

基于自适应尺度形态学滤波的冲击提取方法*

方志法¹, 王维民¹, 曹颜玉², 张秀林³, 李启行¹, 孟繁城²,
吴斯琪¹, 赵乐², 王志刚²

(1.北京化工大学高端机械装备健康监控与自愈化北京市重点实验室 北京,100029)

(2.海洋石油工程股份有限公司 天津,300461)

(3.中海石油(中国)有限公司海南分公司 海口,570311)

摘要 针对在强背景噪声下,往复机械振动信号中冲击的次数及位置信息难以准确辨识的问题,提出一种结合总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,简称 EEMD)和自适应尺度形态学滤波器(adaptive variable scale morphological filter,简称 AVSMF)的冲击特征提取方法。通过对信号进行 EEMD,由峭度、相关系数指标筛选出隐含冲击成分的本征模态分量(intrinsic mode function,简称 IMF),并根据各阶 IMF 的波形尺度与极值点幅值分布特性,为 IMF 中每个采样点选择合适的元素宽度进行级联式形态学滤波,实现冲击特征提取。针对信号中冲击成分难以精确定位的问题,提出一种自适应峰值相位检测算法。50 次重复仿真实验结果表明,该算法具有较高的精度与稳定性。通过对一台闪蒸气双作用往复式压缩机的低压缸中体加速度信号进行冲击检测,验证了所提算法进行故障早期诊断有效性与准确性。

关键词 冲击特征提取;形态学滤波;往复压缩机;故障诊断

中图分类号 TH457;TP206.3

引言

冲击信号常存在于往复机械和故障轴承转子系统^[1]中,其隐含的位置、幅值和频率等信息对于机械故障诊断具有重要参考价值。大部分往复式压缩机发生故障时,会导致中体、阀盖和曲轴箱处的冲击次数增加或冲击相位移动。通过实时监测这些部位一个周期内的冲击次数、相位与能量等特征,可以对故障进行初步诊断^[2]。

数学形态学滤波是冲击特征提取领域的强有力工具。其中,结构元素的宽度是决定形态学滤波效果的关键因素。Nikolaou 等^[3]认为,元素宽度为脉冲周期的 0.6 倍能达到最优的脉冲提取效果,但并非所有情况都适用。Dong 等^[4]提出了平均算子概念,并从 0.1~0.9 倍脉冲宽度的若干滤波信号中选取滤波效果最优的元素宽度。苗宝权等^[5]提出增强差分积分形态算子与峭度特征能量积的评价指标来自适应选择元素宽度。上述单尺度的形态学滤波算法难以保证频率和冲击宽度等故障特征变化时的滤波效果。文献[6-7]提出了多尺度形态学变换方法,对

进行 λ 次不同尺度形态变换的滤波信号进行加权合成,很好地保留了冲击特征的信号细节。以上方法均需要提前选定宽度范围,而在实际工程中往往难以确定。

针对工程中振动信号噪声大、脉冲宽度及频率等故障特征难以预测的问题,笔者提出一种结合 EEMD 和 AVSMF 的冲击特征提取方法,能够在不具备故障先验知识的条件下,准确提取信号中的冲击特征。同时,提出一种自适应冲击峰值相位检测算法,具有较高的冲击定位精度与稳定性,为往复式压缩机故障诊断提供了依据。

1 EEMD-AVSMF 滤波方法

笔者提出的基于 EEMD 和 AVSMF 的冲击特征提取算法流程如图 1 所示。

1.1 EEMD 分解及 IMF 选取原则

EEMD 是为了解决 EMD 中存在的模态混叠而提出的一种非平稳信号自适应分解方法^[8]。通过在

* 国家自然科学基金资助项目(92160203)

