

文章编号: 2095-2163(2023)11-0128-07

中图分类号: TM351

文献标志码: A

# 基于 VMD-RobustICA 与时频分析的永磁同步电机噪声源识别

牟保军, 郭辉, 袁涛, 孙裴, 郑立辉, 王岩松

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 针对永磁同步电机(PMSM)噪声源分离识别问题,应用一种基于变分模态分解(VMD)与鲁棒性独立分量分析(RobustICA)结合时频分析的方法。首先,采用VMD把永磁同步电机噪声信号分解为多种变分模态分量;然后,通过RobustICA提取主要信号的独立成分。最后,结合时频分析结果,对独立成分结果进行分析识别。该组合方法可以有效处理集成经验模态分解(EEMD)中存在的模态混叠问题,同时能对测试过程中传感器数量多于或等于噪声源的分离问题进行有效缓解。结果表明,提取的主要独立分量对应于PMSM产生的电磁噪声和机械噪声,采用该方法可以分离识别PMSM噪声中的电磁噪声和机械噪声。通过对PMSM不同噪声源的有效分离和准确识别,可以为降噪、运行状态监测和故障诊断提供可靠依据。

**关键词:** 永磁同步电机; 噪声源识别; 变分模态分解; 鲁棒性独立分量分析

## Source identification of PMSM noise based on VMD-RobustICA and time-frequency analysis

MOU Baojun, GUO Hui, YUAN Tao, SUN Pei, ZHENG Lihui, WANG Yansong

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of noise source separation and identification of permanent magnet synchronous motor (PMSM), a method combining variational mode decomposition (VMD)-robust independent component analysis (RobustICA) and time-frequency analysis is applied. First, the PMSM noise signal is decomposed into multiple variational modal components with VMD. Then, the independent components of the main signal are extracted according to RobustICA. Finally, the results are identified by combining the time-frequency analysis results. The combined method can effectively deal with the modal aliasing problem in the integrated empirical mode decomposition (EEMD), and effectively alleviate the separation problem when the number of sensors is more than or equal to the noise source during the test. The results show that the extracted main independent components correspond to the electromagnetic noise and mechanical noise generated by PMSM, and the method can accurately separate and identify the electromagnetic noise and mechanical noise of PMSM. Through the effective separation and accurate identification of different noise sources of PMSM, it can provide a reliable basis for noise reduction, running status monitoring and fault diagnosis.

**Key words:** permanent magnet synchronous motor; noise source identification; variational mode decomposition; robust independent component analysis

## 0 引言

PMSM具有功率密度高、效率高、调速范围宽等优势,在电动车中得到广泛应用。特别是分数槽集中绕组永磁同步电机,具有端部绕组短、齿槽转矩小、易于加工、弱磁调速能力强、容错性好等特点,使其成为更好的选择<sup>[1-2]</sup>。随着电动汽车发展,电动汽车已经逐步成为城市交通中重要噪声来源,使得噪声控制和减少噪声污染已成为PMSM研究的重

要方向。因此,对于PMSM识别主要噪声源和针对其进行控制成为主要研究热点。

PMSM的主要噪声源是机械噪声和电磁噪声。电机中机械噪声主要来自转子和轴承的动态不平衡等因素,与其他旋转机械的噪声特性相似,许多文献研究了机械噪声的阶次特征<sup>[3]</sup>。电机中产生的电磁力一方面驱动电机旋转,另一方面作用于定子表面产生电磁噪声<sup>[4]</sup>。电磁噪声的阶次特性与电机本身的极数和槽数有关,并受一些非理想因素的影

基金项目: 国家自然科学基金(52172371)。

作者简介: 牟保军(1992-),男,硕士研究生,主要研究方向:电机噪声测试分析。

通讯作者: 郭辉(1981-),男,博士,教授,主要研究方向:电动汽车动力系统、声学/机械超材料。Email: hgsues@163.com

收稿日期: 2022-11-10

响<sup>[5]</sup>。Jae-Woo 等学者<sup>[6]</sup>分析混合动力汽车使用的内置永磁电机的齿槽转矩脉动、电磁转矩脉动、径向电磁力和切向电磁力的特性,并通过弱化 36 阶电磁励磁降低了电机噪声 2 分贝。目前,电磁力的研究中,在不同空间阶数的径向电磁力对振动噪声的影响是主要的关注方向<sup>[7]</sup>。

