

DOI: 10.3901/JME.2019.19.019

增强稀疏分解及其在叶片振动参数识别中的应用*

吴淑明¹ 胡海峰² 赵志斌¹ 杨志勃¹ 杨来浩¹ 田绍华¹ 陈雪峰¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049;

2. 国防科技大学装备综合保障技术重点实验室 长沙 410073)

摘要: 叶端定时是发动机叶片监测有效手段,相比于传统的应变片测量方式,叶端定时不仅可以同时监测所有叶片的振动状态,而且不会对叶片本身的振动造成影响。但是叶端定时采样数据存在高度欠采样的特点,针对该问题,提出基于增强稀疏分解(Enhancing sparse decomposition, ESD)的叶片振动参数辨识技术。稀疏分解是一种在冗余字典中对信号进行分解,通过求解优化问题得到信号在冗余字典下最稀疏解的信号处理方法。增强稀疏分解相比于传统的基追踪算法,可以得到更为稀疏的解。在建立了增强稀疏优化模型后采用原对偶内点法对优化问题进行求解,从而实现信号特征参数的有效辨识。将提出的基于增强稀疏分解的叶片振动参数辨识技术应用于不同类型的仿真数据和转子叶片试验台参数辨识,并与传统的 MUSIC 算法和最小二乘拟合相对比,提出的算法可以有效避免频谱混叠和泄露现象,并滤除其他频率成分的干扰,得到更清晰的谱图。

关键词: 叶端定时; 增强稀疏分解; 欠采样; 参数辨识

中图分类号: TH17

Enhancing Sparse Decomposition Based Blade Vibration Parameter Identification

WU Shuming¹ HU Haifeng² ZHAO Zhibin¹ YANG Zhibo¹
YANG Laihao¹ TIAN Shaohua¹ CHEN Xuefeng¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing and System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049;

2. Laboratory of Science and Technology on Integrated Logistics Support,
National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract: Blade tip timing is an engine blade monitoring method proposed in recent years, compared with the traditional strain gauge measurement method, it can not only simultaneously monitor the vibration state of all blades, but also will not affect the vibration condition of blades. However, due to the high undersampling characteristics of blade tip timing data, a blade parameter identification technology is proposed based on enhancing sparse decomposition. Sparse decomposition is a signal processing method that decomposes the signal into a sparse solution via a redundant dictionary. Enhancing sparse decomposition improves the traditional basic pursuit whose solution is not sparse enough, and the enhancing sparse decomposition method can effectively reduce the sampling rate. After the enhancing sparse optimization model is established, the original dual intra-point method is used to solve the optimization problem. The proposed blade parameter identification technology based on enhancing sparse decomposition is applied to different types of simulation data and rotor blade test rig to identify blades' parameter, the effectiveness of the algorithm has been verified.

Key words: blade tip timing; enhancing sparse decomposition; undersampling; parameter identification

0 前言

航空发动机是现代工业皇冠上的明珠,也是飞机的“心脏”。为提供强劲的动力,航空发动机往往

工作在极端环境下,例如高速,高温,重载。这些极端因素的共同作用致使仅仅依靠提升航空发动机设计和制造品质无法抑制事故的发生。一些成熟的机型,如誉满全球的发动机美国普惠 F100、通用电气 F110,在服役 20 年之后仍旧存在多起 F-16 发动机失效导致摔机的事故,因此开展航空发动机在线监测研究,提升其运行安全性是必不可少的。据统

* 国家重点基础研究发展计划资助项目(973 计划, 2015CB057400)。20180918 收到初稿, 20190608 收到修改稿

计,在发动机零部件的失效事件中,转子叶片占 70% 以上,转子叶片的主要失效类型包括外物打伤,疲劳裂纹以及断裂等。当叶片发生疲劳裂纹时,随着裂纹扩展,其固有频率会降低,因此可以通过监测叶片固有频率的变化诊断叶片是否发生裂纹故障^[1]。

传统的叶片监测技术主要是在叶片表面贴应变片,但是应变片只能监测少数几个叶片的振动信息且信号传输不易。叶端定时技术是近几十年来新兴的叶片振动监测技术,因其非干涉且可以同时监测所有叶片的特性而广泛应用于叶片健康监测领域。通过将传感器安装于机匣上,当叶片扫过叶端定时传感器时测量电路产生脉冲信号记录叶片相对转速同步传感器的到达时间。根据测得的叶片到达时间与无振动情况下叶片理论上的到达时间进行比较,结合当前转速和叶片直径,即可获得叶片的振动位移。其原理如图 1 所示,该方法在不破坏旋转机械结构的情况下,利用一支或若干支传感器即可实时检测所有叶片振动与间隙参数,具有明显的测量优势和研究价值。