收稿日期:2022-03-26;修回日期:2022-05-18

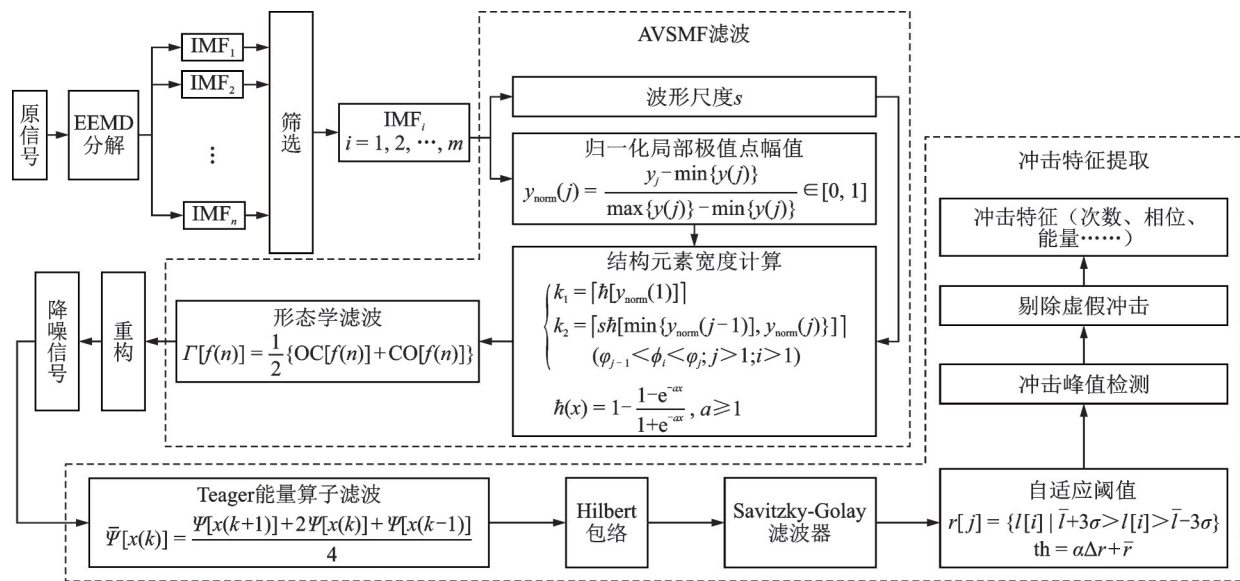


图1 基于EEMD及自适应变尺度形态学滤波的冲击特征提取算法流程图

Fig.1 The flow chart of adaptive variable scale morphological filter and the impacts detection algorithm

原信号中引入高斯白噪声,对多次EMD得到的IMF求平均而得到最终的IMF,有效消除了模态混叠现象,使每一阶IMF的波形趋于稳定。

1.1.1 峭度指标

离散信号 $x(i) = \{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 的峭度 K 为

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})^2\right)^2} \quad (1)$$

\bar{x} 为 $x(i)$ 的均值, 定义为

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(i) \quad (2)$$

平稳振动信号的概率密度接近于正态分布,峭度 $K=3$ 。当 $K>3$ 时,说明信号中已经出现了一定的冲击特征,而对于EEMD的模式分量可能会由于边缘效应或少量的模态混叠现象,导致峭度值偏高。根据实际测试结果,笔者认为峭度值选为5~8较为合理。

1.1.2 相关性指标

受计算误差和边缘效应等影响,IMF中存在一些与原信号无关的“伪分量”^[9],在信号重构时会导致新噪声的引入。假设 $x(t), y(t)$ 为连续时域信号,其相关系数 $R(xy)$ 定义为

$$R(xy) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(t - \tau)x(t)dt \quad (3)$$

计算各阶IMF与原函数的相关系数,筛选出相关系数大于10%的IMF实现第2步筛选。

1.2 数学形态学滤波

数学形态学滤波是一种应用广泛的非线性滤波算法,能够保留信号的主要形态特征而滤除噪声信号。对于离散信号 $f(n) (n = 0, 1, \dots, N - 1)$ 与结构元素序列 $g(m) (m = 0, 1, \dots, M - 1)$, 定义膨胀算子 (\oplus) 和腐蚀算子 (\ominus) 分别为

$$(f \oplus g)(n) = \max_{m=0,1,\dots,M-1} \{f(n-m) + g(m)\} \quad (4)$$

$$(f \ominus g)(n) = \min_{m=0,1,\dots,M-1} \{f(n+m) - g(m)\} \quad (5)$$

根据膨胀算子和腐蚀算子的顺序组合,定义形态开算子 (\circ) 和形态闭算子 (\bullet) 分别为

$$(f \circ g)(n) = [(f \ominus g) \oplus g](n) \quad (6)$$

$$(f \bullet g)(n) = [(f \oplus g) \ominus g](n) \quad (7)$$

形态开运算能够抑制信号中的正向脉冲,形态闭运算能够抑制信号中的负向脉冲。根据形态开、形态闭算子的顺序组合,定义形态开-闭(OC)和形态闭-开(CO)算子分别为

$$OC[f(n)] = (f \circ g \bullet g)(n) \quad (8)$$

$$CO[f(n)] = (f \bullet g \circ g)(n) \quad (9)$$

为了同时去除信号中的正、负双向脉冲,定义由形态开-闭和形态闭-开组合而成的级联形态滤波器^[10-11]

