

# IVMD 融合 RobustICA 的内燃机噪声源分离\*

张俊红<sup>1,2</sup>, 汤周杰<sup>1</sup>, 林杰威<sup>1</sup>, 周启迪<sup>1</sup>, 段超阳<sup>1</sup>, 王静超<sup>1</sup>

(1. 天津大学内燃机燃烧学国家重点实验室 天津, 300072) (2. 天津大学仁爱学院 天津, 301636)

**摘要** 为了准确分离识别内燃机的主要噪声源, 提出了一种改进变分模态分解融合鲁棒独立分量分析的方法。首先, 针对变分模态分解方法的分解数选择问题进行了算法优化, 提出了基于重构信号能量比和中心频率的改进变分模态分解方法, 并利用仿真信号进行了验证; 其次, 进行了内燃机噪声试验, 利用改进变分模态分解将单通道信号分解成多个信号分量, 根据信号分量与源信号的互信息主要分量识别, 克服了主要噪声分量选择客观依据不足的问题; 最后, 通过鲁棒独立分量分析提取主要噪声分量的独立成分, 并结合相干分析和时频分析进行噪声源识别。结果显示, 所提出的方法能够有效进行噪声源分离, 可成功识别出燃烧噪声、活塞敲击噪声和空压机噪声等内燃机主要噪声源。

**关键词** 内燃机; 噪声源分离; 变分模态分解; 互信息; 鲁棒独立分量分析

**中图分类号** TK402

## 引言

随着内燃机功率密度的不断增加, 其噪声问题越发受到重视。内燃机噪声源众多且相互影响, 噪声源的分离识别对掌握声源特性并进行相应的噪声控制具有重要意义。

近年来, 国内外学者进行了大量基于信号处理技术的噪声源分离与识别的研究: 如光谱分析法<sup>[1]</sup>、独立分量分析法<sup>[2]</sup>、相干分析法<sup>[3]</sup>、经验模态分解法<sup>[4-5]</sup>和聚合经验模态分解法<sup>[6-7]</sup>等。传统的信号处理技术存在模态混叠问题, 影响噪声识别精度。基于此, 文献<sup>[8]</sup>提出了变分模态分解方法 (variational mode decomposition, 简称 VMD), 采用非递归的迭代方式求解, 实现频域剖分与信号分离。文献<sup>[9]</sup>将变分模态分解引入内燃机噪声源识别领域, 但其文献工作是在保留一个气缸、屏蔽其他五缸噪声的情况下进行的噪声识别, 在无覆盖条件下进行更多声源的内燃机噪声源分离尚未实现。另外, 变分模态分解需要进行分解数的预设, 但是通常噪声信号复杂多变难以确定分解数<sup>[10]</sup>。当噪声分量较多时, 主要噪声分量的选择也直接影响后续声源分离的精度。

针对这些问题, 笔者提出一种改进变分模态分

解 (improved variational mode decomposition, 简称 IVMD) 融合鲁棒独立分量分析 (robust independent component analysis, 简称 RobustICA) 的内燃机噪声源分离方法。首先, 利用自适应的选择分解数对噪声信号进行分解; 其次, 利用互信息 (mutual information, 简称 MI) 指标筛选主要噪声分量, 分离出相互独立的噪声源; 最后, 采用连续小波变换 (continuous wavelet transform, 简称 CWT) 对各个独立分量进行时频分析并结合相干分析方法识别内燃机噪声源。

## 1 基本理论

### 1.1 变分模态分解

变分模态分解是非递归式的信号处理方法, 该算法本质是通过求解变分问题来确定本征模态分量, 实现信号频域的自适应分解。

其基本求解过程是, 对于一个原始信号, 设定变分模型为

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_k u_k = x(t) \quad (2)$$

\* 国家重点研发计划资助项目 (2017YFC0211301)

收稿日期: 2018-03-13; 修回日期: 2018-07-12

其中:  $\{u_k\} := \{u_1, u_1, \dots, u_k\}$  为信号  $k$  个本征变分模态分量, 模态分量为一个具有中心频率和有限带宽的调幅调频信号, 各个分量之和等于原信号;  $\{\omega_k\} := \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$  为各个模态分量的中心频率。

