

DOI: 10.7652/xjtuxb201706004

利用航空发动机信号特征的振动源盲分离算法

杨广振¹, 荆建平¹, 明阳², 颜逸飞¹, 陈昌敏¹

(1. 上海交通大学机械与动力工程学院, 200240, 上海;

2. 中国航发商用航空发动机有限责任公司, 200240, 上海)

摘要: 针对航空发动机机匣观测信号为多个振动源的混合信号的问题,提出了一种基于航空发动机振动信号特征的盲分离算法,能够从混合的观测信号中确定振动源的个数以及提取发动机内部各个振动源的振动信息。算法的核心是基于航空发动机等旋转机械转轴故障振动信号的频谱特点,其故障信号的振动谱一般包含基频、谐波成分和次谐波成分,如不对中、碰磨、裂纹等。算法用到的主要工具是连续小波变换和时间同步平稳法,主要步骤为:首先通过连续小波变换将航空发动机不同观测通道上的观测信号分解,根据谱峰值分析确定主要振动源及对应的基频;然后通过时间同步平稳法,分别从每个观测通道上提取各个振动源的谐波和次谐波成分,从每个观测通道上提取出了源信号;对于同一源信号,从每个观测通道上都能提取出一个基本映像,最后通过对比每个映像信号的二范数,确定每个源信号的最优估计。通过数值模拟信号和实测航空发动机加速度振动信号对算法进行了验证,结果表明,在对发动机转速有一定先验知识的情况下,所提算法能够估计出发动机内部的主要振动源的个数,并能提取源信号的主要成分。结合旋转机械振动频谱特点等先验知识,说明了所提算法的正确性和实用性。

关键词: 航空发动机;盲分离;信号特征;振动信号

中图分类号: TN911.72 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)06-0020-08

Blind Vibration Sources Separation Method Based on Signal Feature of Aircraft Engine

YANG Guangzhen¹, JING Jianping¹, MING Yang², YAN Yifei¹, CHEN Changmin¹

(1. School of Mechanical and Power Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2. AECC Commercial Aircraft Engine Co., Ltd., Shanghai 200240, China)

Abstract: To solve the difficulty that the observed signals on aircraft engine case are generally a mixture of multiple vibration sources, a blind source separation algorithm is proposed based on the characteristics of aircraft engine vibration sources, where the spectral characteristics of the rotating shaft vibration signal of aircraft engine are aimed at. The vibration spectrum of shaft fault signals of rotating machinery usually includes fundamental frequency, harmonic components and sub-harmonic components, corresponding to such as misalignment, rubbing and crack. The observed signals from different channels are decomposed by continuous wavelet transform, the main vibration sources and the corresponding fundamental frequencies are determined according to the spectral peak analysis, and the harmonics and subharmonic components of each vibration

收稿日期: 2016-11-10。 作者简介: 杨广振(1991—),男,硕士生;荆建平(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10772114,11672179)。

网络出版时间: 2017-03-05

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170305.1902.004.html>

source are extracted from each observed signal with time synchronous averaging method, thus an image of each source can be extracted from each observation channel, and several image signals are obtained for the same source. The optimal estimation is determined by comparing the 2-norm of image signals of each source. The proposed algorithm is validated by numerical simulation signal and measured aerodynamic acceleration signal from aircraft engine case. The results show that the algorithm can estimate the number of main vibration sources inside the engine and extract the main components of each source signal in the case of a certain priori knowledge of the engine speed.

Keywords: aircraft engine; blind source separation; signal feature; vibration signal

随着旋转机械向着高速高负载方向发展,对旋转机械实时的状态监测变得尤为重要,而振动信号分析是一种非常有效的旋转机械状态监测方法。但是,由于旋转机械结构的复杂性以及工作条件的限制,状态监测的传感器一般不能直接布置在主要振动源的附近,只能布置在机械的外壳和距离振动源较近的位置。例如对航空发动机进行状态监测时,传感器一般布置在发动机的机匣上,这就导致传感器测得的振动信号通常是机械中不同部件产生的振动源和噪声的一种混合信号,直接对这种观测信号进行诊断存在较大的误差,甚至导致错误的结果。

基于盲分离技术的机械系统状态监测及故障诊断,前人已经做了一些研究,但大部分研究主要是将源信号从环境噪声中提取出来^[1-2],直接将盲分离技术应用到复杂旋转机械各个源信号的分离中还比较少。文献[3]提出了一种基于传感器及振动源空间位置关系的盲分离算法,并将它运用到滚动轴承故障诊断中;文献[4]提出了一种单通道盲分离算法,也将它运用到滚动轴承故障诊断中。这些算法大多是基于源信号独立性这一基本假设,在分离较复杂的旋转机械信号时,很难有效地估计出各个源信号,因为在这种复杂机械中各个源信号之间可能存在耦合,而且还有强噪声干扰等的影响。