PMSM 的振动和噪声信号是一个非定时变信号。传统的信号处理方法只能分析信号的统计平均特性,不能充分揭示信号频率随时间变化的规律。时频分析可以提供时域信号和频域整体或局部变化结果,揭示信号中包含的频率分量的时变特性。Hilbert-Huang 变换 (HHT) 是分析具有不稳定和非线性特征信号的一种有效方法<sup>[8]</sup>。HHT 已应用于旋转机械的故障诊断,如转子、轴承、齿轮等,在许多研究工作中,HHT 常用于提取振动信号<sup>[9]</sup>。EMD 已经过评估,能够有效检测电机故障<sup>[10]</sup>。在旋转机械故障诊断中,利用 VMD 提取转子系统故障特征、滚动轴承故障诊断、松动底座故障诊断等性能较好<sup>[11-12]</sup>。VMD 还结合不同的方法对旋转机械设备在不同工况下的故障进行诊断。Zhang 等学者<sup>[13]</sup>基于 VMD 的能量熵和小波包 (WPD) 分解模式研究了铣削过程中的颤振检测。卷积盲源分离 (BSS) 和 VMD 相结合,分析从具有较大驱动速度变化的风力涡轮机收集的轴承裂纹信号<sup>[14]</sup>。Bi 等学者<sup>[15]</sup>通过 EEMD 结合 RobustICA 方法对汽油机发动机噪声源进行识别,成功分离识别出了排气噪声、燃烧噪声和活塞撞击噪声。目前,电机的噪声源复杂,致使电磁噪声和机械噪声难以区分。

因此,本文的目的是对永磁同步电机的机械噪声和电磁噪声进行分离识别,以进行诊断、评估和分析。8 极 48 槽 PMSM 的噪声测试在半消声室中进行。然后,将测试结果应用 VMD 结合 RobustICA 的方法对 PMSM 中的电磁噪声和机械噪声进行分离识别。

本论文首先介绍了 VMD 和 RobustICA 算法的求解原理,并根据其特点进行仿真分析。然后,经过试验得出该方法在永磁同步电机噪声分析结果。最后,通过结果分析得出该方法可以有效分出电机的电磁噪声和机械噪声。

## 1 理论基础分析

### 1.1 变分模态分解

VMD 方法是 Dragomireskiy 等学者<sup>[16]</sup>提出一种自适应得出约束变分问题最优解的时频分析方法,

可以较好地处理 EMD 和 EEMD 中出现的模态混叠问题。约束变分问题可以用方程 (1) 描述:

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

其中,  $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$  为模态分量的缩写;  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$  为模态分量对应的中心频率;  $K$  为变分模态分量的数量;  $\partial_t$  为  $t$  的偏导数;  $\delta(t)$  为脉冲函数;  $j = \sqrt{-1}$ ;  $\omega$  为圆频率  $2\pi f$ 。

为了比较 EMD、EEMD 和 VMD 的特性,使用频率接近仿真信号进行对比,可用式 (2) 来表示:

$$S_1 = 0.25 * \cos(2\pi * 400 * t) e^{-10^4 * (t-0.5)^2} \\ S_2 = \cos(2\pi * 50 * t) \\ S_3 = \cos(2\pi * 20 * t) \\ S_4 = \cos(2\pi * 5 * t) \\ S = S_1 + S_2 + S_3 + S_4 \quad (2)$$