为了求解上述变分问题, 引入二次惩罚因子  $\alpha$  和拉格朗日惩罚算子  $\lambda$ , 将约束性变分问题变成非约束性变分问题。其中,  $\alpha$  可以在信号存在高斯噪声的时候, 保证重构的精确度, 而  $\lambda$  保证约束条件的严格性。得到增广的拉格朗日表达式为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \{\lambda\}) =$$

$$\begin{aligned} & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ (\delta(t) + \frac{1}{\pi t}) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (3)$$

利用乘法算子交替方向法 (alternate direction method of multipliers, 简称 ADMM) 求解式 (3) 鞍点, 得到变分问题的最优解, 从而将信号分解成  $k$  个窄带本征模态分量  $u_k$ 。

## 1.2 基于能量比和观察中心频率改进的变分模态分解

在变分模态分解的数量选择上, 分量过少为欠分解, 造成分量频域过宽, 无法确定主要频率; 分解数量过多会造成过分解, 产生虚假分量。文献 [10] 利用原始信号经 VMD 分解后的余量与源信号的能量比作为欠分解的判断标准来确定  $k$  的最小值, 然而余量信号并非单纯相当于源信号与分量信号的线性相减。文献 [11] 利用观察中心频率法来判断是否过分解, 确定  $k$  的最大值。在此基础上, 笔者提出利用重构信号与原信号能量比和观察中心频率的双限值法来综合确定  $k$  值范围, 进而实现自适应地确定分解数量。

VMD 分解得到的各分量均为有限频率带宽分量, 但会丢失一部分距中心频率较远的分量信号, 分解数量越多时, 丢失的信号越少。基于 VMD 的这一特点, 对分量信号求和进行重构, 求取重构信号  $\sum_k u_k$  与源信号  $f$  的能量比  $C$ 。利用内燃机噪声仿真信号, 经多次仿真试验, 设定能量比阈值 0.95 作为判断是否欠分解的依据, 从而确定  $k$  值下限。能量比表达式为

$$C = \left\| \sum_k u_k \right\|_2^2 / \left\| f \right\|_2^2 \quad (4)$$

在保证完全分解的情况下, 继续增加分解数, 并结合中心频率观察法判断是否过分解, 确定  $k$  值上

限。具体实现步骤如下:

- 1) 初始化  $k$  为 0 (内燃机噪声信号频带较宽);
- 2)  $k = k + 1$ , 进行变分模态分解, 得到  $k$  个 IMF 分量;
- 3) 对所有 IMF 分量进行线性叠加, 得到重构信号, 求能量比  $C$ ;
- 4) 设定能量比阈值为 0.95, 循环步骤 2 和 3, 直至  $C > 0.95$ ;
- 5)  $k = k + 1$ , 进行变分模态分解, 得到分量中心频率  $\omega_k(t)$ ;
- 6) 观察中心频率, 循环步骤 5, 直至发生过分解;
- 7)  $k = k - 1$ , 进行变分模态分解, 输出分量信号。

## 1.3 互信息

互信息<sup>[12]</sup>根据熵的概念引申而来, 表征两个变量之间相互依赖的强弱程度, 即两个变量间共同信息的含量。给定两个随机变量  $x$  和  $y$ , 若其各自的边缘概率分布和联合概率分布分别为  $p(x)$ ,  $p(y)$  和  $p(x, y)$ , 则它们之间的互信息  $I(X; Y)$  定义为

$$I(X; Y) = \sum_x \sum_y p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (5)$$

互信息越大, 两个变量的关联性越强; 反之亦然。当互信息为 0 时, 则表示两个变量相互独立。

相较传统的相关系数只能反映两个变量之间的线性相关而无法衡量其间的非线性关系而言, 互信息从信息论的角度出发, 在可以评估变量间共有信息量的同时, 不局限于线性关系, 相较相关系数有很大优势。