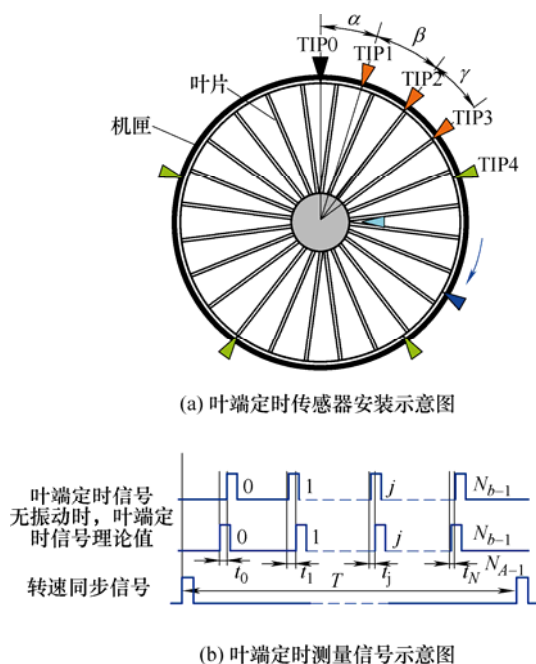


图 1 叶端定时原理图

叶端定时技术自 1964 年由 ZABLOTSKIY 等^[2]提出之后便被多国研究机构广泛研究发展。目前已被致力于推进先进测量系统的 PIWG 组织 (Propulsion Instrumentation Working Group) 发展到第四代。美国 HOOD 公司的叶片监测系统已广泛应用于航空发动机和汽轮机领域。但是叶端定时测振属于严重的欠采样方法,振动参数辨识相对困难^[3]。1999 年,HEATH^[4]提出双参数法识别同步振动信号,准确识别了单频和多频的振动信息,但对于带

噪声的信号及异步振动信号,该方法识别效果不佳。2001 年,CARRINGTON 等^[5]将全局自回归和加辅助变量的全局自回归应用于叶端定时信号,对比了上述方法与传统的行列式法的效果,利用仿真结果证明全局自回归得到的结果偏差最小。2006 年,HOOD 公司的 JOUNG 等^[6]提出了周向傅里叶拟合的方法并嵌入了 HOOD 公司的软件系统,但该方法仅针对单频信号可以得到较好的结果,而对于多频信号识别效果不佳。2007 年,GALLEGO 等^[7]分析了带阻尼振动的叶端定时信号。2012 年,KOMINSKY 等^[8]提出了一种实时诊断叶片外物损伤的方法。2016 年,RZADKOWSKI 等^[9]将叶端定时技术应用于轴承故障诊断。同年,国防科技大学的 LIN 等^[10]利用叶片振动信号在频域的稀疏特性重构了叶端定时的振动信号,提供了叶片振动特征辨识的新思路。

稀疏表示的概念起源于 20 世纪 90 年代,由 CHEN 等于 2001 年重新提出^[11],其核心思想是将信号表示为一个冗余字典和稀疏表示矢量的内积形式,该稀疏表示矢量仅含有少数几个非零项,通过稀疏矢量重构信号可以削减噪声的干扰,提取原始信号的振动特征。近年来,稀疏理论被广泛地应用于人脸识别^[12-13],图像压缩^[14-15],特征提取^[16-18]等,并产生了一系列新的模型和优化算法。CANDES 等^[19]提出了重加权 L1 范最小化(Reweighted L1 minimization),该方法的核心思想是通过在每一步迭代中对目标函数加入一个自适应的加权项,利用少量观测值实现信号特征的提取。该方法被大量应用于图像去模糊^[20]等欠采样问题。

针对叶端定时信号的欠采样特征,受稀疏分解理论的启发,提出了基于重加权 L1 范稀疏重构的叶片参数识别方法。本方法基于叶片单频振动为正弦信号的特征,构建了叶片振动特征字典库,通过在每步迭代中加入加权项来约束频谱的稀疏性,消减信号中噪声的影响,最后利用原对偶内点法进行求解。仿真和试验结果表明该方法能够有效地进行叶片振动信号的参数识别。

1 稀疏分解基本原理

信号分析的一个重要手段是将信号分解为简单信号的线性组合,通过分析简单信号的特性来达到分析复杂信号的目的。在这样的分解中,信号通常被表示为一系列函数的线性组合^[21],即

$$y = \sum_{\gamma \in \Gamma} x_{\gamma} \phi_{\gamma} \quad (1)$$

式中, y 为任意信号; x_{γ} 为表示系数; ϕ_{γ} 为字典 Φ

中的原子，即列矢量。稀疏分解理论认为，如果字典中的原子与信号的内在结构相似，则仅用少数几个原子就可以表示信号^[22]。由于字典 Φ 是过完备的，因此信号 y 存在多种表示系数矢量 x ，通过对 x 添加约束，即求解如下问题，可以得到特定的最稀疏的表示系数

$$(P_0) \min_{x \in \mathbf{R}^n} \|x\|_0 \quad \text{s.t. } y = \Phi x \quad (2)$$

式中， $\|x\|_0 = |\{i: x_i \neq 0\}|$ 为表示系数矢量 x 的零范数，表示矢量中的非零元素的个数， $\Phi \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为冗余表示字典， $y \in \mathbf{R}^m$ 为观测信号。式(2)对于过完备字典 Φ 是一个非凸的 NP 困难的问题。

目前求解 (P_0) 问题可以采用贪馋算法，包括匹配追踪 MP 算法^[23]，正交匹配追踪 OMP 算法^[24]以及迭代硬阈值 IHT 算法^[25]等。但是由于式(2)的非凸性质，以上算法只能求得问题的局部最优解。

1994 年，DONOHO 等^[26]通过求解式(2)的凸化松弛形式式(3)，来得到信号的稀疏表示矢量

$$(P_1) \min_{x \in \mathbf{R}^n} \|x\|_1 \quad \text{s.t. } y = \Phi x \quad (3)$$