$$\Gamma[f(n)] = \frac{1}{2} \{OC[f(n)] + CO[f(n)]\} \quad (10)$$

影响形态学滤波效果的主要因素有结构元素的类型、宽度和高度。使用级联式形态学滤波器滤除信号中的脉冲成分时,结构元素的宽度要大于脉冲

成分的宽度而小于重要信号成分的宽度。图2为使用余弦结构的级联式形态学滤波的冲击抑制效果。

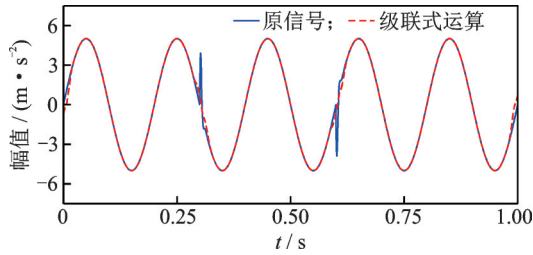


图2 级联式形态学滤波的冲击抑制效果

Fig.2 Impact suppression result using the cascaded morphology filter

1.3 自适应尺度形态学滤波

设一个正弦信号的采样周期为200,每个波峰(波谷)的宽度为100个采样点。选取宽度为 w 倍波峰(波谷)宽度,高度为0的扁平式结构元素进行级联式形态学滤波。图3为不同元素宽度级联式形态学滤波结果。可见: w 越接近0,滤波信号就越接近原始正弦信号; w 越接近1,滤波信号越接近结构元素形状。

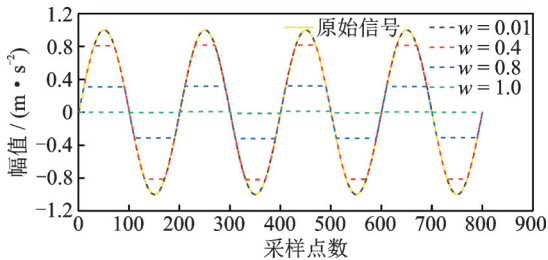


图3 不同元素宽度级联式形态学滤波结果

Fig.3 Filtering effect of sinusoid signal using different width of structure element

信号进行EEMD得到的各阶IMF均具有稳定的波形尺寸,即波峰(波谷)的宽度稳定。利用冲击信号幅值较大的特点,为IMF中幅值较大的波峰(波谷)配置较小的元素宽度,使其尽可能保留,为幅值较小的波峰(波谷)配置较大的元素宽度,使其尽可能被抑制,从而实现非冲击成分的抑制。

对于离散信号 $f(n)(n=0,1,\dots,N-1)$,定义结构元素序列 $g(n,m,k)(n=0,1,\dots,N-1;m=0,1,\dots,k-1)$,其中: k 为对应第 n 个采样点的结构元素宽度。

自适应尺度形态学滤波的计算步骤如下。

1) 记信号中每个采样点的相位和幅值分别为 $\phi(i)=\{\phi_i|i=1,2,\dots,N\}$, $x(i)=\{x_i|i=1,2,\dots,N\}$,

其中: N 为总采样点数。

2) 计算信号所有局部极值点的相位和幅值,分别为 $\phi(j)=\{\phi_j|j=1,2,\dots,M\}$, $y(j)=\{y_j|j=1,2,\dots,M\}$,其中: M 为局部极值点个数。

3) 对 $y(j)$ 进行线性归一化,得到归一化极点幅值 $y_{\text{norm}}(j)$ 为

$$y_{\text{norm}}(j) = \frac{y_j - \min\{y(j)\}}{\max\{y(j)\} - \min\{y(j)\}} \in [0, 1] \quad (11)$$

4) 计算信号波形尺度 s ,即每两个局部极值点之间平均有个 s 采样点。

5) 定义非线性映射 $\hbar(x)$,将其与 $y_{\text{norm}}(j)$ 相乘以改变归一化极点幅值分布。信号中各点对应的结构元素宽度 $k(i)=\{k_i|i=1,2,\dots,N\}$ 由下式确定

$$\begin{cases} k_1 = \lceil \hbar[y_{\text{norm}}(1)] \rceil \\ k_i = \lceil s\hbar[\min\{y_{\text{norm}}(j-1), y_{\text{norm}}(j)\}] \rceil \\ (\varphi_{j-1} < \phi_i < \varphi_j; j > 1; i > 1) \end{cases} \quad (12)$$