总信号  $S$  由 4 个子信号组成,如图 1 所示。然后,采用 EMD、EEMD 和 VMD 三种方法对模拟信号进行分离和识别,结果如图 2 所示。

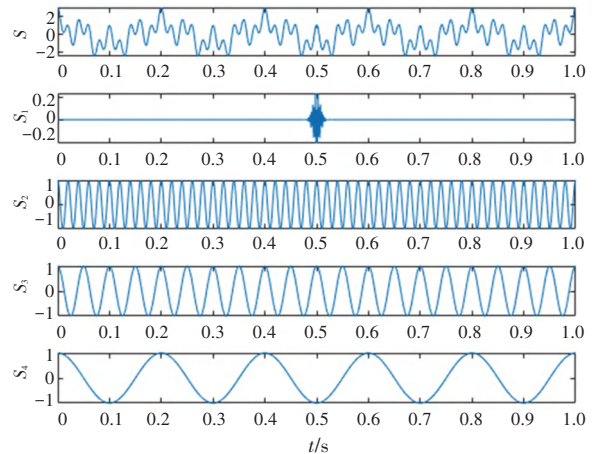
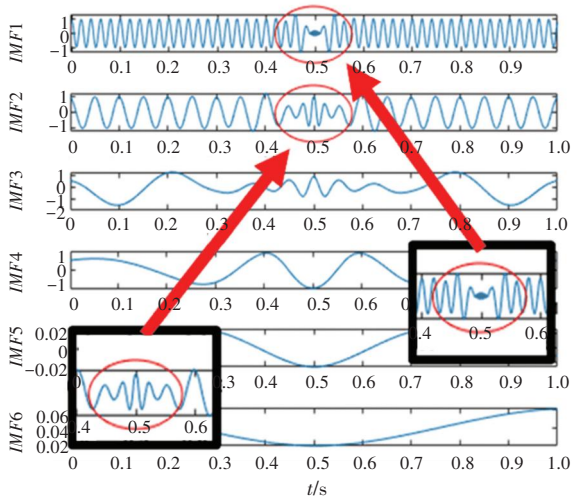


图 1 EMD、EEMD 和 VMD 仿真信号

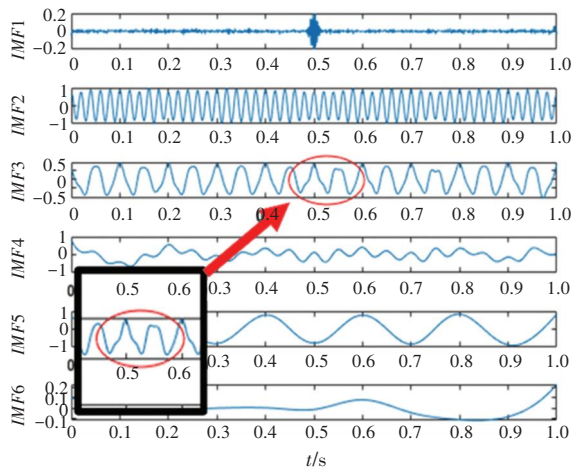
Fig. 1 EMD、EEMD and VMD simulation signals

从图 2(a) 可以看出,当使用 EMD 方法对信号进行分解时,可以通过红圈标记部分看出结果中出现了模态混叠问题。从图 2(b) 可以看出,当使用 EEMD 方法对信号进行分解时,可以通过红圈标记部分看出原始信号中的  $S_1$ 、 $S_2$  和  $S_4$  可以很好地分离,但对于原始信号中的  $S_3$ ,模态混叠问题一定程度上存在。从图 2(c) 可以看出,当信号通过 VMD 方法分解时,可以准确地分离出混合信号  $S$  的 4 个子信号。比较 3 种方法的分离结果可以得出结论,由于 EEMD 仍然存在模态混叠问题,因此 VMD 在

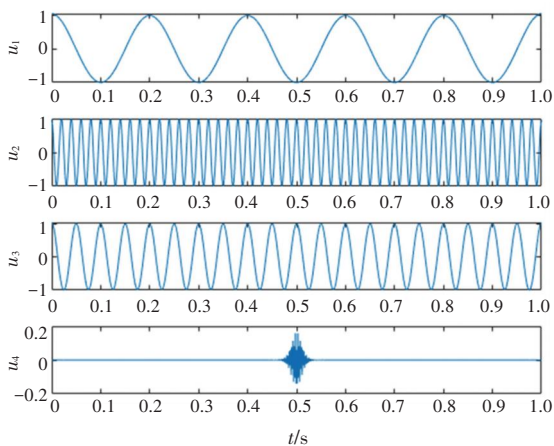
信号分解方面比 EEMD 更有优势。



(a) EMD 分解结果



(b) EEMD 分解结果



(c) VMD 分解结果

图2 EMD、EEMD 和 VMD 分解结果

Fig. 2 Signal separation results of EMD、EEMD and VMD methods

### 1.2 独立分量分析

在处理盲源分离问题时,独立分量分析 (ICA) 被广泛使用。通过对混合矩阵  $A$  进行估计和混合信号  $S(t)$ , 可以计算出源信号相似的独立分量。ICA 的工作原理如图 3 所示。