式中， $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 为表示系数矢量 x 的一范数。

式(2)和式(3)的区别仅在于目标函数的选择。目前求解式(3)的方法有线性规划 LP 算法^[27]，交替方向乘子法 ADMM^[28]，内点法^[29]等，由于式(3)是一个凸问题，因此可以得到其全局最优解。

(P_0) 问题的松弛形式 (P_1) 虽然可以搜索到全局最优解，但并不能得到问题最稀疏的解。因此近年来产生了一系列为了更加逼近零范数的其他范数或 (P_1) 问题的改进形式的研究。

2 增强稀疏分解

求解 (P_1) 问题并不能得到如 (P_0) 问题的最稀疏的表示系数，因为在求解 (P_1) 问题的迭代过程中，较大的表示系数相对于较小的惩罚力度更大，即每次迭代后减小得更快，而 (P_0) 问题在惩罚表示系数上则表现得更为客观。因此为了更加逼近 (P_0) 问题，CANDES 提出了增强稀疏分解方法^[19]。从叶端定时信号处理的角度出发，采用增强稀疏分解算法具有更高的幅值恢复精度。叶端定时技术的主要作用在于代替应变片计算出叶片的应力应变分布与大小，而叶尖振动幅值的恢复精度直接影响叶片应变场的反算。因此针对叶端定时信号处理问题，采用增强稀疏分解相对于传统基追踪算法更有效。

2.1 加权稀疏模型

为了减弱 (P_1) 问题对各表示系数惩罚力度不均的情况，可以将每个表示系数乘以一个权重，对于大的表示系数可以乘以较小的权重，对于小的表示系数反之，即求解如下的加权问题

$$(WP_1) \min_{x \in \mathbf{R}^n} \sum_{i=1}^n \omega_i |x_i| \quad \text{s.t. } y = \Phi x \quad (4)$$

式中， $\omega_i > 0 (i=1, 2, \dots, n)$ 为每个表示系数对应的权重，用于平衡各表示系数的衰减大小，因此对于大的表示系数应当选择较小的权重，为了实现这一效果，可假设权重为真实表示系数的倒数，即

$$\omega_i = \begin{cases} \frac{1}{|x_i^*| + \varepsilon} & x_i^* \neq 0 \\ \infty & x_i^* = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中， x_i^* 为真实表示系数矢量 x 的第 i 个元素； x 满足 $\|x\|_0 \leq k$ 。但是由于表示系数矢量 x 是未知的，因此下节的迭代算法来确定权重大小。

2.2 增强稀疏分解

为了在未知表示系数矢量的前提下得到权重，可以采用上一步迭代的表示系数矢量来代替真实表示系数矢量，得到如下的迭代算法

(1) 初始化 $l=0$ ， $\omega_i^{(0)} = 1 (i=1, 2, \dots, n)$ 。

(2) 求解如下加权 L1 最小化问题

$$x^{(l)} = \arg \min \|W^{(l)} x\|_1 \quad \text{s.t. } y = \Phi x \quad (6)$$

(3) 更新权重

$$\omega_i^{(l+1)} = \frac{1}{|x_i^{(l)}| + \varepsilon} \quad (7)$$

(4) 若 $l=l_{\max}$ 或达到收敛阈值则停止迭代，否则 $l=l+1$ 并回到步骤(2)。

在步骤(3)中引入参数 ε 主要为了避免当 $x_i^{(l)}=0$ 时，导致权重无限大，无法实现下一步计算。因此参数 ε 的选择对于算法的稳定性有很大影响，由于 ε 需要比真实表示系数的最小非零项更小，因此可以采用如下方法自适应选取 ε 。

假设 $(|x|_{(i)})^l$ 表示第 l 次迭代求得的表示系数矢量 x^l 的降序排列，令

$$\varepsilon = \max \{|x|_{(i_0)}^l, 10^{-3}\} \quad (8)$$

$$i_0 = \frac{m}{4 \lg(n/m)}$$

2.3 原对偶内点法

无论对于线性规划问题还是二次规划问题，内点法都是一种用于求解带约束优化问题的行之有效的方法。内点法包括 BOYD 等^[26]提出的障碍函

数法和 WRIGHT 等^[30]提出的原对偶内点法。原对偶内点法经常比障碍函数法更加有效,特别是需要高精度的场合。因此我们采用原对偶内点法求解式(6)。

首先,建立式(6)的拉格朗日函数

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) = \|\mathbf{W}\mathbf{x}\|_1 + \boldsymbol{\lambda}^T (\boldsymbol{\Phi}\mathbf{x} - \mathbf{y}) \quad (9)$$

式中, $\boldsymbol{\lambda}$ 为表示系数矢量 \mathbf{x} 的对偶矢量。该拉格朗日函数的对偶问题是

$$g(\boldsymbol{\lambda}) = \inf_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) \quad (10)$$

因此式(6)的拉格朗日对偶问题为

$$\max_{\boldsymbol{\lambda}} g(\boldsymbol{\lambda}) = \max_{\boldsymbol{\lambda}} \inf_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) \quad (11)$$