其中:符号 $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

a 为控制映射曲线弯曲程度的可变参数,用于调整极值点幅值分布。 $a=1,2,3,4,5$ 时的映射 $\hbar(x)$ 如图4所示,定义为

$$\hbar(x) = 1 - \frac{1 - e^{-ax}}{1 + e^{-ax}} \quad (a \geq 1) \quad (13)$$

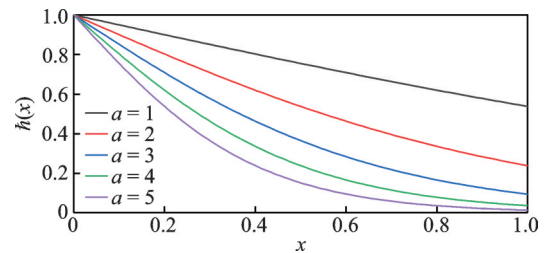


图4 $a=1,2,3,4,5$ 时的映射 $\hbar(x)$

Fig.4 The figures of $\hbar(x)$ while $a=1,2,3,4,5$

2 冲击峰值相位检测算法

2.1 Teager 能量算子

Teager 能量算子的计算结果同时包含了信号幅值和频率的平方项,能够有效对信号中幅值、频率的突变成分进行放大。若利用原始的离散 Teager 能量算子直接进行计算,会产生较多的毛刺,可通过构建三点对称差分能量算子 $\bar{\Psi}[\cdot]$ 对其进行平滑处理。对总采样点数为 n 的离散信号 $x[k], k=1,2,\dots,n$,则 $\bar{\Psi}[x(k)]$ 定义^[12]为

$$\bar{\Psi}[x(k)] = \frac{\Psi[x(k+1)] + 2\Psi[x(k)] + \Psi[x(k-1)]}{4} \quad (14)$$

2.2 自适应阈值计算及峰值相位检测

笔者首先利用 Hilbert 变换求得 Teager 能量谱的包络,然后使用 Savitzky-Golay 滤波器进行包络平滑。Savitzky-Golay 滤波器是一种应用广泛的平滑滤波器,与其他滤波器相比,更能保留信号中极值位置和宽度信息^[13],能够保护冲击峰值的相位特征。

将平滑后的包络线在角域图内分为 p 个小段,计算每一小段信号的平均幅值,并排成一组数列 $l[i], i=0, 1, \dots, p-1$, 计算该数列的平均值 \bar{l} 与均方差 σ 。利用“ $3-\sigma$ ”法则去除含有明显冲击特征的小段,剩余的 m 小段数列 $r[j], j=0, 1, \dots, m-1$ 表征信号中相对平稳的成分,即

$$r[j] = \{l[i] | \bar{l} + 3\sigma > l[i] > \bar{l} - 3\sigma\} \quad (15)$$

设数列 $r[j]$ 的平均值为 \bar{r} , 最大值和最小值之差为 Δr , 则定义冲击检测阈值为

$$th = \beta \Delta r + \bar{r} \quad (16)$$

其中: β 为加权系数,用于对阈值进行微调。

本研究在仿真实验和工程实验中均取段数 $p = 72$, 即每 5° 为一小段。针对冲击起始阈值难以确定的问题,笔者选择对冲击峰的峰值相位进行检测。冲击出现后在很短的时间内就会到达峰值,因而冲击的峰值相位非常接近冲击起始相位。

对平滑后的包络进行阈值为 0 的过零检测,提取所有高于阈值线的“冲击峰”,峰值对应的相位即为冲击的峰值相位。事实上,所有真实冲击信号都是振荡衰减的,往往会持续一定的时间^[14],通过每个冲击峰在角域图内持续的角度对其进行虚假冲击的剔除,建议持续角度为 $2^\circ \sim 5^\circ$ 。每个冲击峰的峰值所在角域图中的相位即为冲击相位。

3 虚拟仿真实验

建立往复式压缩机加速度信号的连续时域模型

$$x(t) = \sum_{i=1}^m A_i e^{-2\pi\zeta_i f_{mi}(t-\tau_i)} \sin[2\pi f_{mi}(t-\tau_i)] \cdot [1(t-\tau_i) + \sum_{j=1}^r \sin(2\pi f_j t + \phi_j)] + p(t) \quad (17)$$

其中: τ_i, A_i 为第 i 个冲击出现的时间及其幅值; f_{mi} 为

压缩机中体-传感器系统的某一固有频率; ζ_i 为对应系统阻尼比; f_j 为信号中的倍频频率成分; $1(t-\tau_i)$ 为单位阶跃函数; $p(t)$ 为噪声信号。