旋转机械中故障引起的振动源信号的频率主要由基频及其对应的谐波和次谐波成分组成^[5]。如轴的不对中故障会导致转子基频突出,在振动频谱图上基频幅值显著高于其分频和倍频幅值;转子碰磨会产生2阶、3阶等高阶频率成分,碰磨程度越严重出现的高阶成分越多,阶数越高;转子裂纹可能产生1/3阶的次谐波振动等。因此,在对旋转机械振动观测信号进行盲分离时,需要将具有这些特点的源信号提取出来,即提取每个源的基频及其对应的谐波和次谐波成分。

文献[4]提出了一种基于小波变换的单通道源

个数估计法,本文结合旋转机械故障信号频谱特点,对该方法做了补充修改,主要集中在以下几方面。

(1)将单通道盲分离扩展到多通道上。考虑到对航空发动机等大型旋转机械进行故障诊断时,单个传感器很难全面地捕捉到整个发动机所有的振动源,在不同的位置布置传感器,多个传感器同时测量振动信号,能够完整地捕捉到发动机内部的所有振动源。

(2)引入时间同步平稳法重构源信号。文献[4]方法不能有效地提取航空发动机各个振动源,而时间同步平稳法能够提取信号中的周期及谐波成分,抑制噪声。鉴于此,引入时间同步平稳法重构信号源,结合了旋转机械振动信号特点,能够有效提取出各个源信号。

(3)提出了基于二范数的最优源判别法。从不同观测通道提取的同一个源信号都是来自于相同的源,估计出的能量越大的源信号越接近真实的源信号,而二范数能够较好地反映信号的能量。

通过对文献[4]单通道盲分离算法的修改补充,本文提出了一种针对旋转机械振动信号的振动源提取算法。算法分为以下几步:首先,根据小波变换估计出系统中源信号的个数及其对应基频;其次,根据时间同步平稳法提取每个源信号谐波及次谐波成分;最后,根据二范数确定每个源的最优估计。

1 基于小波变换的源个数估计方法

在进行源信号提取之前,首先需要估计出系统中的源个数,本文在文献[4]的基础上,提出了一种基于小波变换的多通道源个数估计方法。该方法主要分为3步:分解各个通道观测信号;在每个观察通道上估计源个数;估计出系统的源个数。

1.1 分解各个通道观测信号

设某个旋转机械中含有 N 个源振动信号,在其上布置了 M 个传感器,则第 i 个传感器测得的观测

信号为

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij} s_j(t), \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中: $s_j(t)$ 表示时刻 t 第 j 个源信号; $x_i(t)$ 表示时刻 t 第 i 个观测信号; a_{ij} 表示源信号 $s_j(t)$ 在观测信号 $x_i(t)$ 所占的权重。

通过连续小波变换将每个观测通道上的振动信号分解到不同的小波尺度上, 对观测信号 $x_i(t)$ 进行连续小波变换, 分解到不同的小波尺度上^[6]

$$W_i(a, b) = \int x_i(t) \omega_{a,b}^* dt, \quad a = 1, 2, \dots, L \quad (2)$$

式中: $W_i(a, b)$ 是小波系数; L 是小波尺度最大值; 上标“*”表示复共轭; $\omega_{a,b}(t)$ 是小波基函数

$$\omega_{a,b}(t) = \frac{1}{|a|^{1/2}} \omega\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

其中, a 是尺度系数; b 是时延系数; $\omega(\cdot)$ 是小波基函数; 系数 $1/|a|^{1/2}$ 可保证能量不变。每个尺度上都能得到信号在某个层面的信息, 因此将信号分解到小波的不同尺度上能够提取信号的一些有用信息。对信号进行小波分解时, 一般选择 Morlet 小波基函数, 因为在形状上 Morlet 小波基函数和机械故障信号比较接近^[7], 实 Morlet 小波基函数表示为

$$\omega(t) = \exp\left(-\frac{\gamma^2 t^2}{2}\right) \cos(\omega_0 t) \quad (4)$$

通常情况下取 $\gamma=1, \omega_0=5$ 。

在信号分解的过程中, 小波尺度数 L 的选择至关重要。为了既能保证计算精度又保证计算效率, 本文根据源振动信号基频的范围以及不同小波尺度上对应的伪频率, 估计小波尺度数。每一个小波尺度都对应了一个小波伪频率, 小波伪频率由小波中心函数、采样频率以及尺度决定, 表示如下

$$f_a^{\text{ps}} = \frac{f_c}{aF_s^{-1}} \quad (5)$$

式中: f_a^{ps} 是小波尺度为 a 时的伪频率; f_c 是选择的小波基函数的中心频率; F_s 是采样频率。伪频率必须覆盖所有源信号基频^[4], 即

$$f_{a=L}^{\text{ps}} \leq f_{\text{interest}} \leq f_{a=L^*}^{\text{ps}} \quad (6)$$

式中: f_{interest} 为信号基频; L^* 为小波尺度的下限。

因此, 源最小基频 ($\min f_{\text{interest}}$) 应该大于等于最大尺度对应的伪频率, 源最大基频应该小于等于最小尺度对应的伪频率, 即

$$\left. \begin{aligned} \min f_{\text{interest}} &\geq f_{a=L}^{\text{ps}} \\ \max f_{\text{interest}} &\leq f_{a=L^*}^{\text{ps}} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