然后定义原问题与对偶问题之间的对偶测度

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \lambda_i \quad (12)$$

求解式(6)变成了交替求解原问题与对偶问题直至对偶测度达到最小值即可得到原问题的最优解。

2.4 基于增强稀疏分解的叶片参数识别

为了实现叶端定时高度欠采样信号的特征提取,针对叶片振动信号在频域稀疏的特性,利用了增强稀疏分解模型,通过迭代求解得到信号的稀疏表示矢量,并采用原对偶内点法进行求解。相对于传统的基追踪降噪方法,增强稀疏分解更趋近于最稀疏的解,对于叶端定时采集的含噪声信号,将上节提出的优化问题做如下改进,针对第 l 次迭代

$$\mathbf{x}^{(l)} = \arg \min \|\mathbf{W}^{(l)}\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}\mathbf{x}\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (13)$$

建立叶片振动的单自由度正弦模型^[31],在采集到的一圈信号中,第 i 个安装角度为 θ_i 传感器的传感器测得的叶片的振动位移为

$$d(i) = A \sin(2\pi f_i t_i) + B \cos(2\pi f_i t_i) = A \sin(EO\theta_i) + B \cos(EO\theta_i) \quad (14)$$

式中, EO 为叶片的振动阶次,是量纲一数据,即叶片振动频率相对于叶盘转速的阶次。例如,若叶盘转速为 100 Hz,叶片振动频率为 200 Hz,则叶片的振动阶次为 2。由于振动阶次是未知的待求参数,因此建立冗余的频谱字典

$$\boldsymbol{\Phi} = \begin{pmatrix} \sin(2\pi f_1 t_1) & \cos(2\pi f_1 t_1) & \cdots & \sin(2\pi f_M t_1) & \cos(2\pi f_M t_1) \\ \sin(2\pi f_1 t_2) & \cos(2\pi f_1 t_2) & \cdots & \sin(2\pi f_M t_2) & \cos(2\pi f_M t_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \sin(2\pi f_1 t_N) & \cos(2\pi f_1 t_N) & \cdots & \sin(2\pi f_M t_N) & \cos(2\pi f_M t_N) \end{pmatrix} \quad (15)$$

式中, f_1, f_2, \dots, f_M 为假设的等间隔分布频率成分,

最大频率 f_M 的设定要比叶片预估最大振动频率稍大一些。为保证最小可测的频率间隔被提取到,将各频率成分的最大间隔设置为

$$\Delta f = \frac{1}{t_N - t_1} \quad (16)$$

综上所述,基于增强稀疏分解的叶片振动参数识别算法总结如下。

(1) 初始化:观测信号 \mathbf{y} , 叶端定时各传感器采集时间 (t_1, t_2, \dots, t_N) , 叶盘转速 f_n , 最大迭代次数 l_{\max} 。

(2) 根据预估的叶片振动最大频率,构造冗余字典 $\boldsymbol{\Phi}$ 。

(3) 初始化稀疏表示矢量为 $2M \times 1$ 随机矢量

$$\text{for } l=1, \dots, l_{\max}$$

利用内点法求解如下增强稀疏分解问题

$$\mathbf{x}^{(l)} = \arg \min \|\mathbf{W}^{(l)}\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}\mathbf{x}\|_2^2 \leq \varepsilon$$

计算参数 ε

$$\varepsilon = \max \left\{ \left| x' \right|_{(i_0)}, 10^{-3} \right\}$$

更新权重

$$\omega_i^{(l+1)} = \frac{1}{\left| x_i^{(l)} \right| + \varepsilon}$$

若 $l=l_{\max}$ 或达到收敛阈值则停止迭代,否则 $l=l+1$ 并回到第 步

End

3 基于 ESD 的仿真信号分析

叶片的振动类型包括同步振动和异步振动,同步振动状态下,叶片的振动频率是转速的整数倍,异步振动状态下,叶片的振动频率不是转速的整数倍。因此从信号处理的角度出发,同步振动时采集到的叶端定时信号每一圈的数据都是相同的振动相位,异步振动下每一圈采集到的叶片的振动相位不同,因此异步振动时叶端定时法的采样点信息更丰富一些。下面分别对同步振动和异步振动进行仿真,并分别利用非线性最小二乘, MUSIC 法(多重信号分类)和增强稀疏分解算法进行分析。

叶片通过榫槽结构固连在压气机叶盘上,其动力学模型可等效为等截面的旋转悬臂梁模型。叶端在外界激励下的振动方程可以等效为一个含三次非线性、阻尼和强迫振动项的 Duffing 方程。在多频激励下,叶尖振动响应可能出现多个同步和异步振动频率叠加的情况^[32]。因此为了验证增强稀疏分解在叶端定时信号参数辨识中的有效性,构造如下的

叶片振动仿真信号

$$\begin{aligned} x(t) &= x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \\ x_i(t) &= a_i \sin(2\pi f_i t) + b_i \cos(2\pi f_i t) \\ i &= 1, 2, 3 \end{aligned} \quad (17)$$

3.1 非欠采样异步振动

首先针对非欠采样的异步振动的情况，采用四个非均匀布置的传感器，随机设置角度为 50.6° 、 127.9° 、 169.7° 、 298.4° ，振动阶次为 0.1、0.5 和 0.55。图 2 中曲线为叶片仿真振动曲线，圆点为叶端定时采样信号。