## 1.4 鲁棒独立分量分析

独立分量分析 (independent component analysis, 简称 ICA) 方法是一种广泛运用在信号处理领域的盲源分离技术。算法本质上是依据优化准则, 针对源信号线性混合组成的合成信号寻找分离矩阵, 将信号分离成各个分量, 并且使其尽量保持相互独立。

ICA 分析的目的地就是在源信号  $S(t)$  以及混合矩阵  $A$  均未知的情况下, 按照一定的优化准则寻求最优的分离矩阵  $W$ , 对测量信号进行解耦, 由观测的信号求得近似源信号  $Y(t)$ , 分离矩阵为

$$W \approx A^{-1} \quad (6a)$$

$$X(t) = AS(t) \quad (6b)$$

则输出的近似估计值为

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t) \approx \mathbf{S}(t) \quad (7)$$

其中： $\mathbf{Y}(t)$ 为分离得到的信号向量，即源信号 $\mathbf{S}(t)$ 的近似估计。

RobustICA<sup>[13]</sup>是改进的独立分量分析方法，其将峭度作为对照函数，算法优点在于可以选取最佳步长，还可以对峭度不为零的独立分量进行分离，并且解决了传统盲源分离信号排序问题。另外，当信号存在坏点和伪局部极值点时，该方法鲁棒性明显提升。

## 2 IVMD-RobustICA 噪声源分离方法

### 2.1 噪声源识别流程

为了准确识别内燃机辐射噪声，笔者提出IVMD-RobustICA的噪声源分离方法。在对单通道噪声信号进行IVMD分解的基础上，利用MI进行主要噪声分量的筛选，针对主要噪声分量采用RobustICA进行分离，得到噪声信号独立分量，最后对噪声信号进行时频分析。分析流程如图1所示。

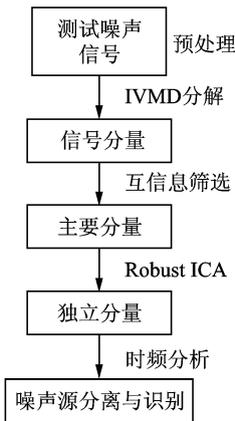


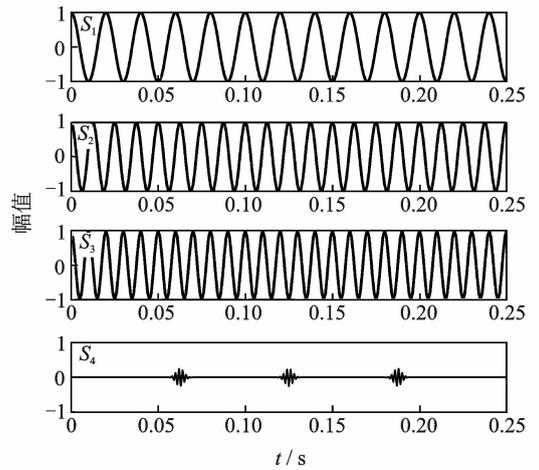
图1 基于IVMD-RobustICA的噪声源分离流程

Fig. 1 Flow chart of noise source separation by IVMD-RobustICA

### 2.2 仿真信号检验算法

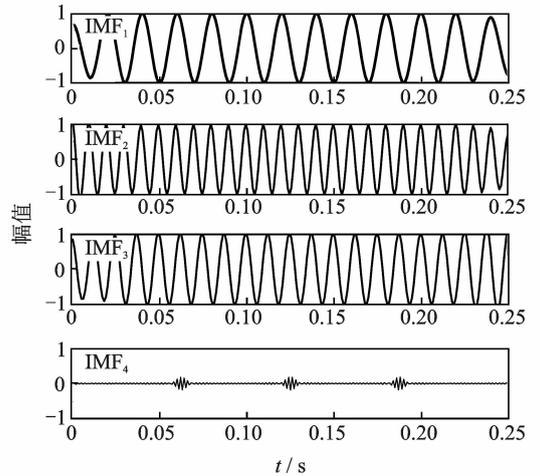
为了检验本方法的适用性，利用一组仿真信号进行验证。内燃机噪声一般为低频稳态和高频瞬态的噪声信号，为了检验变分模态分解对于相近频率信号的分解能力，将仿真信号设计为50 Hz的低频稳态信号、80 Hz和100 Hz的中频稳态信号和500 Hz的高频瞬态冲击信号的合成信号，同时添加了0.02倍幅值的随机噪声信号，如图2(a)所示。

