

3-25-2020

Analysis of Aeroengine Vibration Signal

Pi Jun

1. *College of General Aviation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;*

Jiaze Chang

2. *Sino-European Institute of Aviation Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;*

Guangcai Liu

1. *College of General Aviation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Analysis of Aeroengine Vibration Signal

Abstract

Abstract: Aiming at the analysis of the vibration characteristics of aeroengine rotor, an improved blind source separation algorithm based on cumulant independent component analysis (ICA) is proposed. The new algorithm is used to separate the rotor vibration signal and identify the rotor fault types. The effectiveness of this algorithm is verified by the aeroengine rotor vibration signal simulation. Comparing with the existing algorithms based on second-order cumulants and high-order cumulants, the new method improves the performance index and the signal similarity coefficient. This algorithm is used to separate the vibration signal collected by the engine rotor platform and the rotor fault is set as the outer ring fault. The vibration signal measured by this algorithm has a higher recognition, and the fault types of rotor vibration can be identified.

Keywords

aeroengine, blind source separation, rotor vibration, cumulant

Recommended Citation

Pi Jun, Chang Jiaze, Liu Guangcai. Analysis of Aeroengine Vibration Signal[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(3): 525-532.

航空发动机振动信号分析

皮骏¹, 常佳泽², 刘光才¹

(1. 中国民航大学 通航学院, 天津 300300; 2. 中国民航大学 中欧航空工程师学院, 天津 300300)

摘要: 针对航空发动机转子振动特性, 提出基于累积量改进的独立分量分析盲源分离算法。运用新方法对转子振动信号进行分离, 识别转子中的故障类型。通过航空发动机转子振动仿真实验验证了该算法的有效性。结合仿真实验, 对比基于二阶累积量和高阶累积量的已有算法, 该新方法在性能指数和信号相似系数方面均有提高。应用该算法对发动机转子平台采集的振动信号进行分离, 转子故障设置为外环故障。实测振动信号经该算法处理后有更高的辨识度, 可以判断出转子振动的故障类型。

关键词: 航空发动机; 盲源分离; 转子振动; 累积量

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2020) 03-0525-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-0216

Analysis of Aeroengine Vibration Signal

Pi Jun¹, Chang Jiaze², Liu Guangcai¹

(1. College of General Aviation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Sino-European Institute of Aviation Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aiming at the analysis of the vibration characteristics of aeroengine rotor, an improved blind source separation algorithm based on cumulant independent component analysis (ICA) is proposed. The new algorithm is used to separate the rotor vibration signal and identify the rotor fault types. The effectiveness of this algorithm is verified by the aeroengine rotor vibration signal simulation. Comparing with the existing algorithms based on second-order cumulants and high-order cumulants, the new method improves the performance index and the signal similarity coefficient. This algorithm is used to separate the vibration signal collected by the engine rotor platform and the rotor fault is set as the outer ring fault. The vibration signal measured by this algorithm has a higher recognition, and the fault types of rotor vibration can be identified.

Keywords: aeroengine; blind source separation; rotor vibration; cumulant

引言

航空发动机是飞机最主要的部件, 能决定飞机的性能。其制造成本占整机成本的 25%, 同时其维

成本也十分高昂。降低发动机维护成本将有效降低运营成本^[1]。航空发动机振动信号分析作为发动机状态监控的重要方法之一得到了广泛的关注。

航空发动机在高速运行过程中, 由于温度及压力变化、旋转部件转动, 必然会导致各零部件的振动。而各个零部件的差异又会导致其振动在幅度和频率上都存在差异, 通过安装在机匣上的传感器可以测取这些振动信号。这些由于转子及



收稿日期: 2018-04-15

修回日期: 2018-11-08;

作者简介: 皮骏(1973-), 男, 内蒙古包头, 博士, 副教授, 研究方向为航空推进系统; 常佳泽(1993-), 男, 河北秦皇岛, 硕士生, 研究方向为发动机噪音分析。刘光才(1966-), 男, 湖北, 硕士, 教授, 研究方向为通航规划。

<http://www.china-simulation.com>

传动系统激起的混叠信号中包含了关于航空发动机运行状态的重要信息。对此，国内外学者进行了大量研究探索，研究结果证实对航空发动机振动混叠信号进行分析能有效地发现并预测其内部的各种不同故障。