假设加速度传感器采样率 $f_s = 51\ 200$ Hz。为验证算法的准确性与泛化能力,假设信号中存在 3 种类型的冲击信号,分别表征高频高幅值冲击、低频低幅值冲击以及高频低幅值冲击。其幅值 A_i 分别为 160, 90, 90 m/s^2 ; 系统固有频率 f_{mi} 分别为 3 000, 1 500, 3 000 rad/s; 阻尼比 ζ_i 分别为 0.1, 0.1 和 0.1; 冲击出现的相位 τ_i 分别为 $60^\circ, 120^\circ$ 和 270° 。一个周期的仿真冲击信号如图 5 所示。如图 5(b) 所示,为了模拟真实压缩机工况,引入幅值分别为 20, 10 m/s^2 、频率分别为 90, 180 Hz 的谐波分量,其相位相同。如图 5(c) 所示,引入信噪比为 -3 dB 的高斯白噪声,最终合成的仿真混合信号如图 5(d) 所示。

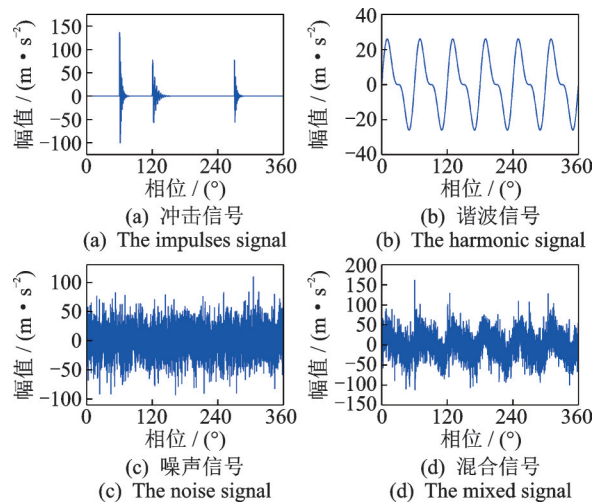


图5 仿真信号

Fig.5 The simulation signal

由于冲击从开始出现到达到峰值需要一段时间,因此实际冲击峰值相位要略微滞后于冲击出现的相位。本仿真实验中 3 个冲击峰值相位如表 1 所示。

表 1 仿真实验中 3 个冲击峰值相位

Tab.1 Impact peak phase of simulated signal

冲击编号	起始相位/ $^\circ$	峰值相位/ $^\circ$
1	60	60.44
2	120	120.77
3	270	270.34

如图 6 所示,对混合信号进行 EEMD 分解,得到前 6 阶 IMF。计算各阶 IMF 的峭度及相关系数如图 7 所示。根据峭度、相关系数指标筛选出第 3, 4 阶

IMF,取映射 $\tilde{h}(x)$ 中的参数 $a=2$ 对筛选出的 IMF 分别进行自适应变尺度形态学滤波,如图 8 所示。可以看到,滤波后信号中的冲击成分得到保留,而非冲击成分被有效抑制,重构得到 AVSMF 降噪信号,如图 9 所示。此时,原信号的谐波信号和噪声信号都得到了较好的抑制。利用 Teager 能量算子放大信号的突变成分,进行包络平滑、冲击阈值自适应计算与峰值相位检测,得到冲击相位信息。峰值检测结果如图 10 所示。冲击检测结果如表 2 所示。