仿真信号表达式为



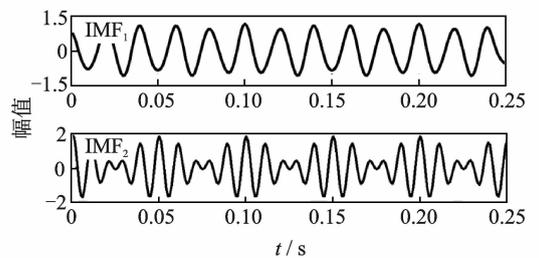
(a) 仿真信号

(a) Simulation signals



(b) IVMD分解信号

(b) IVMD decomposition signals



(c) EVMD分解信号

(c) EVMD decomposition signals

图2 仿真信号、IVMD和EVMD分解信号

Fig. 2 The simulation signal and IVMD\EVMD decomposition signals

$$\begin{cases} S_1 = \cos(2\pi 50t) \\ S_2 = \cos(2\pi 80t) \\ S_3 = \cos(2\pi 100t) \\ S_4 = 0.25\cos(2\pi 500t)e^{-10^4(t-0.0625)^2} + \\ \quad 0.25\cos(2\pi 500t)e^{-10^4(t-0.125)^2} + \\ \quad 0.25\cos(2\pi 500t)e^{-10^4(t-0.1875)^2} \\ f = S_1 + S_2 + S_3 + S_4 \end{cases} \quad (8)$$

对于仿真信号采用 IVMD 和基于残余信号能量比的变分模态分解 (energy variational mode decomposition, 简称 EVMD)<sup>[10]</sup> 两种方法进行分解处理并进行对比, 仿真信号幅值为无量纲。如图 2(b) 所示, IVMD 自动选择分解数得到 4 个分量, 准确对源信号进行分解。图 2(c) 中, EVMD 得到 2 个信号, IMF<sub>1</sub> 与源信号 S<sub>1</sub> 相近, IMF<sub>2</sub> 发生模态混叠, 其包含瞬态信号和稳态信号分量。

仿真结果表明, 笔者提出的 IVMD 相对于 EVMD 有更精确的分离结果, 更适用于分解内燃机噪声信号。相对于传统的 VMD, 利用能量比和中心频率双阈值能够自适应确定分解数量, 避免了主观设定和多次试算的问题。

### 3 噪声源识别分离

#### 3.1 噪声试验

在半消音室中对某 6 缸 4 冲程内燃机进行噪声试验, 金属尖劈长度为 800 mm, 本底噪声为 25 dB, 截止频率为 100 Hz。为了去除进排气噪声和风扇噪声的影响, 进排气管覆盖消声棉, 拆掉散热风扇, 引出进排气噪声。噪声试验按照国标进行五点噪声测试, 发动机运行工况为 1 200 r/min, 40% 负荷。麦克风布置在发动机顶面中心上方 1m 处, 利用光电传感器测量曲轴转角信号, 在喷油泵、缸盖、皮带轮、空压机、机体、油底壳和摇臂罩等处进行近场噪声采集。测试现场如图 3 所示。



图 3 噪声试验现场  
Fig. 3 Noise bench test

#### 3.2 噪声源分离识别

信号处理在 Matlab 中进行, 首先进行消除趋势项和滑动平均等预处理, 去掉直流分量, 减少信号累计误差。VMD 分解信号以频带划分, 噪声信号频率范围过宽会导致分解后中心频率过于分