航空发动机运行时产生的是包括噪声在内的多振源混叠而成的振动信号^[2]。在现代信号处理方法中，傅里叶变换、短时傅里叶变换和小波变换等传统手段在处理这种复杂信号时都有一定的局限性^[3]。而盲源分离能很好地解决多混叠信号分离的问题，同时分离后的信号不会丢失源信号中的微弱特征信号。这种分离方法也不受源信号时间相互交叠和频谱相互交叠的影响，适用于航空发动机振动信号分析^[4]。

盲源分离是由法国学者 J. Herault 和 C. Jutten 于 1986 年提出的^[5]。它在 20 世纪 90 年代迅速发展，并成为信号处理研究领域的热门之一^[6]。在许多经典的盲源分离算法中，独立分量分析 ICA 是常用的一种方法。其基本原理是将混叠信号处理后使得输出信号尽可能相互独立，处理过程中可以根据信号之间的独立性采用不同的测度准则^[7]。因此基于独立分量分析可以有很多不同的算法。根据发动机振动信号特性，本文采用基于累积量的独立分量分析方法对仿真信号和实测信号进行分析处理。

1 盲源分离原理

盲源分离由于其性能的优越，引发了许多相关领域的专家学者对这一技术开展深入探索研究，产生了一系列不同的算法。作为人工神经网络、信息论和统计信号处理相互交互、补充而产生的新兴学科，盲源分离在理论和工程应用中都有巨大的潜力，得到了越来越多学者的关注。盲源分离主要针对多个源信号的线性或非线性的混合信号，在对源信号有很少先验经验或完全无先验经验，即信号的振源为“盲”的情况下，仅利用探测器或其他设备采集的混叠信号还原振源的振动信号及相应的传输通道特性。根据所要分离信

号的特点不同，盲源分离可以采用不同的分离判据，从而得到不同的目标函数，这使盲源分离的可用算法十分多样，针对各种不同的场景中都可以找到合适的算法。

虽然盲源分离的目标是唯一的，即从各种源信号未知同时传输信道未知的混叠信号中提取源信号和传输信道特征，但根据混叠信号特征的不同，实现分离过程所需建立的数学模型可以有很多种。目前，依据混叠信号经过的传输通道的混叠特性的差异性，常用的盲源分离数学模型主要有：线性瞬时混合模型、非线性混合模型、卷积混合模型。其中，非线性混合模型和卷积混合模型与实际的一般震动更为符合，同时求解过程也更为复杂。但对于航空发动机这种结构相对较小、刚度较大的振源来说，线性瞬时混合模型更为符合其振源混合特性。线性瞬时混合模型如图 1 所示。

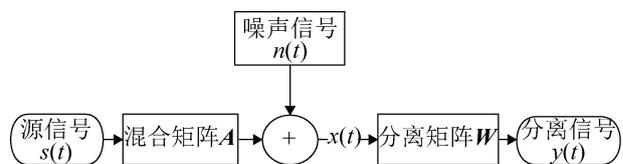


图 1 线性瞬时混合模型

Fig. 1 Linear instant mixed model

在线性瞬时混合模型中，首先设在 t 时刻，振源振动产生了 M 个源信号 $s(t)=(s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t))T$ ，这 M 个源信号经过未知的传输通道随机混合后产生混叠信号。利用 N 个传感器捕获混叠信号，得到盲源分离算法的输入信号 $x(t)=(x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t))T$ 。假设信号的传输信道不产生时延，即振动信号在产生时就立即被传感器捕获到，同时传输信道的混叠方式为线性的。对于混叠信号中的噪声信号，通常假设其为高斯噪声，并且该噪声可以线性叠加，记为 $n(t)=(n_1(t), n_2(t), \dots, n_N(t))T$ 。盲源分离的关键在于找到一个适当的分离矩阵 W ，将混叠信号中包含的源信号信息分离出来，得到统计独立的振源信号的分离信号，从而分析发动机工作状态。