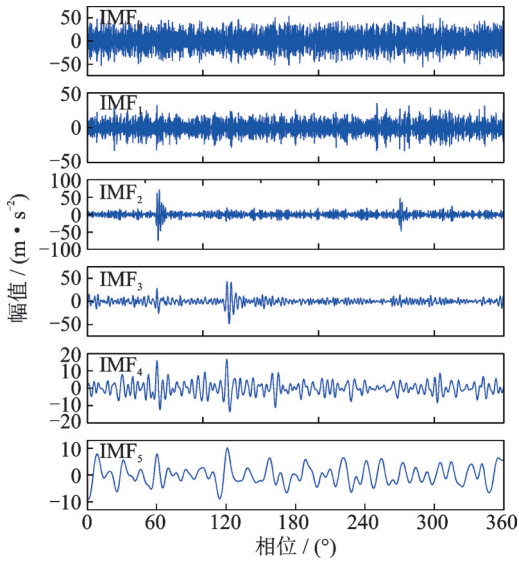


图 6 EEMD 分解得到前 6 阶 IMF

Fig.6 The first 6 orders of IMF decomposed by EEMD

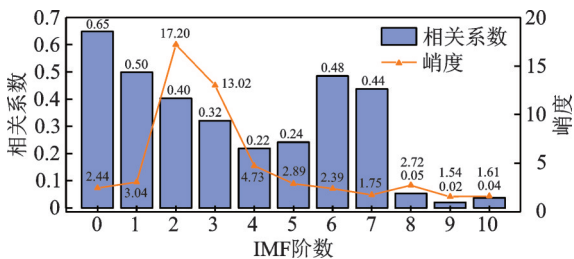


图 7 各阶 IMF 的峭度及相关系数

Fig.7 Kurtosis and correlation coefficients versus IMFs

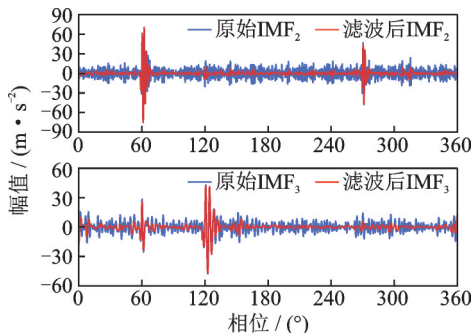


图 8 自适应变尺度形态学滤波

Fig.8 Adaptive variable scale morphology filtering

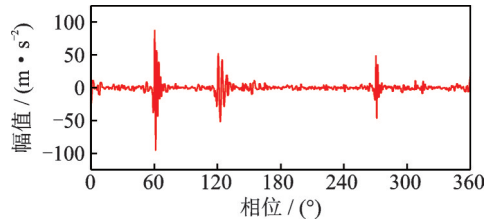


图 9 AVSMF 降噪信号

Fig.9 Filtered signal by using AVSMF

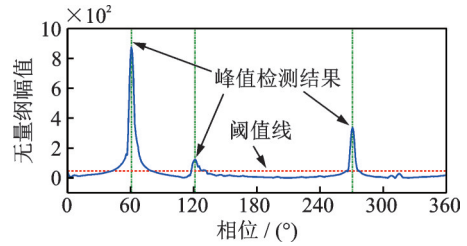


图 10 峰值检测结果

Fig.10 The result of impact phase detection

表 2 冲击检测结果

Tab.2 The result of impact phase detection

冲击编号	真实相位/(°)	检测相位/(°)	误差/(°)
1	60.44	60.65	0.21
2	120.77	121.20	0.43
3	270.34	270.87	0.53

为了验证算法的稳定性,对仿真信号进行 50 次重复实验,计算检测峰值相位的平均误差及误差标准差。50 次重复实验误差统计如表 3 所示。冲击次数稳定为 3 次,低幅值、高频率冲击成分的检测误差期望值最大,为 1.09° ;低幅值、低频率冲击成分的检测误差标准差最大,为 0.17° 。可以看到,不论冲击的幅值大小和频率高低,都能被准确检测出来,且频率、幅值越高,冲击相位检测精度越高。

表 3 50 次重复实验误差统计

Fig.3 Error of 50 repeated experiments

冲击编号	平均误差/(°)	误差标准差/(°)
1	0.21	0.09
2	0.66	0.17
3	1.09	0.07

4 往复式压缩机振动信号冲击检测

4.1 压缩机介绍

图 11 为一台闪蒸气双作用往复式压缩机,该压缩机具有 2 个一级低压缸与 2 个二级高压缸,呈两端对称排布。每个气缸的中体处安装了一个型号为 PCB-EX603xxx 的加速度传感器用于监测中体振动信号,如图 11 中红框所示,采样频率为 10 240 Hz。

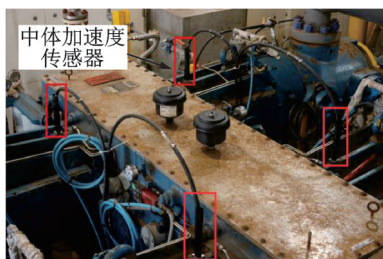


图 11 闪蒸气双作用往复式压缩机实物图

Fig.11 Picture of the flash gas double-acting reciprocating compressor

4.2 压缩机真实信号处理

提取低压缸中体处某两周期的加速度信号与缸头端、曲轴端的缸内动态气体压力,变换到相位为 $0\sim 720^\circ$ 的角域图中。低压缸中体加速度与动态压力如图 12 所示。经过 EEMD-AVSMF 降噪处理后,得到 AVSMF 滤波信号如图 13 所示。可以看到,信号冲击成分突出,非冲击成分得到了明显的抑制。降噪信号经过 Teager 能量算子滤波后,再经过包络平滑与冲击峰值相位检测,得到冲击检测结果如图 14 所示。其中,每个周期内的冲击从左到右的编号为 1~5。冲击相位检测结果如表 4 所示。