散。为了提高分析准确性和计算效率, 滤掉高于 8 kHz 的噪声信号, 得到辐射噪声信号时域波形和频谱如图 4 所示。同转速倒拖工况信号频谱如图 5 所示。

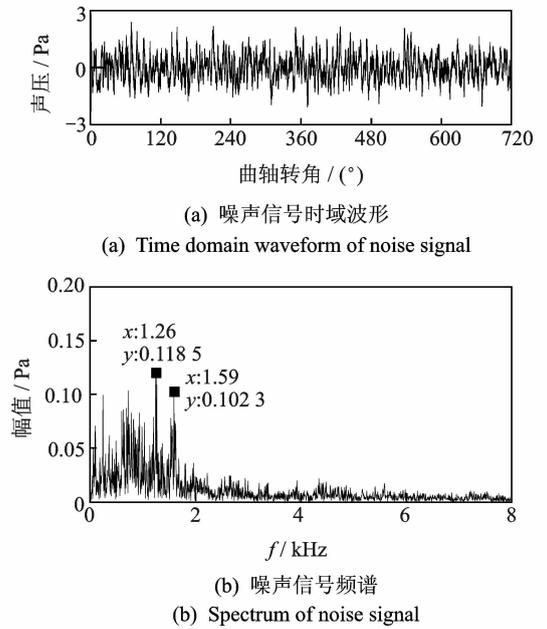


图 4 噪声信号时域波形和频谱图

Fig. 4 Time domain waveform and spectrum of noise signal

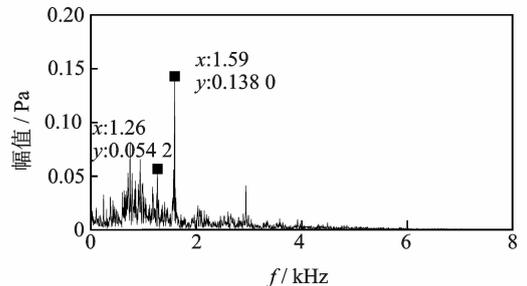


图 5 倒拖工况信号频谱

Fig. 5 Spectrum of drag condition signal

本研究的主要目的是分离内燃机活塞敲击噪声、燃烧噪声及其他主要噪声源。利用 IVMD 分解噪声, 得到能量比和中心频率如表 1 和表 2 所示。

表 1 IVMD 分解重构信号能量比

Tab. 1 IVMD reconstruction signal energy ratio

分解数	重构信号能量比	分解数	重构信号能量比
k=3	0.834 9	k=6	0.924 9
k=4	0.869 4	k=7	0.947 4
k=5	0.912 9	k=8	0.956 7

表2 IVMD分解信号中心频率

Tab. 2 Center frequency of IVMD decomposition signal

分解数	中心频率								
	Hz								
$k=3$	644	1 447	4 377						
$k=4$	625	1 375	2 527	4 643					
$k=5$	261	801	1 460	2 650	4 673				
$k=6$	259	798	1 454	2 602	4 433	6 164			
$k=7$	235	743	1 216	1 611	2 727	4 559	7 025		
$k=8$	235	743	1 216	1 611	2 697	4 371	5 568	7 489	
$k=9$	233	739	1 207	1 474	2 042	2 816	4 407	5 694	7 495

可以看到,随着分解数量的增加,重构信号与源信号的能量比也在逐步增加,各分量中心频率也变得更接近。依据笔者提出的IVMD筛选方法,自动选择得到的分解数为8。

如表3所示,对分解得到的8个信号分量与源信号进行互信息分析,以筛选主要噪声分量。从表3可以看出,IMF<sub>1</sub>, IMF<sub>2</sub>, IMF<sub>7</sub>和 IMF<sub>8</sub>与源信号相关性较强,确定这4个主要噪声分量。

将这4个主要噪声分量进行RobustICA分离,得到以下3个具有明显特征的独立分量IC<sub>1</sub>, IC<sub>2</sub>和 IC<sub>3</sub>,如图6~8所示。