根据式(7)就可以求出小波尺度上界限和下界限。

1.2 估计每个观测通道的源个数

对每个观测通道的小波分解后的系数 $W_i(a, b)$ 进行快速傅里叶变换, 得到每个通道的频谱 $\{FW_{i,a}(f)\}$, 每个通道的频谱在每个尺度上都应该有一个极大值, 每个幅值对应一个基频。这些频谱上的极大值对应的频率最有可能对应某个源信号, 被称为主要频率, 并且用 $f_{i,a}$ ($a=1, 2, \dots, L; i=1, 2, \dots, M$) 表示。为了确定源个数, 每个观测通道振动信号在各个尺度上的主要频率应该首先被确定。在某一尺度上的主要频率可能是其他尺度主要频率的谐波成分, 如果是这种情况, 这个主要频率不应被当做一个独立源。此外, 许多尺度上的主要频率不在所关心频率的范围内, 这些主要频率应该被去除。本文确定的每个通道上的主要频率 $\tilde{f}_{i,1}, \dots, \tilde{f}_{i,N_i}$ 应该满足

$$\left. \begin{aligned} \tilde{f}_{i,j} &\neq n\tilde{f}_{i,a}, \quad j = 1, \dots, P_i, a = 1, \dots, L, \\ n &= 2, 3, \dots, i = 1, \dots, M \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

$$\min f_{\text{interest}} \leq \tilde{f}_{i,j} \leq \max f_{\text{interest}}$$

主要频率中满足以上两个条件的被称为可能的主要频率, 可能的主要频率的个数 P_i ($i=1, 2, \dots, N$) 即为通过该观测通道估计出的源个数。

1.3 系统源个数估计

通过式(8)估计出每个通道的主要频率为

$$\left. \begin{aligned} \text{通道 1: } &\tilde{f}_{11}, \tilde{f}_{12}, \dots, \tilde{f}_{1P_1} \\ \text{通道 2: } &\tilde{f}_{21}, \tilde{f}_{22}, \dots, \tilde{f}_{2P_2} \\ &\vdots \\ \text{通道 } M: &\tilde{f}_{M1}, \tilde{f}_{M2}, \dots, \tilde{f}_{MP_M} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

整个系统的主要频率及合并每个通道估计出的主要频率, 除去相同的频率成分, 除去谐波成分即可。整个系统的主要频率应满足下式

$$\left. \begin{aligned} f_k &\neq n\tilde{f}_{ij}, \quad k = 1, 2, \dots, P, n = 1, 2, \dots, \\ i &= 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, P_i \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中: P 为系统源个数; f_k 为系统中每个源信号对应的主要频率; M 为观测通道数; P_i 为第 i 个观测通道估计出的源个数; $\tilde{f}_{ij}$ 为第 i 个观测通道估计出的第 j 个源信号的主要频率。

2 基于时间同步平稳法的特征提取

时间同步平稳法是一种有效地提取周期成分的工具, 它相当于一类特殊的梳状滤波器, 在已知源信号基频的情况下, 时间同步平稳法可以有效提取出源信号中的谐波及次谐波成分。

为了提取周期为 T (对应基频为 f_p) 的信号的

相关成分(包括谐波和次谐波),首先将信号分为 P 段,每一段的长度为 T ,每一段有 Q 个点。时间同步平均法即对每一段同一位置的点进行平均,第 i 个通道上的观测信号 $x_i(t)$ 离散的形式表示为 $x(n\Delta t)$,有

$$x_i(t) = x_i(n\Delta t), \Delta t = 1/F_s \quad (11)$$

根据上面的定义,时间同步平稳法的输出为^[8]

$$y_i(n\Delta t) = \frac{1}{P} \sum_{r=0}^{P-1} x_i(n\Delta t - rQ\Delta t) \quad (12)$$

当需要提取源信号中的次谐波成分时,如需要提取 $f_p/q (q=2,3,\dots)$,在进行同步平均时,只需将信号分成 qP 段即可。

3 不同通道提取出的源信号的优化

使用时间同步平稳法能够在每个观测通道上提取出该源信号的一个估计,用 $S_{ij} (i=1,2,\dots,P, j=1,2,\dots,M)$ 表示从第 j 个观测通道上提取第 i 个源信号,接下来需要对所有通道提取的同一个源信号进行优化,选择最优的源信号作为该源信号的最终估计。当传感器比较靠近某个源时,捕捉到的该源的能量较大,那么从该观测通道提取的源信号最能反映真实的源信号信息。根据上述假设,以二范数为标准确定最优源,因为二范数最能反映信号的能量信息^[9]。设 $S_i (i=1,2,\dots,P)$ 表示第 i 个源信号的最优估计,那么第 i 个源信号的最优估计应该满足下式

$$S_{i,2} = \max_{j=1,\dots,M} S_{ij,2} \quad (13)$$

式中:下标“2”表示该信号的二范数。

根据式(13)确定每一个源信号的最优估计后,便可将每一个源信号提取出来。

4 联合小波变换和时间同步平稳的盲分离算法

联合小波变换和时间同步平稳的盲分离算法是一种基于旋转机械振动信号特点的信号分离方法。由以上分析可知,该分离算法的主要步骤如下:

(1)根据式(7),确定小波尺度范围 $[L^*, L]$,一般情况下,提取旋转机械故障信号时,取 $L^* = 1$;

(2)根据式(2),将每个通道的观测信号分解到不同的小波尺度上 $W_i(a, b)$;

(3)根据式(8),估计每个通道观测信号中的主要频率数;

(4)根据式(10),估计整个系统的主要频率数,即系统的源个数,并确定每个源对应基频;

(5)根据式(12),从每个观测通道上提取每个源信号;

(6)根据式(13),确定每个源信号的最优估计。

5 算法验证

5.1 模拟数据验证

航空发动机机匣上的观测振动信号一般包含了高低压转子以及燃烧室的基频、谐波和次谐波成分,此外观测信号中一般还混有噪声成分(本研究忽略航空发动机中的高频成分)。加入谐波成分是为了模拟发动机中常见的一些不对中、不平衡、碰磨等故障,其中 x_{hh} 、 x_{ll} 、 x_{rr} 分别模拟高压轴、低压轴和燃烧室的故障信号。模拟振动源如下

$$x_{hh} = 15\sin(2\pi \times 740t) + 14\sin(2\pi \times 1480t) + 4\sin(2\pi \times 2220t)$$

$$x_{ll} = 1.6\sin(2\pi \times 348t) + 1.9\sin(2\pi \times 696t) + 4.5\sin(2\pi \times 1044t)$$

$$x_{rr} = 0.5\sin(2\pi \times 325t) + 1.6\sin(2\pi \times 650t)$$

$$x_{no} = \text{Gaussian}(t)$$

随机产生混合矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.81 & 0.63 & 0.96 & 0.96 \\ 0.91 & 0.10 & 0.96 & 0.49 \\ 0.13 & 0.28 & 0.16 & 0.8 \\ 0.91 & 0.55 & 0.97 & 0.14 \end{bmatrix}$$

设置采样频率为 16 384 Hz,采样时长为 4 s,则源信号的时域图以及幅频图如图 1 所示。在信号混合过程中加入信噪比为 3 dB 的高斯白噪声,混合信号的时域和频域图如图 2 所示。

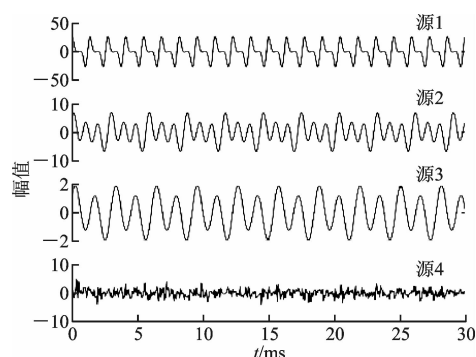
根据第 1 小节的内容估计每个通道的源个数,设置频率范围为[300 Hz, 800 Hz]。每个通道估计出的源个数如表 1 所示。

表 1 每个观测通道估计出的源个数

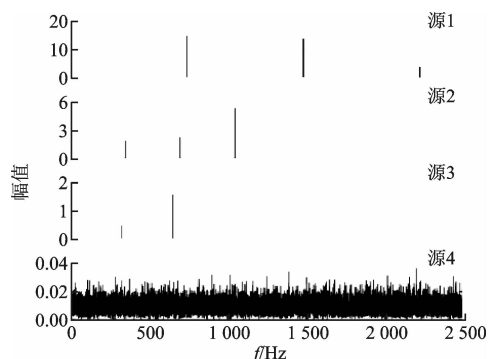
通道序号	估计源个数	源对应基频/Hz
通道 1	2	348, 740
通道 2	2	325, 740
通道 3	2	348, 740
通道 4	2	348, 740

从 4 个观测通道中统计每个源信号出现的次数,结果如图 3 所示,峰值数即为源个数,横坐标表示每个源对应的基频,纵坐标表示每个源在 4 个通道中出现的次数。从图 3 可以看出,系统中含有 3 个振动源,对应基频分别为 325、348、740 Hz。