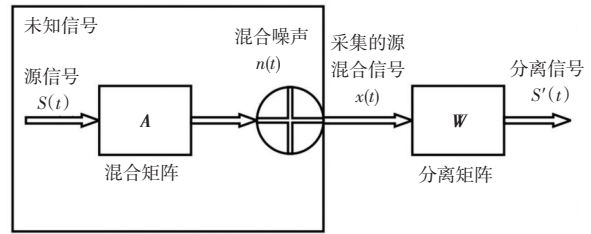


图3 ICA 的原理图

Fig. 3 The principle diagram of ICA

FastICA 是基于负熵目标函数并应用牛顿迭代法原理进行优化处理的一种并行分布算法<sup>[17]</sup>。算法的优势在于收敛速度快,但是遇到弱相关性的源信号会出现分解不充分或者失效问题。因此, Zarzoso 等学者<sup>[18]</sup> 提出一种具有更好鲁棒性的 RobustICA 方法,该算法是一种基于峭度和最优步长的盲源分离算法。为了能够体现其性能,应用了一组仿真信号进行对比分析,如图 4 所示。仿真信号由 4 个信号组成:正弦信号、曲线信号、锯齿信号和方波信号。这组原始模拟信号通过随机混合矩阵进行线性混合,形成一个由 4 个信号组成的信号。然后,将其作为 FastICA 和 RobustICA 的信号输入,结果如图 5 所示。从结果可发现, FastICA 结果中部分信号不能够较好地还原其信号特征,见图 5 中红圈部分,而 RobustICA 方法分离出来的结果可以较好地体现原始信号特征。

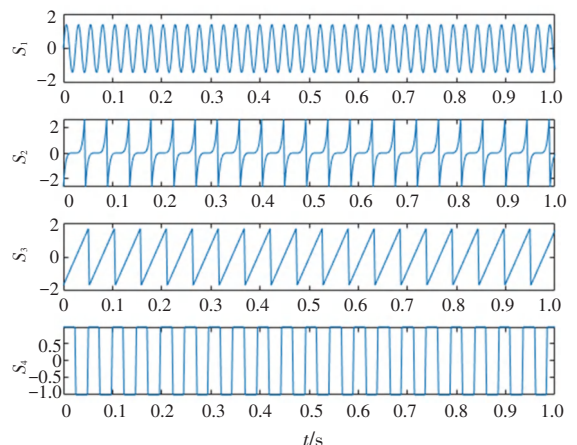
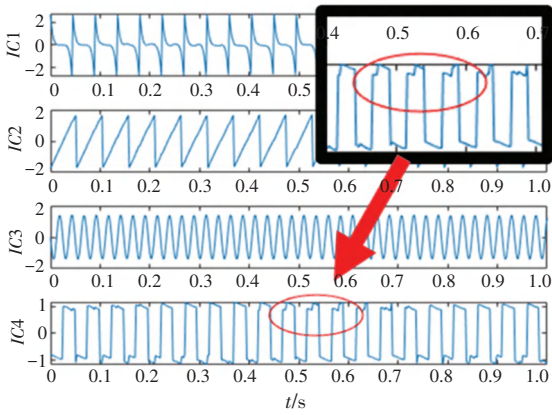
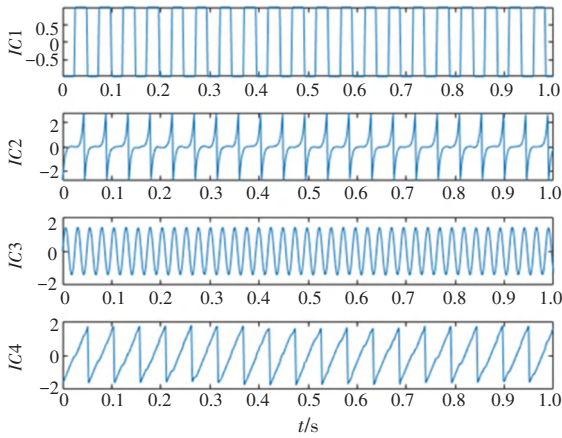