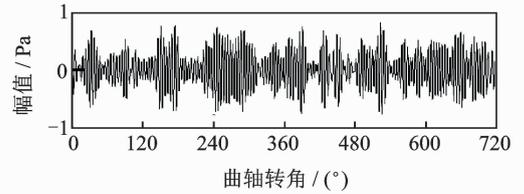
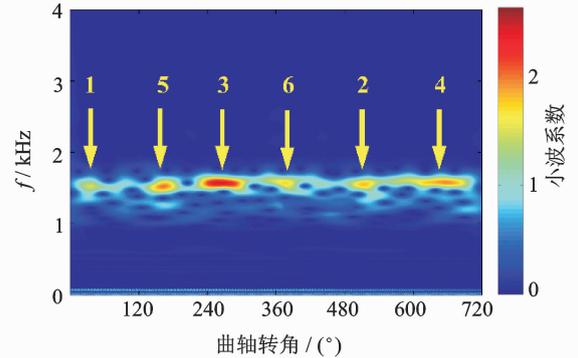
表3 IVMD分解信号与源信号互信息

Tab. 3 Mutual Information of IVMD decomposition signal and source signal

信号分量	互信息	信号分量	互信息
IMF <sub>1</sub>	0.243 3	IMF <sub>5</sub>	0.007 9
IMF <sub>2</sub>	0.132 0	IMF <sub>6</sub>	0.035 9
IMF <sub>3</sub>	0.027 9	IMF <sub>7</sub>	0.173 4
IMF <sub>4</sub>	0.013 2	IMF <sub>8</sub>	0.122 4

从图6可知,IC<sub>1</sub>主要频率为1 590 Hz。由图4(b)、图5可知,在倒拖及40%负荷工况频谱中1 590 Hz均为峰值频率,并且在倒拖工况是最大峰值频率。由于在倒拖工况中内燃机并未发生燃烧,仅有机械运转,因此1 590 Hz噪声分量并非燃烧引起的,判定其为机械噪声。

进一步确定IC<sub>1</sub>机械噪声源,观察IC<sub>1</sub>小波时频图发现,其能量集中点以120°间隔出现,与发火间隔相同,并且时域波形均在上止点附近急剧变化,

(a) IC<sub>1</sub>时域波形(a) Time domain waveform of IC<sub>1</sub>(b) IC<sub>1</sub>小波变换(b) The CWT of IC<sub>1</sub>图6 IC<sub>1</sub>时域波形和连续小波变换图Fig. 6 Time domain waveform and CWT of IC<sub>1</sub>

与缸内压力变化有关。在机械噪声中,活塞往复运动中在气体压力、油膜力和摩擦力共同作用下与缸套主副推力侧发生碰撞产生的敲击噪声与IC<sub>1</sub>特征重合。此外,由于麦克风放置在第3缸附近,可以明显看出第3缸噪声相比于其他分量幅值更大。综上所述可以判定IC<sub>1</sub>为活塞敲击噪声。

从图7可知,分量IC<sub>2</sub>中心频率为1 260 Hz,对比图4、图5源信号与倒拖信号频谱,发现1 260 Hz在倒拖频谱中幅值较低,初步判定IC<sub>2</sub>为燃烧噪声。内燃机转速为1 200 r/min,发火频率为60 Hz,1 260 Hz是发火次数的倍频,验证IC<sub>2</sub>与内燃机发火有关系。依据先验知识,了解内燃机燃烧噪声主要分布频率为1 000~3 000 Hz,IC<sub>2</sub>属于此范围,初步判定为燃烧噪声。

进一步观察分量IC<sub>2</sub>小波时频图,发现IC<sub>2</sub>以120°出现,内燃机发火顺序为1—5—3—6—2—4,第6缸发火时刻在390°曲轴转角左右,与IC<sub>2</sub>中第4次在时域上出现能量集中时刻吻合,因此判断IC<sub>2</sub>为燃烧噪声。从图8可知,IC<sub>3</sub>主要频率为720 Hz。依据该内燃机参数,曲轴齿数为49,转速为20 r/s,空压机齿数为41,速比为1.195,得到空压机转速约为24 r/s,IC<sub>3</sub>频率为转速基频的倍频,初步判定IC<sub>3</sub>为空压机噪声。