2 基于累积量的独立分量分析新算法

目前, 适于航空发动机混叠振动信号分析的盲源分离算法主要分 2 大类, 独立分量分析和基于各阶累积量的盲源分离算法。虽然这些算法能在一定程度上还原航空发动机振动信号, 但在实际处理复杂的混叠信号时, 这些算法都存在一定的缺陷。传统的快速独立分量分析在信号还原度和算法性能上与基于累积量的算法还有一定差距。而在基于累积量的算法中, 二阶统计量(SOBI)算法充分利用时间结构降低了计算难度, 但其抗噪声干扰能力较差; 四阶累积量(JADE)算法能有效减小噪声对分离精度的影响, 但收敛速度较慢。综合考虑已有算法的特点, 在研究了联合对角化高阶累积量矩阵算法的基础上, 本文提出一种利用二阶累积量和高阶累积量改进的独立分量分析新算法。在详细介绍算法之前, 首先要介绍累积量的概念和相关知识, 以便于理解该算法。

2.1 累积量的定义

假设 $p(x)$ 表示某一变量 x 对应的概率密度函数, 以此为基础可以计算出 x 对应的特征函数表示如下:

$$\Phi(s) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x)e^{sx} dx = E\{e^{sx}\} \quad (1)$$

定义随机变量 x 的 k 阶矩 m_k 为:

$$m_k = E\{x^k\} \quad (2)$$

$\Phi(s)$ 在原点的 k 阶导数为:

$$\Phi^k(s)|_{s=0} = E\{x^k e^{sx}\}_{s=0} = E\{x^k\} = m_k \quad (3)$$

即 $\Phi(s)$ 在零点的 k 阶导函数的值与 x 的 k 阶矩 m_k 值相同。

在此基础上给出各阶累积量生成函数:

$$\Psi(\omega) = -\ln \Phi(\omega) = -\ln \left[\int_{-\infty}^{\infty} p(x)e^{i\omega x} dx \right] \quad (4)$$

根据 $\Psi(\omega)$ 的推导式能够得到 x 的 k 阶累积量 C_k 可以表示成 $\Psi(\omega)$ 的 k 阶导位于零点的值:

$$C_k = \frac{d^k \Psi(\omega)}{d\omega^k} \Big|_{\omega=0} \quad (5)$$

将上述 x 的 k 阶累积量 C_k 的概念以及定义公

式扩展到更高维度:

$$C_{l_1 \dots l_k} = (-j)^\gamma \frac{\partial^\gamma \Psi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k)}{\partial \omega_1^{l_1} \partial \omega_2^{l_2} \dots \partial \omega_k^{l_k}} \Big|_{\omega_1 = \omega_2 = \dots = \omega_k = 0} \quad (6)$$

式中: $\gamma = l_1 + l_2 + \dots + l_k$, k 表示随机向量为 k 维, $j^2 = -1$ 。下面给出五阶之前的累积量及其对应矩之间的计算关系公式。

一阶累积量为:

$$C_1(x_1) = m_1(x_1) = E\{x_1\} \quad (7)$$

二阶累积量为:

$$C_2(x_1, x_2) = E\{x_1 x_2\} - E\{x_1\}E\{x_2\} \quad (8)$$

若随机变量不具有零均值的特点, 高阶累积量的推导式十分繁杂甚至难以计算。为了简化计算, 通常假设时间序列是零均值的, 实际操作时信号均先经过零均值化处理以满足此条件。

化简后的三阶累积量公式为:

$$C_{3x}(\tau_1, \tau_2) = E\{x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)\} \quad (9)$$

四阶累积量的公式为:

$$C_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = E\{x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)x(n+\tau_3)\} - R_x(\tau_1)R_x(\tau_2 - \tau_3) - R_x(\tau_2)R_x(\tau_1 - \tau_3) - R_x(\tau_3)R_x(\tau_1 - \tau_2) \quad (10)$$

式中: τ_i 为对应的第 i 个时滞; $R_x(\tau) = E\{x(n)x(n+\tau)\}$ 是在某一时滞下随机变量对应的自相关函数。

当考虑均值为零的单变量时, 其各阶累积量均具有不同的特殊含义, 二阶为方差, 三阶为偏斜度, 四阶为峭度。

2.2 新算法流程

给定阶数的累积量可以构成一个张量, 例如信号数据 u 的三阶累积量定义为

$$C_{ijk}^{(u)} := \langle u_i u_j u_k \rangle \quad (11)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 为对所有数据点求均值; u_i , u_j 和 u_k 分别表示 u 的第 i 、第 j 和第 k 个分量。累积量可以方便地描述信号数据的统计特性。它的对角线元素描述信号中各个组成部分的分布特征, 而非对角线元素描述的是信号组成部分间的统计相关性。因此当且仅当所有组成部分 u_i 统计不相关时, 累积量张量非对角线元素为零, 实现对角化。