图4 源信号

Fig. 4 The original signal



(a) FastICA 分离结果



(b) RobustICA 分离结果

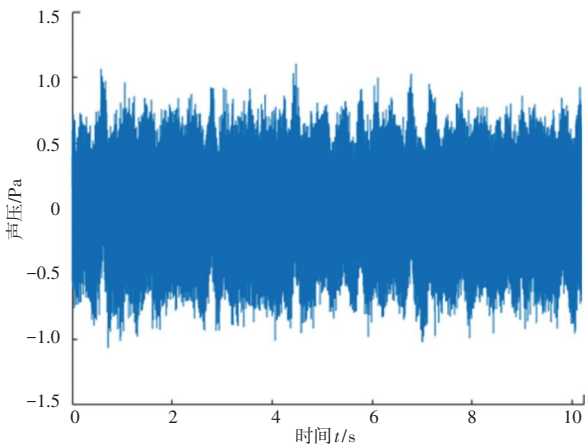
图 5 FastICA 和 RobustICA 分离结果

Fig. 5 The calculation results of FastICA and RobustICA

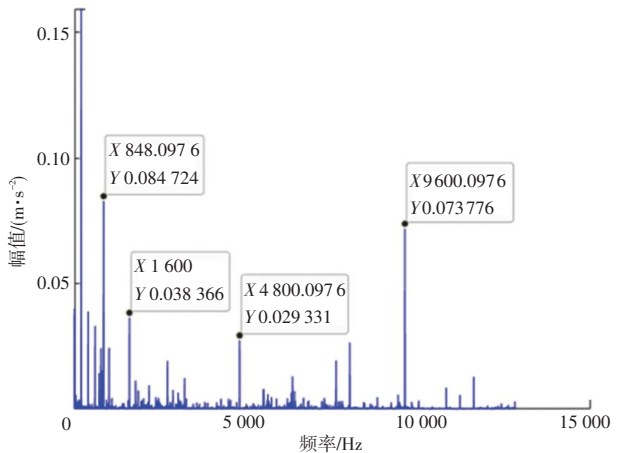
### 2 PMSM 噪声试验布置

PMSM 噪声测试在半消声实验室中进行的,背景声压级低于 10 dBA。测试配置如下:

(1) 设备: 西门子 40 通道 LMS-SCM05、PCB 专业麦克风、CAL200 麦克风校准器和三向加速度传感器。



(a) 时域图



(b) 频域图

图 7 噪声信号时域和频谱图

Fig. 7 Noise signals in the time domain and frequency domain

(2) 采样频率: 25 600 Hz。

(3) 试验工况: 12 000 r/min 空载工况。

实验中采用采用了 LMS TestLab 软件进行数据采集, PMSM 参数见表 1。测点采用 1/4 半球面布置, 如图 6 所示。

表 1 PMSM 基本参数

Tab. 1 Table of parameters

冷却方式	液冷
峰值功率/kW@运行时间/s	150 kW@30 s
峰值扭矩/(N·m)@运行时间/s	330 N·m@30 s
峰值转速/(r·min <sup>-1</sup> )	16 000
额定功率/kW	61.5
额定转矩/(N·m)	140
额定基转速/(r·min <sup>-1</sup> )	4 263

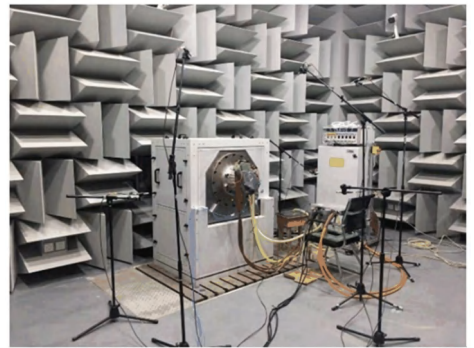


图 6 PMSM 实验测试系统

Fig. 6 PMSM experimental system

### 3 PMSM 声源识别

针对采集到的信号, 为了提高分析效率, 本文对实测 PMSM 噪声信号进行了重采样。重采样频率为 12 800 Hz。图 7 显示了从 PMSM 顶部收集的噪声信号的时域和频域信息。

根据得到的信号,采用 VMD 进行分解得到变分模态分量,应用变分模态分量与原始信号之间相关系数进行分量的取舍。将结果作为 RobustICA 的输入,得到剩余的变分模态分量中的独立噪声源。通过 FFT 和 CWT 分析结果的时频特性,对 PMSM 的噪声源进行识别。