可见,冲击 1 和冲击 2 相位稳定,分别表征曲轴端排气阀阀片落座和缸头端吸气阀阀片落座时产生的冲击;冲击 5 相位稳定,表征曲轴端吸气阀阀片落座的冲击;而冲击 3 和 4 的相位略有波动。此外,从图 13, 14 可以观察到相位约 220° 以及 380° 附近有微小冲击成分,再结合图 12 中缸头端和曲轴端缸内气体动态压力在这两个相位附近有明显的气压波动,

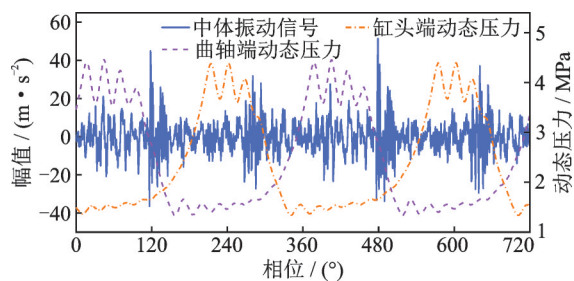


图 12 低压缸中体加速度与动态压力

Fig.12 Acceleration of middle body and in-cylinder pressure curves in a low pressure cylinder

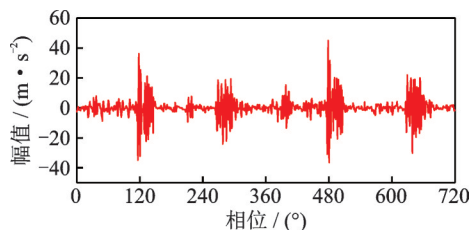
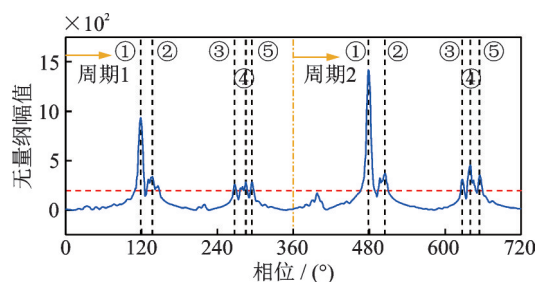


图 13 AVSMF 滤波信号

Fig.13 Filtered signal by using AVSMF



红色水平虚线为自适应冲击峰值检测阈值线;垂直黑色虚线为冲击峰值相位检测结果

图 14 冲击检测结果

Fig.14 The result of impact detection

表 4 冲击相位检测结果

Tab.4 The result of impact detection

冲击编号	冲击相位/ $(^\circ)$	
	周期 1	周期 2
1	119.22	118.64
2	137.25	137.25
3	267.53	266.95
4	280.32	279.16
5	294.86	294.86

判断缸头端排气阀落座时发生震颤,导致阀片与阀座产生多次连续撞击,从而引入附加冲击。

该低压缸缸头端示功图如图 15 所示。可以看出,进排气阶段压力波动明显,排气阶段压力波动约为 600 kPa 。结合冲击检测结果,判断该低压缸排气阀与实际排气压力不匹配,引起了轻微阀片震颤。

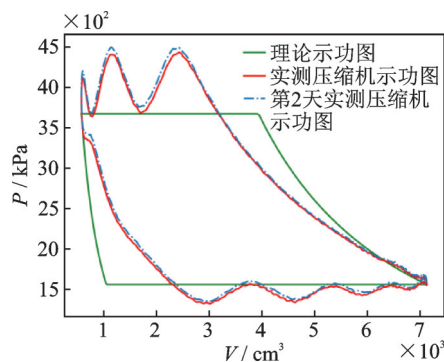


图 15 低压缸缸头端示功图

Fig.15 Indicator diagram of the low pressure at the head end side

5 结 论

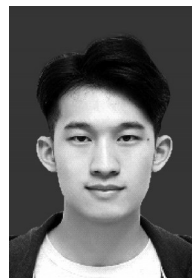
1) 提出一种结合 EEMD 和 AVSMF 的冲击特征提取方法。该方法不需要故障先验知识,具有较强的泛化能力。同时,提出一种自适应冲击峰值相位检测方法,能够准确检测信号中冲击峰值的相位特征,使基于冲击特征的实时智能故障监测成为可能。