基于累积量的新算法以累积量所代表的信号

统计特性为基础。算法中独立分量分析等价于寻找一个解混矩阵对累积量张量完全或近似联合对角化。由于信号的大部分信息都包含在高阶累积量中，而二阶累积量的联合对角化可以利用信号的时间结构降低计算量。因此在新算法中选取二阶累积量和高阶累积量进行联合近似对角化。同时考虑到高于四阶的高阶累积量计算过于复杂，三阶及四阶累积量中已经包含足够的信息。算法中高阶累积量选取三阶和四阶累积量。

算法分为 2 大部分：(1) 数据的预处理，先将数据中心化使其均值为零，然后白化处理得到白化矩阵 \mathbf{W} ，白化数据 $y=\mathbf{W}x$ ；(2) 基于累积量建立代价函数，并得到分离矩阵 \mathbf{Q} 。然而，通常情况下能使累积量张量联合对角化的矩阵是不存在的。因此，只能近似联合对角化累积量张量。进行近似对角化，我们需要定义近似对角化的评价标准。对于本算法，一种适合且简单的代价函数是最大化累积量矩阵对角线元素之和。

联合二阶、三阶及四阶累积量的代价函数为

$$\Psi = \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha}^{(u)})^2 + \frac{1}{3!} \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha\alpha}^{(u)})^2 + \frac{1}{4!} \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha\alpha\alpha}^{(u)})^2 \quad (12)$$

其中二阶累积量的部分

$$\Psi_2 = \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha}^{(u)})^2 \quad (13)$$

可以化简为

$$\Psi_2 = a_{20} + s_{24} \sin 4\Phi + c_{24} \cos 4\Phi \quad (14)$$

$$a_{20} = 3C_{12}^2 / 2 + (C_{11} - C_{22})^2 / 2$$

$$s_{24} = C_{12}(C_{22} - C_{11})$$

$$c_{24} = [C_{12}^2 - (C_{11} - C_{22})^2] / 2$$

式中： Φ 为旋转角度。

三阶累积量的部分

$$\Psi_3 = \frac{1}{3!} \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha\alpha}^{(u)})^2 \quad (15)$$

可以化简为

$$\Psi_3 = a_{30} + s_{34} \sin 4\Phi + c_{34} \cos 4\Phi \quad (16)$$

$$a_{30} = \frac{1}{3!} [1 \cdot 5(C_{111}^2 + C_{222}^2) + 9(C_{112}^2 + C_{122}^2) +$$

$$6(C_{111}C_{222} + C_{112}C_{122})]$$

$$s_{34} = \frac{1}{3!} \frac{1}{4} [6(C_{111}C_{112} + C_{122}C_{222})]$$

$$c_{34} = \frac{1}{3!} \frac{1}{8} [1 \cdot 3(C_{111}^2 + C_{222}^2) - 9(C_{112}^2 + C_{122}^2) -$$

$$6(C_{111}C_{222} + C_{112}C_{122})]$$

四阶累积量的部分

$$\Psi_4 = \frac{1}{4!} \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha\alpha\alpha}^{(u)})^2 \quad (17)$$

可以化简为

$$\Psi_4 = a_{40} + s_{44} \sin 4\Phi + c_{44} \cos 4\Phi \quad (18)$$

$$a_{40} = \frac{1}{4!} \frac{1}{64} [1 \cdot 35(C_{1111}^2 + C_{2222}^2) +$$

$$16 \cdot 5(C_{1112}^2 + C_{1222}^2) +$$

$$12 \cdot 5(C_{1111}C_{1122} + C_{1122}C_{2222}) +$$

$$36 \cdot 3C_{1122}^2 + 32 \cdot 3C_{1112}C_{1222} + 2 \cdot 3C_{1111}C_{2222}]$$

$$s_{44} = \frac{1}{4!} \frac{1}{32} [8 \cdot 7(C_{1111}C_{1112} + C_{1222}C_{2222}) +$$