将重采样信号进行 VMD 分解,信号分解为一系列分量,见表 2。当分解层数  $K$  选择为 11 时,后 2

表 2 模态层数及其中心频率

Tab. 2 The modal number and their center frequencies

分解层数 $K$		中心频率/Hz									
3	230	6 508	9 592								
4	140	906	6 284	9 592							
5	140	906	6 218	7 903	9 597						
6	140	904	4 813	6 303	7 913	9 597					
7	140	876	1 656	6 226	7 905	9 597	11 566				
8	138	876	1 720	4 828	6 305	7 916	9 597	11 571			
9	138	876	1 720	4 823	6 761	7 905	8 699	9 600	11 581		
10	138	876	1 718	4 733	5 553	6 359	7 913	9 600	8 714	11 584	
11	138	873	1 684	2 806	4 833	6 277	7 301	7 987	9 597	10 844	11 730

表 3 ICs 和源信号相关系数

Tab. 3 The correlation coefficients between ICs and the measured signal

ICs	相关系数	ICs	相关系数
1	0.626 5	5	0.185 0
2	0.491 9	6	0.218 7
3	0.285 1	7	0.225 5
4	0.179 2	8	0.387 1

个中心频率 10 844 Hz 和 11 730 Hz 之间的小于 1 000 Hz,可以认为信号存在过度分解。因此,选取的最优分解层数  $K$  值为 10。根据分解结果与原始信号的相关系数,提取了 8 个变分模态分量的主要成分,见表 3。然后,使用 RobustICA 从包含原始信号大部分特征的变分模态分量  $u_1 \sim u_8$  中提取独立的噪声源,结果如图 8 所示。

个独立分量都可能是 PMSM 对应的主要噪声源。

图 8 中,  $IC_2$  的时频分析结果如图 9 所示。由图 9 可知,  $IC_2$  的峰值频率主要集中在 848 Hz 附近,对应转频的 1~3 倍左右,而且出现持续间断特点。根据电机噪声机理分析可知,该原因是电机转子不平衡而产生的机械噪声,并且其频率特点主要为转频 1~3 倍,特征频率表达式为:

$$f = \frac{n}{60} \quad (3)$$

$IC_3$ 、 $IC_5$  和  $IC_6$  的时频分析结果如图 10 所示。由图 10 可知,  $IC_6$  的频率成分主要集中在 1 600 Hz,  $IC_5$  的频率成分主要集中在 4 800 Hz,  $IC_3$  的频率成分主要集中在 9 602 Hz,且出现持续间断现象。根据实验工况可知转速基频在 200 Hz 附近,由 PMSM 中电磁噪声机理可知,在理想条件下径向电磁力波的频率特征为电机槽、极数的整数倍,电磁噪声特征频率表达式为:

$$f_0 = \frac{iQn}{60} \quad (4)$$

其中,  $i$  为谐波次数;  $Q$  为齿槽数;  $n$  为转速。

根据式(4)可知,  $IC_6$ 、 $IC_5$  和  $IC_3$  分别对应与电机 8 倍频、24 倍频和 48 倍频,对应电机极对数的整数倍,可以判断分量来源是永磁体磁密和电流基波磁密作用产生的电磁噪声。