首先使用时间同步平稳法提取基频为 325 Hz

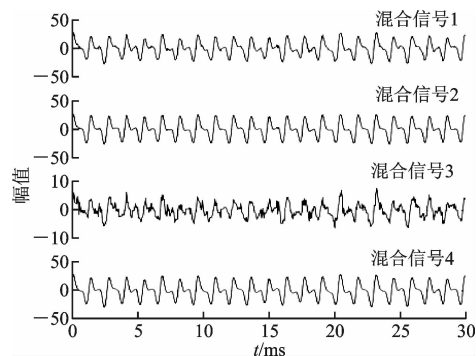


(a) 时域图

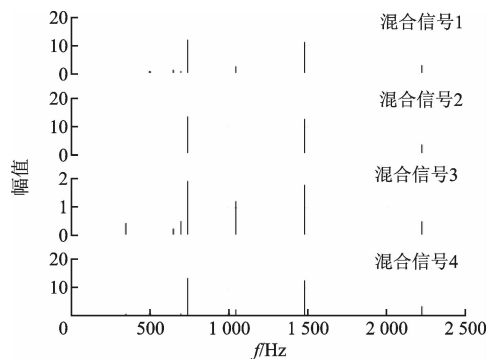


(b) 频域图

图 1 模拟源信号时频图



(a) 时域图



(b) 频域图

图 2 模拟混合信号时频图

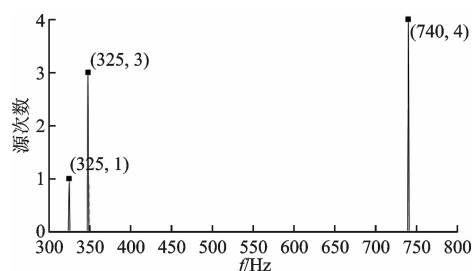
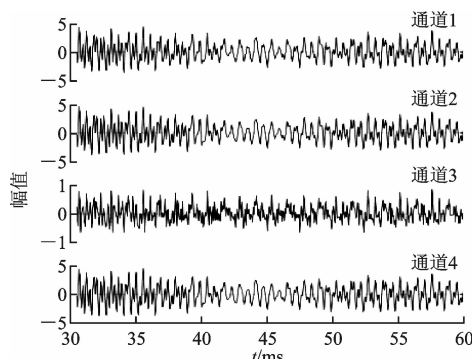
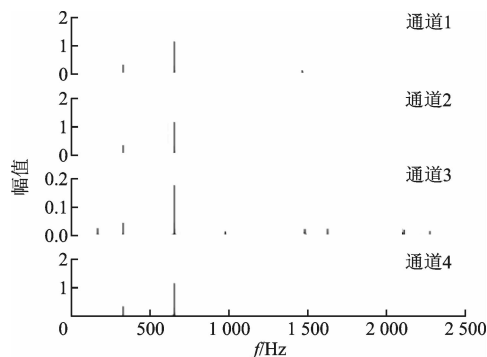


图 3 系统源个数及源对应的基频

的源信号,4 个通道观测信号分别提取出基频为 325 Hz 的源信号的时频图如图 4 所示。



(a) 时域图



(b) 频域图

图 4 每个观测通道提取出的基频为 325 Hz 的源信号

使用二范数确定该源的最优估计,因为从通道 4 提取出的基频为 325 Hz 的源信号二范数值最大,所以从通道 4 提取出的基频为 325 Hz 的源信号为该源信号的最优估计,其时频图如图 5 所示。

对比图 5 和图 1 可以看出,所提算法有效地提取出了基频为 325 Hz 的源信号中的主要成分,包括谐波成分。同理,提取其他主要源信号如图 6、图 7 所示。

分别对比图 5~图 7 与图 2,所提取的各个源信号的频率与真实源信号保持一致,幅值大小存在一些变动,但是各个频率对应的幅值比基本保持不变。例如,对于基频为 740 Hz 的源信号,各谐波成分之

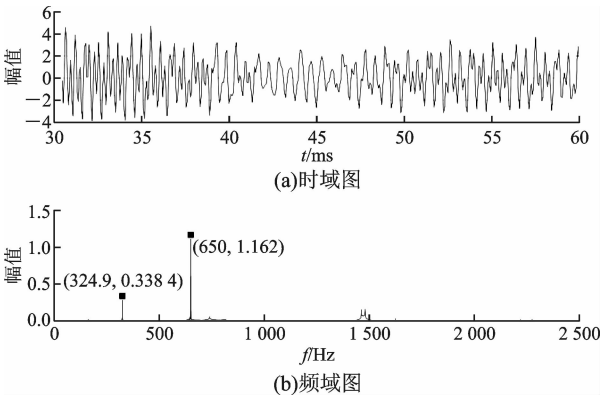


图 5 基频为 325 Hz 源信号的最优估计

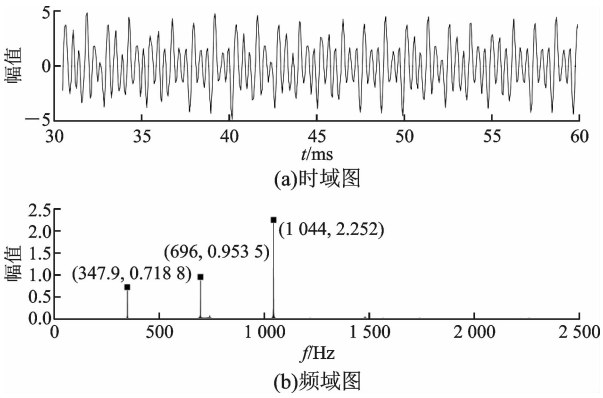


图 6 基频为 348 Hz 源信号的最优估计

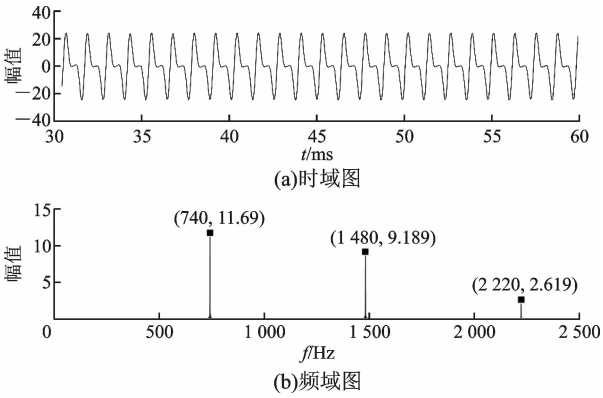


图 7 基频为 740 Hz 源信号的最优估计

间的幅值比为 15:14:4(即 3.75:3.5:1)(见图 2),该源信号的最优估计之间的幅值比为 11.69:9.18:2.61(即 4.5:3.5:1)(见图 7),幅值比之间存在着一些差异可能是噪声以及滤波过程导致的。总的来说,联合小波变换和时间同步平稳法提取出了各个主要源信号,验证了该算法的正确性。