$$48(C_{1112}C_{1122} + C_{1122}C_{1222}) +$$

$$8(C_{1111}C_{1222} + C_{1112}C_{2222})]$$

$$c_{44} = \frac{1}{4!} \frac{1}{16} [1 \cdot 7(C_{1111}^2 + C_{2222}^2) - 16(C_{1112}^2 + C_{1222}^2) -$$

$$12(C_{1111}C_{1122} + C_{1122}C_{2222})]$$

通过将公式 (12) 最大化即可近似联合对角化累积量张量，得到分离矩阵进而求得分离信号。

3 仿真实验研究

在仿真实验中，主要模拟双转子航空发动机振动情况。发动机转动部件主要包括高压转子、低压转子及其他转动部件。高低压转子振动信号可由各自的转频和各阶谐振频率的正弦信号叠加表示

$$S_h(t) = \sum_{k=1}^p c_k \sin(2\pi k f_h t + \Phi_k) \quad (19)$$

$$S_l(t) = \sum_{l=1}^q d_l \sin(2\pi l f_l t + \Phi_l) \quad (20)$$

假设高压转子转频为 186 Hz，低压转子的转频为 128 Hz，其他源信号由一个基频为 17 Hz 的振动信号和高斯白噪声组成，得到的源信号波形如图 2 所示^[8]。

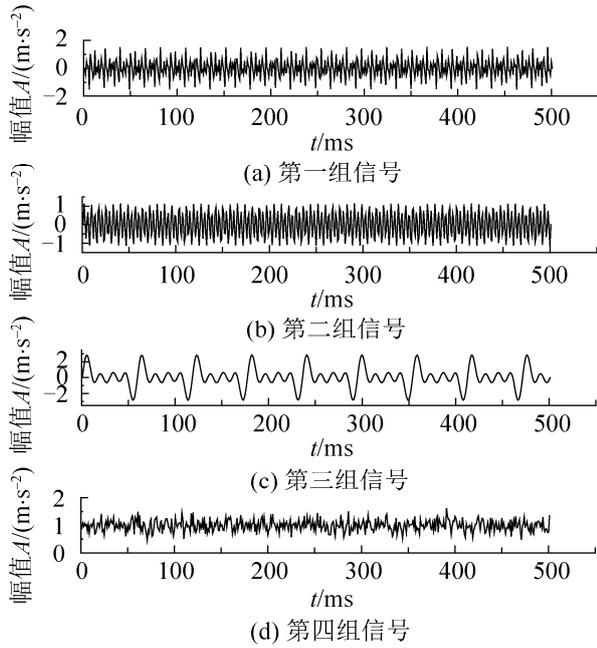


图 2 仿真源信号时域波形

Fig. 2 Simulated source signal time domain waveform

源信号经过随机线性混合, 混合矩阵为 $A=[0.301\ 0\ 0.149\ 6\ 0.158\ 3\ 0.855\ 4; 0.409\ 9\ 0.855\ 2\ 0.729\ 2\ 0.131\ 8; 0.192\ 3\ 0.930\ 7\ 0.193\ 5\ 0.6139; 0.194\ 6\ 0.779\ 6\ 0.458\ 2\ 0.638\ 4]$, 得到混合信号如图 3 所示。

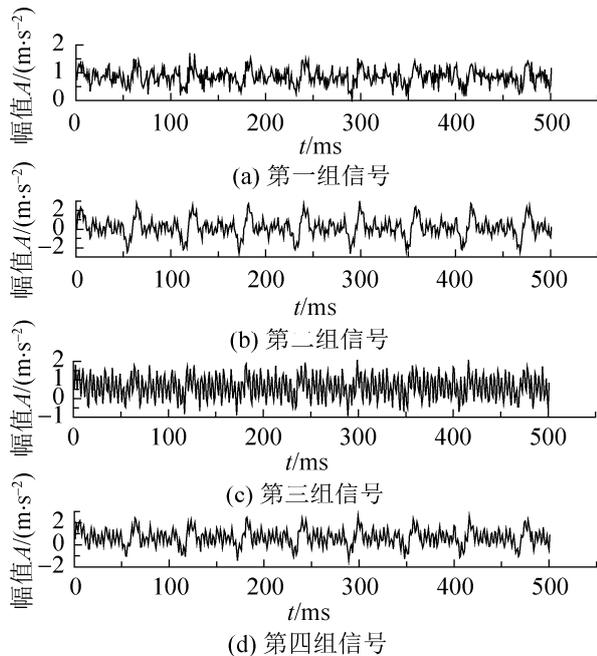


图 3 仿真混合信号时域波形

Fig. 3 Mixed simulation signal time domain waveform

观察图 3, 可以发现源信号的特征已经完全被隐藏在了混合信号中, 无法从时域波形读出源信号的信息。下面使用新算法对混合信号进行处理, 得到还原后信号振幅随时间变化的波形图见图 4。