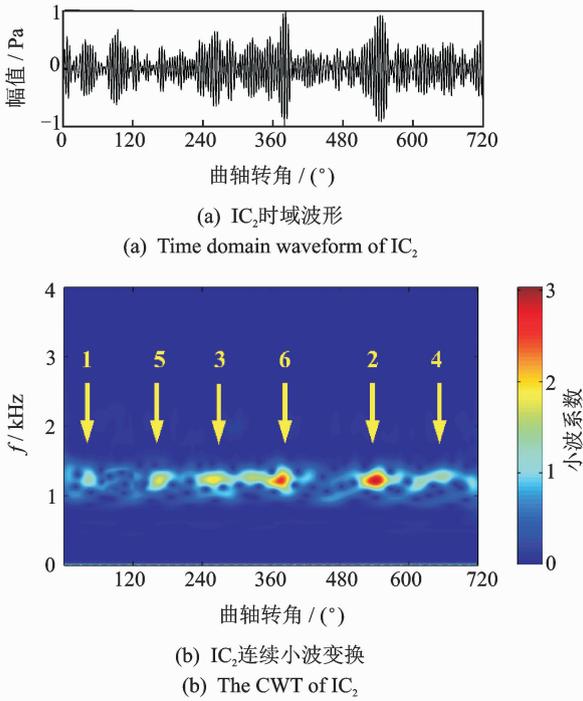


图 7  $IC_2$  时域和小波时频图

Fig. 7 Time domain waveform and CWT of  $IC_2$

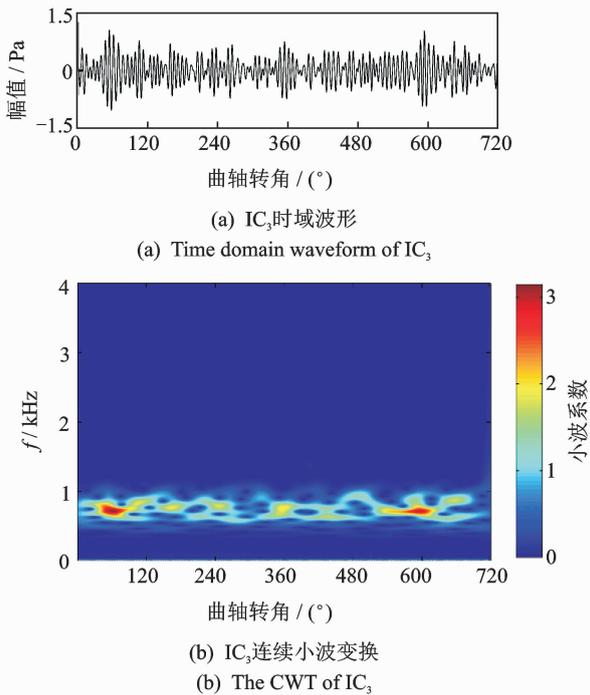


图 8  $IC_3$  时域和小波时频图

Fig. 8 Time domain waveform and CWT of  $IC_3$

进一步验证空压机噪声源,测定各附件近场噪声,计算得到各附件近场噪声相干函数,发现  $IC_3$  与空压机噪声相干函数最大,判定其为空压机噪声,如表 4 所示。

表 4  $IC_3$  与部件近场噪声相干系数

Tab. 4 The correlation coefficient of  $IC_3$  and near-field noise of engine components

部件	相干系数	部件	相干系数
喷油泵	0.542 1	机体	0.392 7
缸盖	0.520 7	底壳	0.083 3
齿轮室盖	0.523 3	空压机	0.770 6

### 4 结 论

1) 提出的 IVMD 方法在 VMD 的基础上,结合重构信号能量比及中心频率观察法,解决了 VMD 分解数的自适应选择问题,相比于 EVMD 分解方法,能够快速准确地对内燃机噪声信号进行分解。

2) 提出的 IVMD-RobustICA 噪声源分离方法在无需屏蔽其他缸的情况下,能够利用内燃机顶部单一通道噪声测试数据对内燃机主要噪声源进行识别,有效分离出燃烧噪声、活塞敲击噪声和空压机噪声等,相比于单一的 VMD 识别方法,提高了分析效率,降低了噪声分离的试验要求。

3) 本研究连续小波变换时频分析精度有限,将更精确的时频分析方法引入噪声源识别,将会进一步提高噪声源识别的精度。

### 参 考 文 献

[1] PRUVOST L, LECLÈRE Q, PARIZET E. Diesel engine combustion and mechanical noise separation using an improved spectrofilter[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(7): 2072-2087.