5.2 实测航空发动机振动数据验证

试验在某型涡轴航空发动机上进行,该航空发动机主要由风扇、低压压气机、高压压气机、燃烧室、高压涡轮以及低压涡轮等构成,内部结构见图 8。

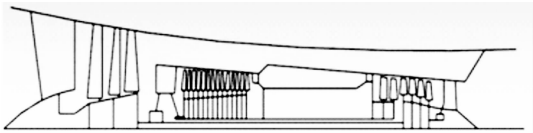


图 8 某型航空发动机结构简图

试验采用 6233C-50 压电加速度传感器,采样频率为 10 kHz,分别在截面 1-1 和截面 2-2 处布置传感器,见图 9。截面 1-1 在机匣附近,布置了一个加速度传感器,如图 10a 所示,截面 2-2 在高压涡轮附近,布置了两个加速度传感器,如图 10b 所示。

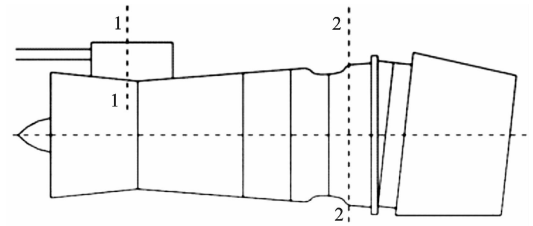


图 9 加速度传感器布置截面

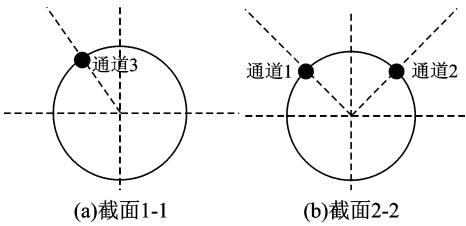


图 10 传感器布置位点示意图

对某时刻的系统观测信号进行分析,选择分析信号的时长为 1 s,此时各个通道中的观测信号的时频图如图 11~图 13 所示。

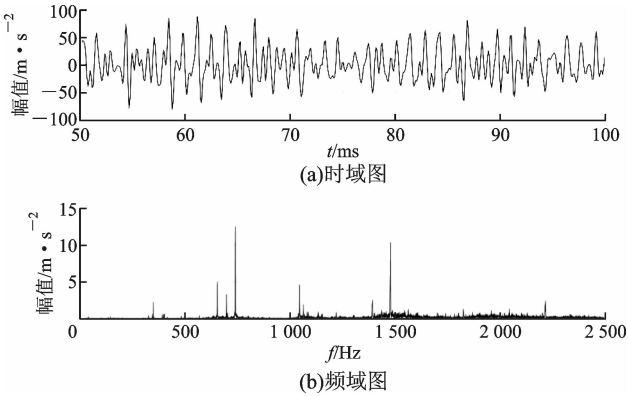


图 11 某时刻通道 1 观测信号时频图

首先通过基于小波变换的源个数估计法估计系统的源个数,选择频率范围为[300 Hz,800 Hz],从每个观测通道上估计出的源个数如表 2 所示。

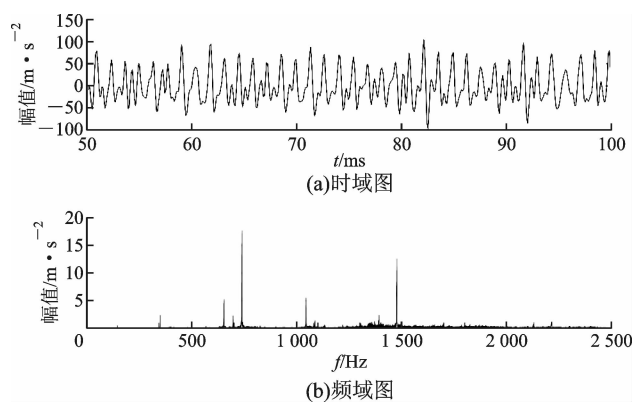


图 12 某时刻通道 2 观测信号时频图

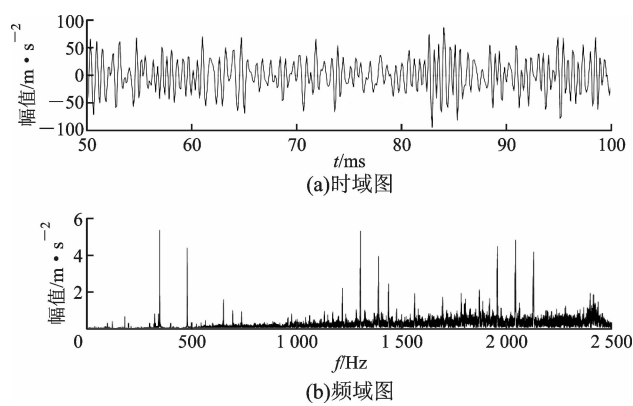


图 13 某时刻通道 3 观测信号时频图

表 2 每个通道估计出的源个数及对应基频		
通道序号	估计源个数	源对应基频/Hz
通道 1	3	348, 652, 738
通道 2	3	348, 652, 738
通道 3	4	348, 479, 652, 738