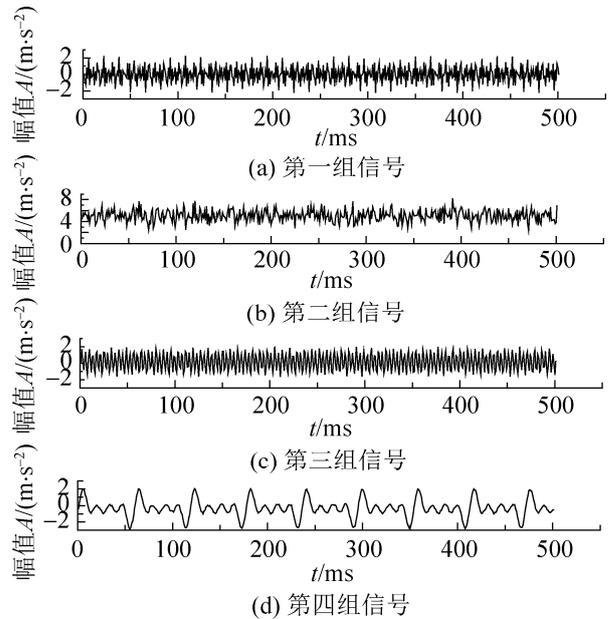


图 4 仿真信号分离后时域波形

Fig. 4 Separated simulation signal time domain waveform

对比图 2 和图 4 可以直观地发现, 分离信号与源信号相比的不确定性主要在于盲源分离技术本身带来的幅度和信号顺序的不确定。除此不确定性之外信号的其他特征得到了较好的恢复。进一步, 通过计算本文算法处理仿真数据的性能指数和相似系数, 并与经典的 SOBI 算法及 JADE 算法处理结果对比。其中性能指数显示算法整体分离能力, 数值越小越好; 相似系数显示对单个源信号的还原情况, 其绝对值越接近 1 越好^[9]。对比结果如表 1~2 所示。

表 1 相似系数比较
Tab. 1 Similarity coefficient comparison

算法	相似系数 1	相似系数 2	相似系数 3	相似系数 4
本文算法	0.999 6	1	1	1
JADE	0.880 0	0.891 5	1	1
SOBI	0.987 1	0.968 5	1	0.998 3

表 2 性能指数比较

Tab. 2 Performance index comparison

算法	性能指数
本文算法	0.065 1
JADE	0.226 2
SOBI	0.175 5

从表 1~2 中数据可以看出, 本文算法对源信号还原度很高, 同时较经典算法在分离性能上有较高提升。

4 实测混叠振动信号分离

为了进一步验证本文算法对真实数据处理的有效性, 使用自搭建模拟发动机转子振动平台进行振动数据收集然后处理。转子振动平台由以下几个主要部件构成: 底座和连带的支架、直流可调速电机、转轴、滚珠圆盘、各种传感器、联轴节、反光带。

其中, 直流可调速电机提供动力, 滚珠转盘用以设置不同的振动故障。传感器分为两类, 第一类是光电传感器, 配合反光带, 用以测量转速和键相信号; 第二类是振动信号传感器, 用以测量转盘振幅情况。根据内部工作方法的不同, 振动传感器有很多不同种类, 目前常用的主要是速度型、电涡流型以及加速度型这 3 类。为了尽量减少振动信号测量过程中对振动信号产生的干扰, 本文采用非接触式的电涡流传感器。实验所用滚动轴承数据为: 滚珠数目 7 个, 滚珠直径 14.5 mm, 轴承内径 35 mm, 轴承外径 80 mm。实验平台中转子故障设置为单处外环故障, 转子转速为 534 r/min, 每周期采样点数为 1 024, 连采 16 个周期^[10]。