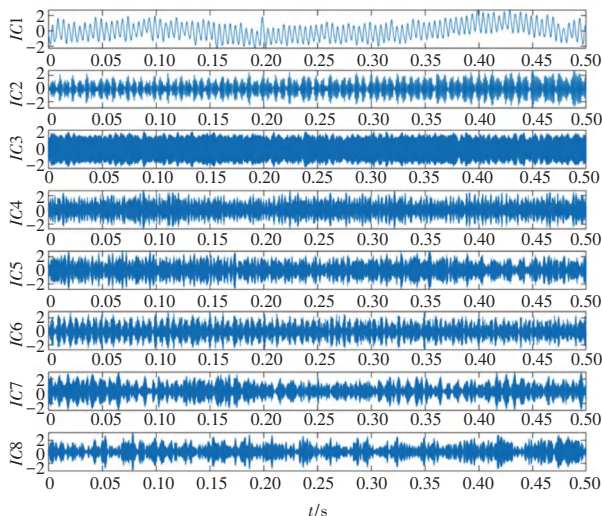


图 8 噪声信号的 VMD-RobustICA 分离结果

Fig. 8 Separated results of VMD-RobustICA for noise signals

从图 8 可以清楚地看出,混合信号应用 RobustICA 提取了 8 个独立分量,分离过程中的每

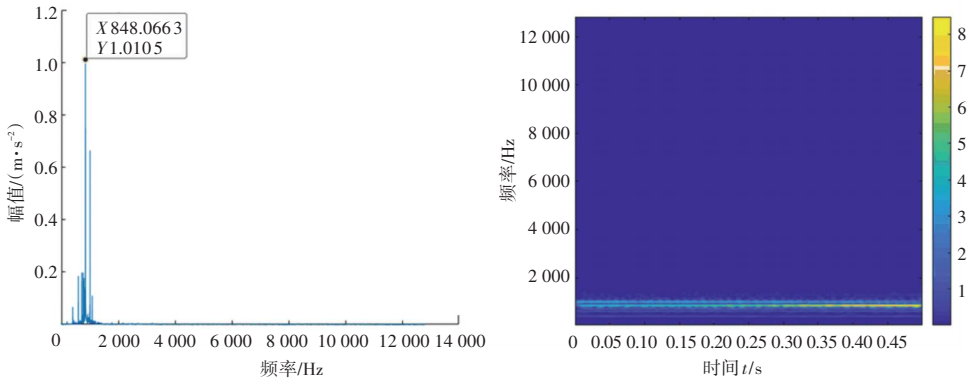
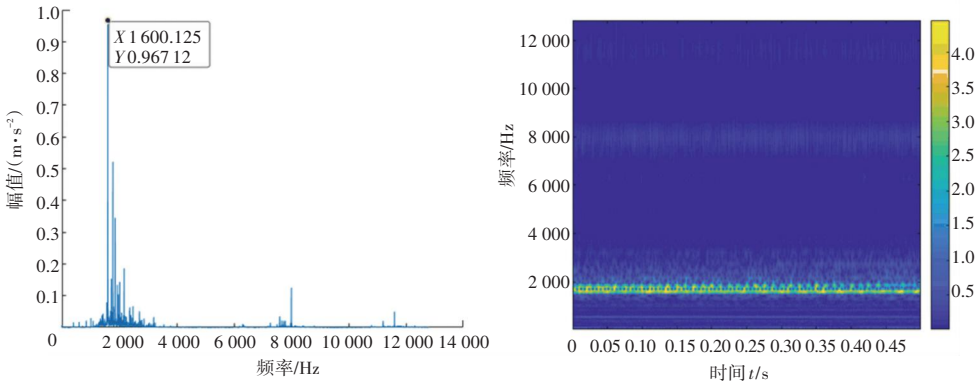
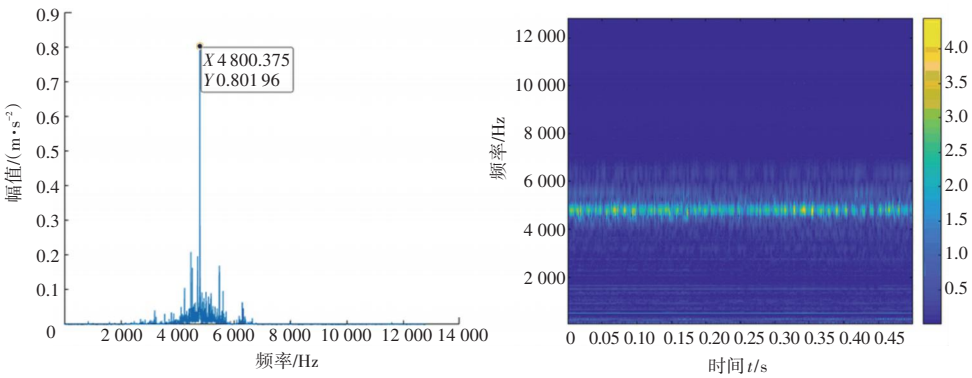


图 9 IC2 时频分析结果

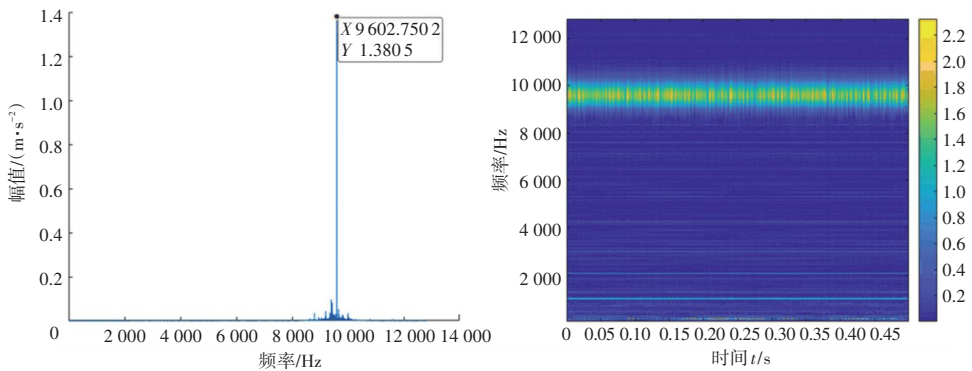
Fig. 9 Time-frequency analysis results of IC2



