结 论

本文以 800 kW 的离心压气机系统出口处气体的动态压力为分析对象, 分析系统的非线性特征。在研究系统出口动态压力在不同工况下的样本熵特征基础上, 进一步采用 EWT 将信号分解为多个模态分量。然后, 分析出与原始信号相关性最大的模态分量, 通过该模态分量的样本熵分析识别出系统的状态特征。最后分析了该方法的抗干扰性能。

研究表明, 当离心压气机处于稳定状态时, 引入比例系数后的样本熵 S_{kk} 接近于 0。而当系统进入喘振状态时, S_{kk} 由 0 突变至 0.7 左右, 并在喘振过程中保持相对稳定。当加入白噪声后, S_{kk} 依然在不同工况下有明显的变化特征。因此, 结合 EWT 和样本熵分析, 不仅可以减少对系统工作状态的误判, 并且具有良好的抗干扰性, 可以有效地识别离心压气机的工作状态。因此所研究的内容可用于离心压气机喘振信号的实时监测, 并且对后期压气机主动控制策略的实现奠定了基础。

参考文献:

- [1] GUNADAL S M, GOVARDHAN M. Improvement in stable operating range of a centrifugal compressor with leaned diffuser vanes[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2019, 33(11): 5261-5269.
- [2] 刘云龙, 吕文浩, 鲁悦. 离心式压缩机喘振分析及预防措施[J]. *内燃机与配件*, 2020(20): 121-122.
LIU Yunlong, LÜ Wenhao, LU Yue, et al. Analysis and preventive measures of centrifugal compressor surge[J]. *Internal Combustion Engine and Parts*, 2020(20): 121-122. (in Chinese)

- [3] 刘雁, 高宽, 何浩, 等. 基于多重分形的离心压缩机出口动态压力非线性特征研究及其在喘振识别中的应用[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(1): 205-211, 214.
- LIU Yan, GAO Kuan, HE Hao, et al. Nonlinear characteristics of centrifugal compressor outlet dynamic pressure based on multifractal and their application in surge identification[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(1): 205-211, 214. (in Chinese)
- [4] VEPA R, CATTANI C. Modelling and quasilinear control of compressor surge and rotating stall vibrations[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2010, 2010: 314172.1-314172.21.
- [5] LI Zhiping, ZHANG Peng, PAN Tianyu, et al. Hysteresis behaviors of compressor rotating stall with cusp catastrophic model[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2018, 31(5): 1075-1084.
- [6] GBANAIBOLOU J, JIRI P, SURESH S, et al. Influence of fouling on compressor dynamics: experimental and modeling approach[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2018, 140(3): 032603.1-032603.7.
- [7] 王聪, 文彬鹤, 司文杰, 等. 轴流压气机旋转失速建模与检测: I 基于确定学习理论与高阶Moore-Greitzer模型的研究[J]. *自动化学报*, 2014, 40(7): 1265-1277.
- WANG Cong, WEN Binhe, SI Wenjie, et al. Modeling and detection of rotation stall in axial flow compressors: Part I investigation on high-order M-G models via deterministic learning[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(7): 1265-1277. (in Chinese)
- [8] 刘雁, 陈党民, 柳黎光, 等. 离心式压缩机出口动态压力的单重分形特征研究[J]. *西北工业大学学报*, 2013, 31(1): 60-66.
- LIU Yan, CHEN Dangmin, LIU Liguang, et al. Exploring monofractal characteristics of dynamic pressure at exit of centrifugal compressor[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2013, 31(1): 60-66. (in Chinese)
- [9] 刘雁, 何浩, 肖军. 离心式压气机出口动态压力的关联维数特征分析[J]. *航空动力学报*, 2021, 36(2): 300-309.
- LIU Yan, HE Hao, XIAO Jun. Correlation dimension characteristics analysis of dynamic pressure at centrifugal compressor outlet[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2021, 36(2): 300-309. (in Chinese)
- [10] HE Xiao, ZHENG Xinqian. Roles and mechanisms of casing treatment on different scales of flow instability in high pressure ratio centrifugal compressors[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2019, 84: 734-746.
- [11] SUN Zhenzhong, ZOU Wangzhi, ZHENG Xinqian. Instability detection of centrifugal compressors by means of acoustic measurements[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 82/83: 628-635.
- [12] 刘晨, 张文平, 曹贻鹏, 等. 模化设计对离心压气机气动噪声的影响[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(2): 486-494.
- LIU Chen, ZHANG Wenping, CAO Yipeng, et al. Effects of modeling design on centrifugal compressor aerodynamic noise[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(2): 486-494. (in Chinese)
- [13] YAN Ruqiang, GAO R X. Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 21(2): 824-839.
- [14] PINCUS S M. Approximate entropy as a complexity measure[J]. *Chaos*, 1995, 5(1): 110-117.
- [15] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [16] OUNG Q W, MUTHUSAMY H, BASAH S N, et al. Empirical wavelet transform based features for classification of Parkinson's disease severity[J]. *Journal of Medical Systems*, 2018, 42(2): 292-308.
- [17] KEDADOUCHE M, THOMAS M, TAHAN A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods: application to bearing defect diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 88-107.
- [18] DAUBECHIES I. Ten lectures on wavelets[M]. Philadelphia, US: Siam Publications, 1992.
- [19] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [20] ZHANG T, YANG Z, COOTE J H. Cross-sample entropy statistic as a measure of complexity and regularity of renal sympathetic nerve activity in the rat[J]. *Experimental Physiology*, 2007, 92(4): 659-669.

(编辑: 陈越、秦理曼)