自建转子振动平台可设置的故障主要有: 转子的外环处机械故障、转子的内环处机械故障、滚珠故障、滚轴故障。对于转子部件构成的转动系统而言, 以上的几类故障的理论特征频率一般都是与转子平台各项参数相关的定值。滚动轴承转动时的故障频率计算公式如下:

外圈旋转故障频率:

$$f_c = \frac{1}{2} z f_s (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha) \quad (21)$$

内圈旋转故障频率:

$$f_i = \frac{1}{2} z f_s (1 + \frac{d}{D} \cos \alpha) \quad (22)$$

滚珠自转故障频率:

$$f_b = \frac{1}{2} (1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha) \quad (23)$$

式中: d 为滚珠直径; D 为轴承滚道直径; α 为接触角; n 为接触体个数; f_n 为轴旋转频率; z 为影响因子。

根据实验平台相关参数可以计算出转子滚动模型的理论故障频率, 如表 3 所示。其中, f_o 为保持架旋转频率; f_i 为保持架通过内圈频率; f_{bi} 为滚珠通过内圈频率; f_c 为滚珠通过外圈频率。

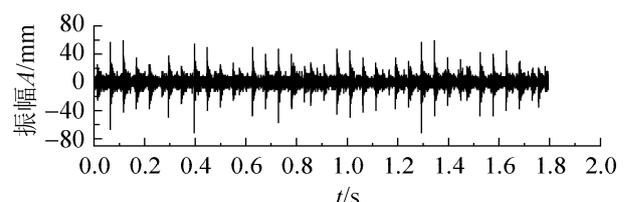
表 3 转子相关故障频率

Tab. 3 Rotor related fault frequency

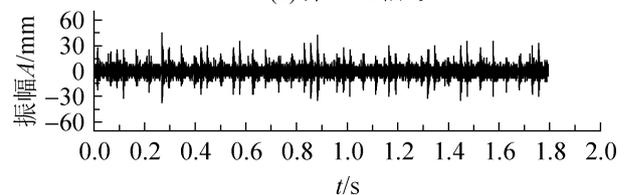
转速/ (r/min)	f_c /Hz	f_o /Hz	f_b /Hz	f_i /Hz	f_{bi} /Hz	f_c /Hz
534	8.9	3.33	16.52	5.57	39.01	24.05