[2] 王霞, 刘昌文, 毕凤荣, 等. 基于独立分量分析及小波变换的内燃机辐射噪声盲源分离和识别[J]. 内燃机学报, 2012, 30(2):166-171.  
WANG Xia, LIU Changwen, BI Fengrong, et al. Blind source separation and identification of engine radiation noise based on independent component analysis and wavelet transform [J]. Transactions of CSICE, 2012, 30(2):166-171. (in Chinese)

[3] 胡成太, 高云凯, 刘爽, 等. 基于频谱和相干分析的挖掘机噪声识别与控制[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(6):1032-1038.  
HU Chengtai, GAO Yunkai, LIU Shuang, et al. Excavator noise identification and control based on spectrum and coherent analysis[J]. Journal of Vibration,

- Measurement & Diagnosis, 2013, 33(6):1032-1038. (in Chinese)
- [4] 张俊红, 李林洁, 刘海, 等. 基于经验模态分解和独立成分分析的柴油机噪声源识别技术[J]. 内燃机学报, 2012(6):544-549.  
ZHANG Junhong, LI Linjie, LIU Hai, et al. Identification of diesel engine noise source based on empirical mode decomposition and independent component analysis using EMD-ICA [J]. Transactions of CSICE, 2012(6):544-549. (in Chinese)
- [5] 于宏志, 沈颖刚, 毕凤荣. EMD-Robust ICA 在柴油机噪声源识别中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2014, 34(1):178-182.  
YU Hongzhi, SHEN Yinggang, BI Fengrong. Application of EMD-Robust ICA to noise sources identification of diesel engines[J]. Noise and Vibration Control, 2014, 34(1):178-182. (in Chinese)
- [6] BI F R, LI L, ZHANG J, et al. Source identification of gasoline engine noise based on continuous wavelet transform and EEMD-RobustICA[J]. Applied Acoustics, 2015, 100:34-42.
- [7] ZHANG J, WANG J, LIN J, et al. Diesel engine noise source identification based on EEMD, coherent power spectrum analysis and improved AHP [J]. Measurement Science & Technology, 2015, 26(9):095010.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [9] YAO J C, XIANG Y, QIAN S C, et al. Noise source identification of diesel engine based on variational mode decomposition and robust independent component analysis[J]. Applied Acoustics, 2017, 116:184-194.
- [10] 唐贵基, 王晓龙. IVMD 融合奇异值差分谱的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4):700-707.  
TANG Guiji, WANG Xiaolong. An incipient fault diagnosis method for rolling bearing based on improved variational mode decomposition and singular value difference spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(4):700-707. (in Chinese)
- [11] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13):3358-3365.  
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13):3358-3365. (in Chinese)
- [12] OMITAOMU O A, PROTOPODESCU V A, GAN-GULY A R. Empirical mode decomposition technique with conditional mutual information for denoising operational sensor data[J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(10):2565-2575.
- [13] ZARZOSO V, COMON P. Robust independent component analysis by iterative maximization of the kurtosis contrast with algebraic optimal step size[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(2):248-261.



**第一作者简介:**张俊红,女,1962年9月生,教授、博士生导师。主要研究方向为动力机械振动及其噪声控制。曾发表《Diesel engine noise source identification based on EEMD, coherent power spectrum analysis and improved AHP》(《Measurement Science & Technology》2015, Vol. 26, No. 9)等论文。  
E-mail: zhangjh@tju.edu.cn

**通信作者简介:**林杰威,男,1984年9月生,博士、副教授。主要研究方向为动力机械振动与噪声控制技术。  
E-mail: linjiwei@tju.edu.cn