从表 2 可以看出,通过小波变换法估计出系统中总的源个数为 4,每个源对应基频为 348、479、652、738 Hz。从每个通道观测信号中提取这 4 个源信号,提取结果如图 14 所示。

图 14 表示 3 列观察信号分别提取到的基频为 348 Hz 的源信号,低压轴的转速对应的基频为 348 Hz,由能量守恒定律得到,3 个估计出的基频为 348 Hz 的源信号都来自于低压轴,根据二范数选择该振动源的最优估计,如图 15 所示。

从图 15 可以看出,联合小波变换和时间同步平稳的盲分离算法有效地提取了基频为 348 Hz 的源信号,其中 696 Hz 为 2 倍频,1 044 Hz 为 3 倍频,1 392 Hz 为其 4 倍频以及一些微弱次谐波成分,结合转速等先验知识可以判断该源来自于低压轴。同理,可以分别提取出基频为 479、652 和 738 Hz 的源信号,如图 16~图 18 所示。

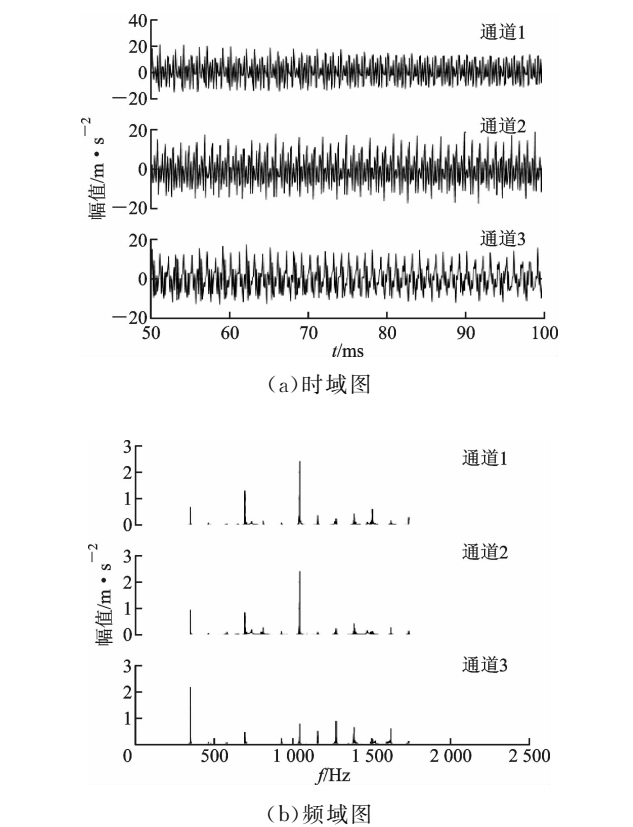


图 14 3 个通道分别估计出基频为 348 Hz 的源信号

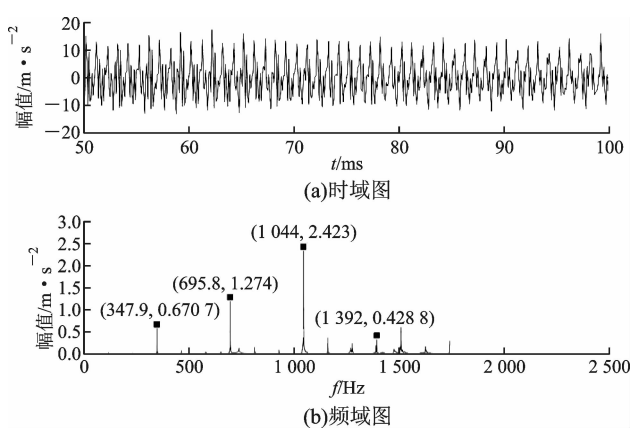


图 15 基频为 348 Hz 源信号的最优估计

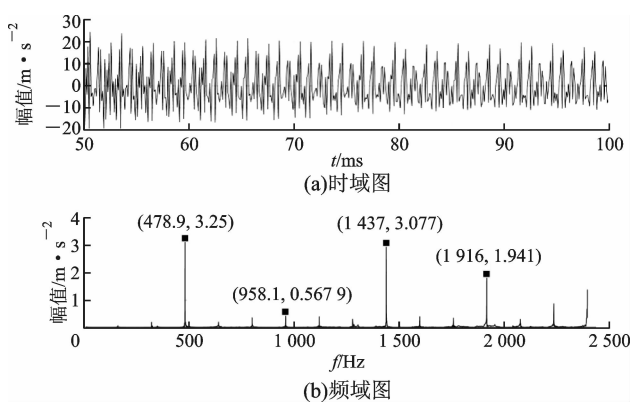


图 16 基频为 479 Hz 源信号的最优估计

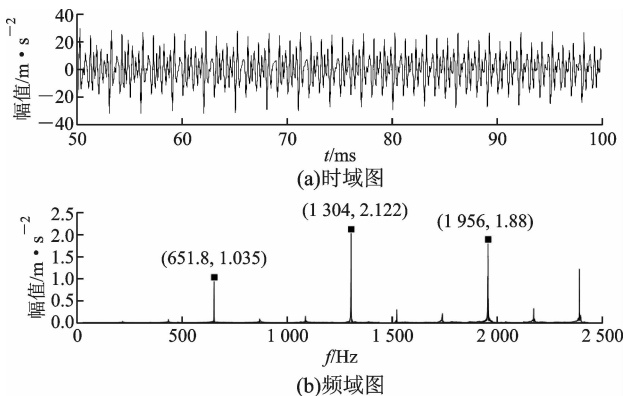


图17 基频为652 Hz源信号的最优估计

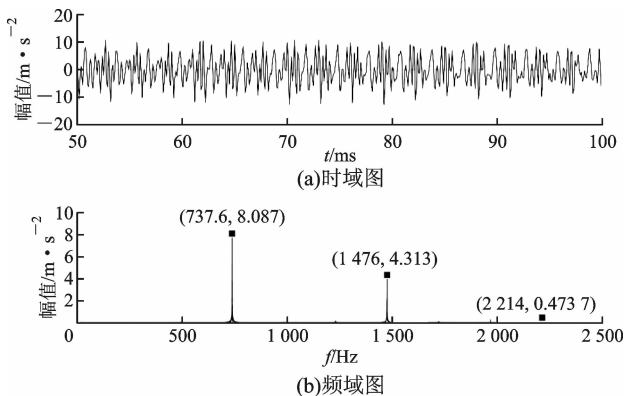


图18 基频为738 Hz源信号的最优估计

从图15~图18可以看出,联合小波变换和时间同步平稳法的盲分离算法可以有效分离出航空发动机中的主要振动源,包括各个源信号中的谐波和一些次谐波成分(次谐波成分较小),再结合先验知识可以判断出基频为349和738 Hz的源信号分别来自于高低压轴。基频为479 Hz的源信号在观测通道1和观测通道2中较微弱,说明这两个部位的传感器距离该源信号较远。观测通道3中基频为479 Hz的源信号的二范数最大,说明观测通道3的传感器所在部位距离这个振动信号比较近。传感器3所在部位为附件机匣,因此可以大致判断基频为479 Hz的源信号来自于附件机匣。基频为652 Hz的振动信号通过先验知识判断来自于燃烧室,因为燃烧室的振动基频为652 Hz。

6 结论

本文结合旋转机械故障振动信号特点,在前人研究成果的基础上,提出了联合小波变换和时间同步平稳法的盲分离算法,并通过模拟混合信号的分析,所提算法能够准确地估计出主要模拟源,验证了

该算法的正确性。通过对航空发动机实测机匣振动信号的分析,所提算法能够估计出航空发动机内部的主要振动源及每个源信号对应的基频成分,并提取出每个源中的谐波和一些次谐波成分,结合航空发动机振动频谱特点等先验知识,验证了该算法能够有效地从实测混合信号中提取出高低压轴、燃烧室、附件机匣等主要振动源的振动信息。

参考文献:

- [1] LI Z, YAN X, TIAN Z, et al. Blind vibration component separation and nonlinear feature extraction applied to the nonstationary vibration signals for the gearbox multi-fault diagnosis [J]. Measurement, 2013, 46(1): 259-271.