(a) IC6 时频分析结果



(b) IC5 时频分析结果



(c) IC3 时频分析结果

图 10 IC3、IC5 和 IC6 的时频分析结果

Fig. 10 Time-frequency analysis results of IC3, IC5 and IC6

## 4 结束语

本文基于 VMD-RobustICA 结合时频分析方法来分离和识别 PMSM 中的主要噪声源。通过 VMD 将信号分解为一组变分模态分量,可以有效解决分解过程中的模态混叠问题。RobustICA 可准确提取噪声源,与 VMD 相结合,VMD 将原始信号分解为 10 个子信号,经过相关分析滤波后,再进行 RobustICA 分析,得到可能的噪声源信号以获得主要噪声源,并且可以更有效地分离信号中的独立分量,结合时频分析的结果可以判断独立分量对应的噪声源。因此,VMD-RobustICA 结合时频分析的组合方法是 PMSM 电磁噪声和机械噪声分离识别的有效工具。

## 参考文献

- [1] EL - REFAIE A M. Fractional - slot concentrated - windings synchronous permanent magnet machines: opportunities and challenges[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(1): 107-121.
- [2] 韩守亮,崔淑梅,王铁成,等. 分数槽集中绕组永磁电机在模块化级联电系统上的应用[J]. 电工技术学报,2013, 28(3): 9-16.
- [3] IMMOVILLI F, BIANCHINI C, COCCONCELLI M, et al. Bearing fault model for induction motor with externally induced vibration[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(8): 3408-3418.
- [4] 方源,章桐,于蓬,等. 电动车动力总成辐射噪声有限元和边界元联合仿真[J]. 农业工程学报,2014, 30(21): 40-46.
- [5] 杨浩东,陈阳生,邓志奇. 永磁同步电机常用齿槽配合的电磁振动[J]. 电工技术学报,2011, 26(9): 24-30.
- [6] JAE-WOO J, SANG-HO L, GEUN-HO L, et al. Reduction design of vibration and noise in IPMSM type integrated starter and generator for HEV[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2010, 46(6): 2454-2457.
- [7] 左曙光,林福,孙庆,等. 极槽配合和绕组层数对永磁同步电机振动的影响分析[J]. 振动与冲击,2014, 33(13): 130-134.
- [8] HUANGN E, ZHENG S, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [9] LEI Yaguo, LIN Jing, HE Zhengjia, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35 (1-2): 108-126.
- [10] TSOUMAS I, SAFACAS A, VACHTSEVANOS G. Empirical mode decomposition of the stator start-up current for rotor fault diagnosis in asynchronous machines [C]// Proceedings of the 2008 International Conference on Electrical Machines. Wuhan: IEEE, 2008.
- [11] ZHANG Ming, JIANG Zhinong, FENG Kun. Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93(460): 460-493.
- [12] AN Xueli, ZHANG Fei. Pedestal looseness fault diagnosis in a rotating machine based on variational mode decomposition [J]. Proc IMechE, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2017, 231(13): 2493-2502.
- [13] ZHANG Zhao, LI Hongguang, MENG Guang, et al. Chatter detection in milling process based on the energy entropy of VMD and WPD [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture: Design, research and application, 2016, 108: 106-112.
- [14] LI Zhixiong, JIANG Yu, GUO Qiang, et al. Peng, Multi-dimensional variational mode decomposition for bearing-crack detection in wind turbines with large driving-speed variations[J]. Renewable Energy, 2018, 116: 55-73.
- [15] BI Fengrong, LI Lin, ZHANG Jian, et al. Source identification of gasoline engine noise based on continuous wavelet transform and EEMD-RobustICA[J]. Appl Acoust, 2015, 100: 34-42.
- [16] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2014, 62(3): 531-544.
- [17] HYVÄRINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent grr component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks 1999, 10(3): 626-634.
- [18] ZARZOSO V, PIERRE C. 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.