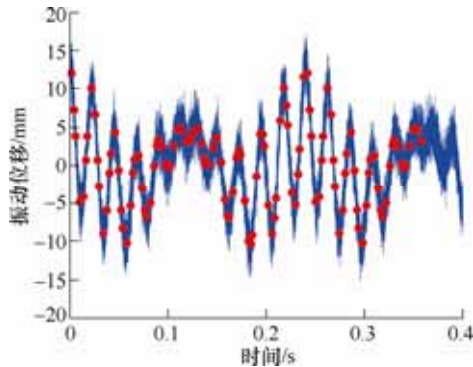


图 2 非欠采样异步振动采样数据

分别采用非线性最小二乘拟合，MUSIC 法和增强稀疏分解对上述数据进行分析，得到信号的振动阶次谱图以及频率分析误差如图 3 所示。

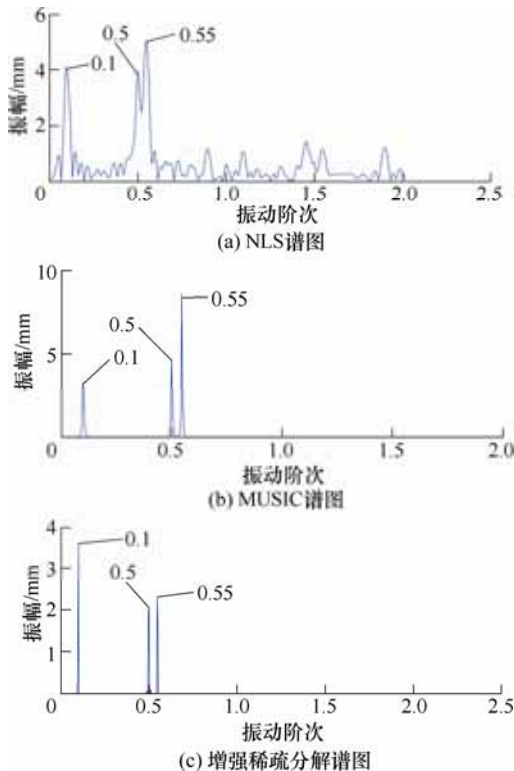


图 3 非欠采样异步振动参数辨识对比。

利用如下公式定义频率分析误差

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \hat{f}_i)^2} \quad (18)$$

式中， N 为频谱估计点数， f_i 为坐标归一化后的频率估计值， \hat{f}_i 为归一化真实频率成分，对比三种算法得到如下误差对比结果，见表 1。

表 1 非欠采样异步振动参数识别分析误差对比

分析方法	分析误差 RMSE
NLS 算法	0.058 5
MUSIC 算法	0.036 4
ESD 算法	0.027 2

从图 3 中可以看出，非欠采样的信号，三种方法均能较准确地提取三个频率成分，其中增强稀疏分解因为其稀疏性的优势，可以较好地滤除其他频率成分的干扰。

3.2 欠采样异步振动

3.2.1 传感器非均匀分布

针对欠采样异步振动的情况，采用四个非均匀的传感器，布置与上节相同，振动阶次模拟为 0.8，1.4 和 3.7。图 4 为仿真信号。

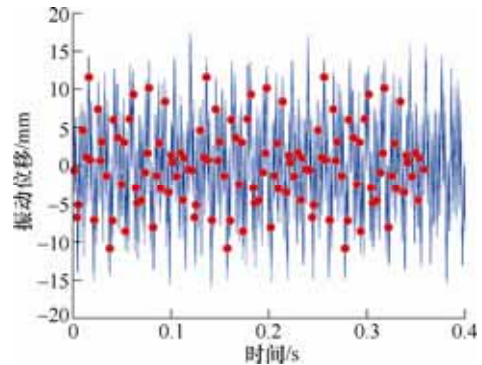
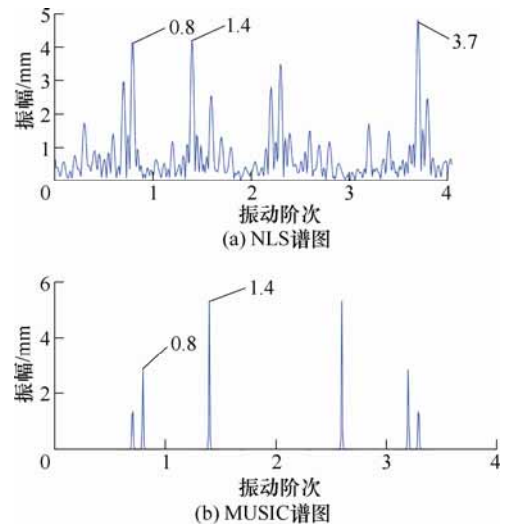