- [2] CHENG W, ZHANG Z, LEE S, et al. Investigations of denoising source separation technique and its application to source separation and identification of mechanical vibration signals [J]. Journal of Vibration and Control, 2014, 20(14): 2100-2117.
- [3] MAHVASH MOHAMMADI A. Multi-component machine monitoring and fault diagnosis using blind source separation and advanced vibration analysis [D]. Montreal, Canada: École Polytechnique de Montréal, 2011: 178-201.
- [4] HONG H, LIANG M. Separation of fault features from a single-channel mechanical signal mixture using wavelet decomposition [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2025-2040.
- [5] DIMAROGONAS A D, PAIPETIS S A, CHONDROS T G. Analytical methods in rotor dynamics [M]. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media, 2013: 239-287.
- [6] ZHENG H, LI Z, CHEN X. Gear fault diagnosis based on continuous wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2002, 16(2): 447-457.
- [7] FYFE K R, ZUO M J, LIN J. Mechanical fault detection based on the wavelet de-noising technique [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2004(1): 9-16.
- [8] BECHHOEFER E, KINGSLEY M. A review of time synchronous average algorithms [C]// Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society. San Diego, CA, USA: [s. n.], 2009: 24-33.
- [9] BLUM K. Density matrix theory and applications [M]. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media, 2012: 209-230.

(编辑 杜秀杰)