2) 仿真实验结果表明:冲击相位检测结果的最大平均误差为 1.09° ,最大平均误差标准差为 0.17° ,该算法拥有较高的精度和稳定性。

3) 对一台闪蒸气双作用往复式压缩机的低压缸中体加速度信号进行冲击检测,结合缸头端示功图,判断排气阀阀片存在轻微颤振故障,为往复压缩机故障早期诊断提供了有效方案。

参 考 文 献

- [1] MARTICORENA M, PEYRANO O G. Rolling bearing condition monitoring technique based on cage rotation analysis and acoustic emission [J]. *Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics*, 2022, 1: 1-9.
- [2] 毕文阳, 江志农, 刘锦南. 往复压缩机气阀故障模拟实验与诊断研究[J]. *流体机械*, 2013, 41(6): 6-10.
BI Wenyang, JIANG Zhinong, LIU Jinnan. Research on reciprocating compressor valve fault simulation experiments and diagnosis [J]. *Fluid Machinery*, 2013, 41(6): 6-10. (in Chinese)
- [3] NIKOLAOU N G, ANTONIADIS I A. Application of morphological operators as envelope extractors for impulsive-type periodic signals [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2003, 17(6): 1147-1162.
- [4] DONG Y, LIAO M, ZHANG X, et al. Faults diagnosis of rolling element bearings based on modified morphological method [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(4): 1276-1286.
- [5] 苗宝权, 陈长征, 罗园庆, 等. 基于自适应增强差分积分形态滤波器的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(9): 78-88.
MIAO Baoquan, CHEN Changzheng, LUO Yuanqing, et al. Rolling bearing fault feature extraction method based on adaptive enhanced difference product morphological filter [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(9): 78-88. (in Chinese)
- [6] 唐贵基, 邓飞跃, 何玉灵. 基于自适应多尺度自互补 Top-Hat 变换的轴承故障增强检测[J]. *机械工程学报*, 2015(19): 93-100.
TANG Guiji, DENG Feiyue, HE Yuling. Enhanced detection of bearing faults based on adaptive multi-scale self-complementary Top-Hat transformation [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015(19): 93-100. (in Chinese)
- [7] JIANG W, ZHENG Z, ZHU Y, et al. Demodulation for hydraulic pump fault signals based on local mean decomposition and improved adaptive multiscale morphology analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015(58/59): 179-205.
- [8] 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.
- [9] 苏文胜, 王奉涛, 张志新, 等. EMD降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. *振动与冲击*, 2010, 29(3): 18-21, 201.
SU Wensheng, WANG Fengtao, ZHANG Zhixin, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(3): 18-21, 201. (in Chinese)
- [10] 胡振邦, 张东升, 章云, 等. 数学形态学滤波器在转子失衡识别中的应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2014, 34(6): 1038-1044.
HU Zhenbang, ZHANG Dongsheng, ZHANG Yun, et al. Research of rotor unbalance recognition based on mathematical morphology filter [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2014, 34(6): 1038-1044. (in Chinese)
- [11] 张文斌, 杨辰龙, 周晓军. 形态滤波方法在振动信号降噪中的应用[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2009, 43(11): 2096-2099.
ZHANG Wenbin, YANG Chenlong, ZHOU Xiaojun. Application of morphology filtering method in vibration signal de-noising [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2009, 43(11): 2096-2099. (in Chinese)
- [12] 徐元博, 蔡宗琰. 三点对称差分能量算子与经验小波变换在轴承故障诊断中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(8): 1247-1256.
XU Yuanbo, CAI Zongyan. Application of demodulation energy operator of symmetrical differencing and empirical wavelet transform in bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(8): 1247-1256. (in Chinese)
- [13] 蔡天净, 唐瀚. Savitzky-Golay平滑滤波器的最小二乘拟合原理综述[J]. *数字通信*, 2011, 38(1): 63-68, 82.
CAI Tianjing, TANG Han. Overview of least square fitting principle of Savitzky-Golay smoothing filter [J]. *Digital Communication*, 2011, 38(1): 63-68, 82. (in Chinese)
- [14] 张晓帆. 基于振动冲击特征的柴油机典型故障监测诊断方法及应用研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2018.



第一作者简介:方志法,男,1997年11月生,硕士生。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断、磁轴承振动控制。
E-mail: 2020200666@buct.edu.cn

通信作者简介:王维民,男,1978年4月生,教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械动力学分析、状态检测及故障诊断。
E-mail: wwm@mail.buct.edu.cn