图 4 欠采样异步振动采样数据

分别采用非线性最小二乘拟合，MUSIC 法和增强稀疏分解对上述数据进行分析，得到信号的振动阶次谱图如图 5 所示。



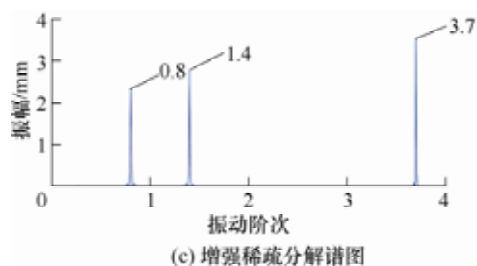


图 5 欠采样异步振动参数辨识对比

表 2 欠采样异步振动参数辨识分析误差对比

分析方法	分析误差 RMSE
NLS 算法	0.058 5
MUSIC 算法	0.085 6
ESD 算法	0.034 1

由图 5 可以看出, 欠采样状态下, NLS 法虽然能提取出三种频率成分, 但是受噪声影响较大, 每个频率成分周围均存在边频带, 这是信号的泄露导致的; 而 MUSIC 法仅能识别出低频段的 0.8 和 1.4, 且存在频率混叠现象, 导致本应在高频段的频率成分 3.7 以振动阶次为 2 处为中心折叠到低频部分; 以上两种经典谱分析方法均是针对满足香农采样定律的数据处理, 因此对于叶端定时这类欠采样数据效果较差。而增强稀疏分解仍保持了较高的频率识别精度。

3.2.2 传感器均匀分布

针对与第 3.2 节相同的仿真信号, 采用四个均匀布置的传感器, 设置角度为 90° 、 180° 、 270° 和 360° , 得到采样信号如图 6 所示。

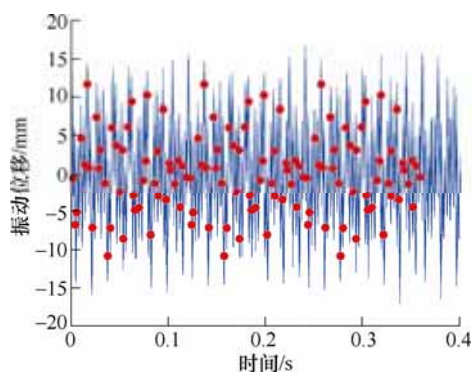


图 6 欠采样异步均匀传感器采集信号

采用三种分析方法进行谱分析后得到如下分析结果, 如图 7 所示。

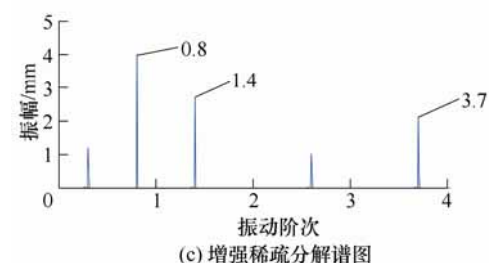
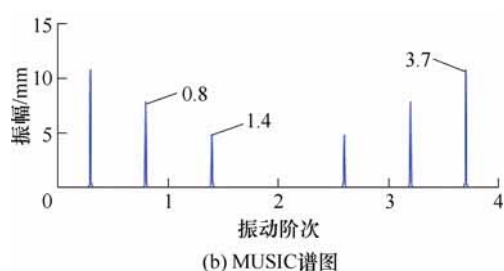
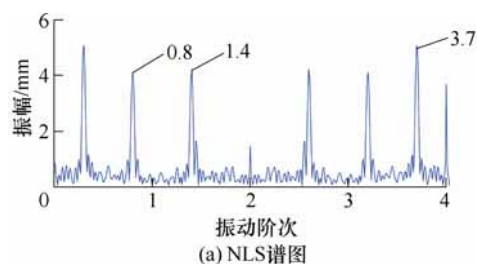


图 7 欠采样异步振动均布传感器参数辨识对比

表 3 欠采样异步振动均布传感器参数辨识分析误差对比

分析方法	分析误差 RMSE
NLS 算法	0.059 0
MUSIC 算法	0.085 8
ESD 算法	0.032 8

从图 7 可以看出, 在均匀布置传感器的情况下, 相比与非均匀分布 NLS 谱图出现了较严重的频谱混叠现象, MUSIC 方法结果相差不大, 增强稀疏分解仅能识别两个频率成分, 3.7 的振动阶次则不能准确识别。

通过对比第 3.2.1、3.2.2 节可以看出, 非均匀布相对于均布具有更好的恢复效果, 这是由于采用均布方法, 很容易采集到相同相位点的信息, 导致本身欠采样的叶端定时数据包含的有效信息更少, 因此应尽量采用非均布的传感器布置策略。

3.3 欠采样同步振动

由上节内容可以看出非均匀分布传感器相对于均布传感器参数辨识效果更好, 因此对于同步振动欠采样程度更高的情况, 采用非均布传感器, 设置仿真信号的振动阶次为 1、3、4, 得到仿真信号如图 8 所示。

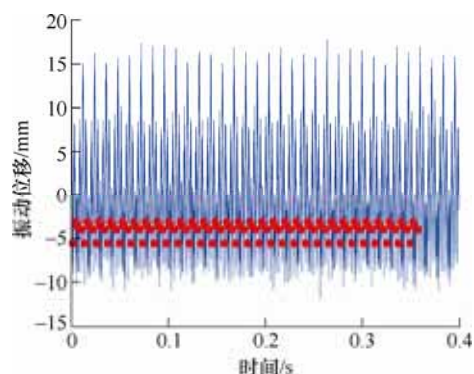


图 8 欠采样同步振动采样数据

由图 8 可以看出,在同步振动的情况下,由于振动频率是转速的整数倍,因此每一圈采集到的传感器数据都是相同的,此时数据欠采样程度相对于异步振动更高,对信号处理方法提出了更高的要求。再次采用三种方法进行分析,得到结果如图 9 所示。