将采集到的 2 组振动信号在 MATLAB 中直接进行时域和频域分析得到如图 5~6 所示。

从图 5~6 中均无法看出转子振动的故障状态。接下来, 使用本文算法对数据进行处理, 并得到时域波形图和频域波形图如图 7~8 所示。



(a) 第一组信号



(b) 第二组信号

图 5 真实源信号时域波形

Fig. 5 Real source signal time domain waveform

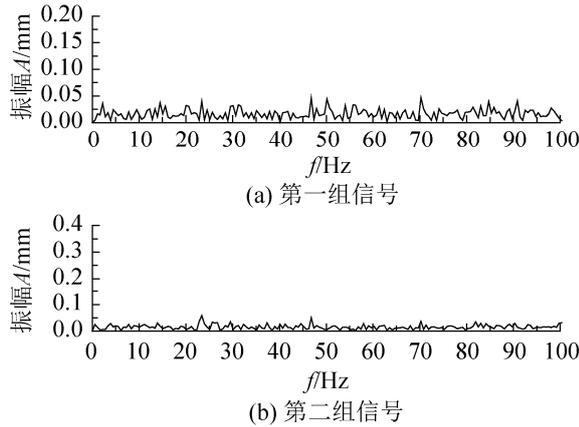


图 6 真实源信号频域波形

Fig. 6 Real source signal frequency domain waveform

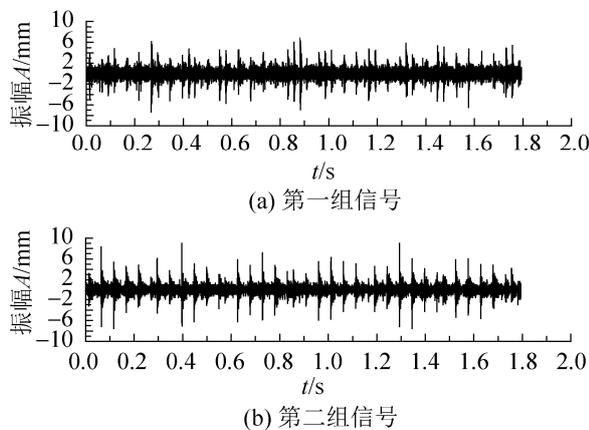


图 7 分离信号时域波形

Fig. 7 Separate signal time domain waveform

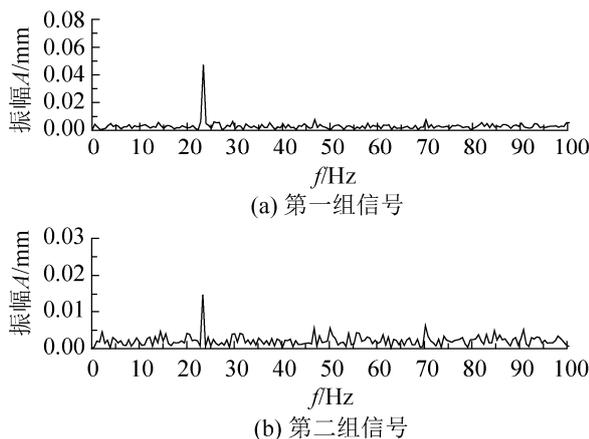


图 8 分离信号频域波形

Fig. 8 Separate signal frequency domain waveform

由分离信号的频域波形可以看到, 当振动频率在 23 Hz 左右时, 频谱出现峰值。这与外环故障的理论值相符合, 证明了经本文算法处理后混

叠的振动信号得到了很好的还原。

5 结论

(1) 本文算法能有效地分离模拟双转子航空发动机振动信号, 并且相较于传统方法性能和信号还原度都有很大提高。

(2) 本文算法能对真实转子振动信号进行有效分离。通过分析分离后信号的时域图、频域图可以推断出转子故障, 且与实验设置故障相符合。

参考文献:

- [1] 周春波. 飞机维修成本的控制策略分析[J]. 电子制作, 2014(12): 90-91.
Zhou Chunbo. Analysis of Control Strategies for Aircraft Maintenance Costs[J]. Electronic Manufacturing, 2014(12): 90-91.
- [2] 苗锋, 赵荣珍. 强脉冲干扰非线性混叠转子故障信号分离[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(4): 625-630.
Miao Feng, Zhao Rongzhen. Separation of Fault Signals of a Nonlinearly-Implicit Rotor with Strong Impulse Interference[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(4): 625-630.
- [3] 杨凯, 欧阳晖, 张博, 等. 航空发动机振动信号的盲源分离[J]. 科技研究, 2014(23): 326.
Yang Kai, Ouyang Hui, Zhang Bo, et al. Blind Source Separation of Aeroengine Vibration Signals[J]. Science and Technology Research, 2014(23): 326.
- [4] 杨广振, 荆建平, 明阳, 等. 利用航空发动机信号特征的振动源盲分离算法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(6): 20-27.
Yang Guangzhen, Jing Jianping, Ming Yang, et al. Blind Source Separation Algorithm Using Aeroengine Signal Characteristics[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(6): 20-27.
- [5] Jutten C, Herault J. Blind Separation of Sources, Part I: an Adaptive Algorithm Based on Neuromimetic Architecture[J]. Signal Processing (S0165-1684), 1991, 24(1): 1-10.
- [6] 张良俊. 欠定盲源分离算法及其应用研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2015.
Zhang Liangjun. Underdetermined blind source separation algorithm and its application[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2015.
- [7] Comon P. Independent component analysis: A new conception[J]. Signal Processing (S0165-1684), 1994, 36:

- 287-314.
- [8] 李志鹏. 航空发动机双转子振动故障模拟试验台设计[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.
Li Zhipeng. Design of Aero-engine Double Rotor Vibration Simulation Test-bed[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015.
- [9] Cardoso J F, Laheld B H. Equivariant adaptive source separation[J]. Signal Processing(S0165-1684), IEEE Transactions, 1996, 44(12): 3017-3030.
- [10] 皮骏, 陶理, 原郭丰. 机械振动故障诊断系统的设计与应用[J]. 噪声与振动控制, 2015, 35(1): 209-213.
Pi Jun, Tao Li, Yuan Guofeng. Design and Application of Mechanical Vibration Fault-diagnosis System[J]. Noise and Vibration Control, 2015, 35(1): 209-213.