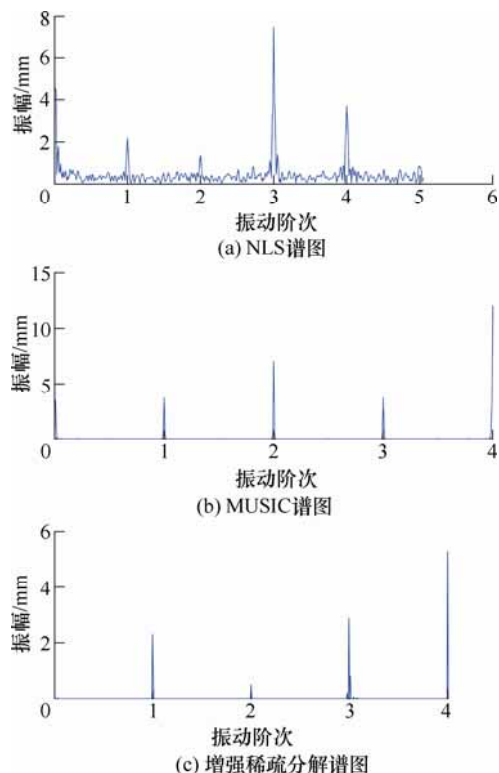


图 9 欠采样同步振动传感器参数辨识对比

表 4 欠采样同步振动传感器参数辨识分析误差对比

分析方法	分析误差 RMSE
NLS 算法	0.062 0
MUSIC 算法	0.094 3
ESD 算法	0.052 7

从上图可以看出,在同步振动的情况下,由于频谱混叠,NLS 谱图和 MUSIC 方法都无法分辨出频率成分,而增强稀疏分解仍然可以分辨出三个频率成分,只是在振动阶次为 3 的部分幅值较小。

4 试验研究

采用如图 10 所示的小型转子叶片试验台数据^[10],叶盘上安装 16 个叶片,将其中一个叶片预制 1 mm 深裂纹。

通过有限元分析,预计会出现 833 Hz 的振动频率。采样数据时段内,叶盘的转速稳定在 5 000 r/min,即 83.3 Hz,因此预估振动阶次为 10,属于欠采样同步振动数据,共采样 1 000 圈数据,采用三个均匀布置的传感器。增强稀疏分解算法采用 60

圈的数据,采样数据及增强稀疏分解结果如图 11 所示。



图 10 转子叶片试验台及预制裂纹

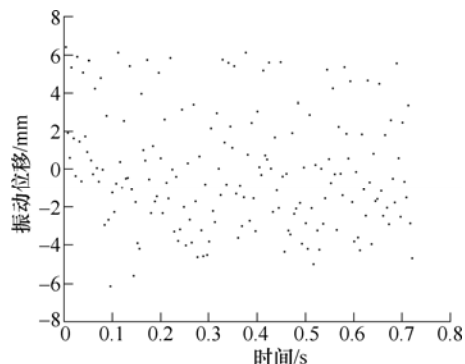


图 11 含裂纹采样数据

通过图 12 可以看出,增强稀疏分解非常精确的识别出了带裂纹叶片的固有频率成分。验证了算法的有效性。

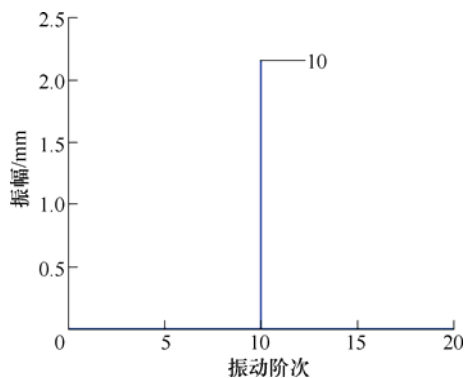


图 12 含裂纹数据参数辨识

5 结论

(1) 针对叶端定时采样数据高度欠采样及其在频域稀疏的特性,采用增强稀疏分解模型。相对于传统稀疏分解模型,增强稀疏分解通过控制每个表示元素在迭代过程中的权重,保证了稀疏表示矢量更趋近于真实的最稀疏的解。该方法不仅可以得到信号的稀疏表示,还可以在减少信号的采样率的同时保证解的准确性,因此适用于叶端定时这类高度欠采样数据。

(2) 仿真结果和试验结果说明增强稀疏分解相

对于传统的谱分析方法,不仅可以得到最稀疏的解,而且可以避免信号的混叠和泄露现象,验证了算法的有效性。

(3) 通过第 3 节的对比可以看出非均匀采样数据相对于均匀采样数据分析结果更好,因此传感器的布置方案将是下一步的研究重点。

参 考 文 献

- [1] WITO M, ZIEJA M. High sensitive methods for fatigue detection[J]. Journal of Konbin, 2011, 1(17): 307-326.
- [2] ZABLOTSKY I E, KOROSTELEV J A, LEBEDEV A V, et al. Vibrator indicator for turboengine rotor blading[Z]. Google Patents, 1969.
- [3] 欧阳涛. 旋转叶片振动性能参数测试技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2008.
OUYANG Tao. Rotating blade vibration parameters identification research[D]. Tianjin: University of Tianjin, 2008.
- [4] HEATH S. A new technique for identifying synchronous resonances using tip-timing[C]// ASME 1999 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exhibition, June 7-10, 1999, Indianapolis, Indiana, USA: ASME, 1999: V004T04A024-V004T04A024.
- [5] CARRINGTON I B, WRIGHT J R, COOPER J E, et al. A comparison of blade tip timing data analysis methods[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part G Journal of Aerospace Engineering, 2001, 215(5): 301-312.
- [6] JOUNG K K, KANG S C, PAENG K S, et al. Analysis of vibration of the turbine blades using non-intrusive stress measurement system[C]// ASME 2006 Power Conference. American Society of Mechanical Engineers, May 2-4, 2006, Atlanta, Georgia, USA, 2006: 391-397.
- [7] GALLEGRO J, DIMITRIADIS G, WRIGHT J R. A class of methods for the analysis of blade tip timing data from bladed assemblies undergoing simultaneous resonances—Part I: Theoretical development[J]. International Journal of Rotating Machinery, 2007, 2007(591): 981-1077.
- [8] KOMINSKY D. Differential focus blade clearance probe and methods for using same: U.S. Patent 8,164,761[P]. 2012-04-24.
- [9] RZADKOWSKI R, ROKOCKI E, PIECHOWSKI L, et al. Analysis of middle bearing failure in rotor jet engine using tip-timing and tip-clearance techniques[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 76-77: 213-227.
- [10] LIN J, HU Z, CHEN Z S, et al. Sparse reconstruction of blade tip-timing signals for multi-mode blade vibration monitoring[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 81: 250-258.
- [11] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.
- [12] WAGNER A, WRIGHT J, GANESH A, et al. Toward a practical face recognition system: Robust alignment and illumination by sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(2): 372-386.
- [13] XU Y, ZHU Q, WANG Y, et al. From the idea of “sparse representation” to a representation-based transformation method for feature extraction[J]. Neurocomputing, 2013, 113: 168-176.
- [14] FAROUK R M. Image denoising based on sparse representation and non-negative matrix factorization[J]. Life Science Journal, 2012, 9(1): 337-341.
- [15] ZHAN X, ZHANG R, YIN D, et al. SAR image compression using multiscale dictionary learning and sparse representation[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2013, 10(5): 1090-1094.
- [16] WANG J, SHE M, NAHAVANDI S, et al. Human identification from ECG signals via sparse representation of local segments[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(10): 937-940.
- [17] WU C, JIAN L, PENG F, et al. Gearbox fault diagnosis using adaptive zero phase time-varying filter based on multi-scale chirplet sparse signal decomposition[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013, 26(4): 831-838.
- [18] MAOLIN L I. Sensitive feature extraction of machine faults based on sparse representation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 73.
- [19] CANDES E J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization[J]. Journal of Fourier Analysis & Applications, 2008, 14(5-6): 877-905.
- [20] DONG W, ZHANG L, SHI G, et al. Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(7): 1838.
- [21] 张晗, 杜朝辉, 方作为, 等. 基于稀疏分解理论的航空发动机轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2015, 51(1): 97-105.
ZHANG Han, DU Zhaohui, FANG Zuowei, et al. Sparse decomposition based aero-engine's bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(1): 97-105.

- [22] 郭金库. 信号稀疏表示理论及其应用[M]. 北京：科学出版社，2013.
- GUO Jinku. Signal sparse representation theory and application[M]. Beijing：Science Press，2013.
- [23] MALLAT S G，ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans. on Signal Processing，1993，41(12)：3397-3415.
- [24] TROPP J A，GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory，2007，53(12)：4655-4666.
- [25] AIKARAKI J N，KAMAL A E. Routing techniques in wireless sensor networks：A survey[M]. New York：IEEE Press，2004.
- [26] BOYD S P，VANDENBERGHE，FAYBUSOVICH. Convex optimization[J]. IEEE Transactions on Automatic Control，2006，51(11)：1859.
- [27] CANDLES E J，TAO T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory，2005，51(12)：4203-4215.
- [28] AFONSO M V，BIOUCAS-DIAS J M，FIGUEIREDO M A T. An augmented Lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems[M]. London：IEEE Press，2011.
- [29] KIM S J，KOH K，LUSTIG M，et al. An interior-point method for large-scale l_1 -regularized least squares[J]. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing，2007，1(4)：606-617.
- [30] NOCEDAL J，WRIGHT S J. Numerical optimization[M]. London：Springer，1999.
- [31] DIAMOND D H，HEYNS P S. A novel method for the design of proximity sensor configuration for rotor blade tip timing[J]. Journal of Vibration and Acoustics，2018，140(6)：61003.
- [32] PAN M，YANG Y，GUAN F，et al. Sparse representation based frequency detection and uncertainty reduction in blade tip timing measurement for multi-mode blade vibration monitoring[J]. Sensors，2017，17(8)：1745.
-
- 作者简介：吴淑明，女，1993 年出生，博士研究生。主要研究方向为叶端定时及欠采样信号处理。
E-mail：wushuming@stu.xjtu.edu.cn
- 陈雪峰(通信作者)，男，1975 年出生，教授，博士研究生导师。主要研究方向为航空发动机故障诊断与健康管理。
E-mail：chenxf@mail.xjtu.edu.cn