

DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2024.06.055

基于增强稀疏分解的发动机叶片监测振动辨识

柳雅龙¹, 李峰²

(1. 广州恒源动力机械有限公司, 广东 广州 510660;

2. 河南理工大学 计算机科学与技术学院, 河南 郑州 454003)

摘要: 以往将应变片贴在叶片外表的监测方法仅可对少许叶片的信号进行监测,且信号传输难度较大。为此设计一种基于增强稀疏分解(ESD)的发动机叶片监测振动辨识方法,开展非欠采样和欠采样状态下的振动信号辨识研究。研究表明:非欠采样振动下,相比较矩阵特征空间分解(MUSIC)法、非线性最小二乘拟合(NLS)方法,增强稀疏分解实现了充分滤除其他频率成分干扰。欠采样振动下,MUSIC方法和NLS方法不理想,而ESD的辨别精准性依然很高。欠采样同步振动下,MUSIC方法和NLS方法对于频率成分难以辨别;ESD能够实现对各成分的辨别。通过仿真实验验证了ESD方法可以精准识别叶片的振动信号,对后续的性能优化具有一定的理论支撑意义。

关键词: 发动机; 振动检测; 叶片监测; 增强稀疏分解; 欠采样; 参数辨识

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2024)06-0278-05

Vibration Identification of Engine Blade Monitoring Based on Enhanced Sparse Decomposition

LIU Yalong¹, LI Feng²

(1. Guangzhou Hengyuan Power Machinery Co., Ltd., Guangzhou 510660, China;

2. School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Zhengzhou 454003, China)

Abstract: With regard to the limit of blade signal monitoring by the monitoring method of sticking strain gauge on the blade surface and difficulty in signal transmission, a vibration identification method based on enhanced sparse decomposition (ESD) for engine blade monitoring was designed, and vibration signal identification under non-undersampled and undersampled conditions was studied. The results show that under non-under-sampled vibration, compared with the comparison matrix eigenspace decomposition (MUSIC) method and the nonlinear least square fitting (NLS) method, the enhanced sparse decomposition can fully filter out the influence of other frequency components. Under under-sampled vibration, MUSIC method and NLS method are far from satisfaction, but the discrimination accuracy of ESD is still very high. Under under-sampled synchronous vibration, both MUSIC method and NLS method are difficult to identify the frequency components, while ESD can still realize the discrimination of each component. The simulation experiment verifies that the ESD method can accurately identify the vibration signals of blades, which plays a certain theoretical supporting significance for the subsequent performance optimization.

Keywords: engine; vibration detection; blade monitoring; enhanced sparse decomposition; undersampling; parameter identification

0 引言

以往的叶片监测方法,通常是将应变片贴在叶片外表;然而,应变片仅可对少许叶片的信号进行监测,同时信号传输难度较大^[1-2]。由于叶端定时监测方法具有同步监测、非干涉等诸多优势,在叶片监测方面被大量使用。在叶片扫过传感器时,可对电路形成的脉冲信号进行测量,及时记录

叶片的转动速度^[3-5]。通过对叶片到达时间理论值与实测值的对比,在全面考虑叶片尺寸及转动速度的前提下,便能够得到叶片对应的位移。

稀疏表示主要原理为以稀疏表示向量和冗余字典的形式来表示信号,此向量只包含极少数的非零项,可在信号重新构造的基础上降低噪声造成的影响,从而实现对信号特征的高效提取^[6-7]。最近几年内,稀疏表示在特征提取、图像压缩以及

第一作者简介: 柳雅龙(1988—),女,广东广州人,本科,研究方向为机械发动机的维修、制造与应用等, nengzaipu41362726@163.com。

人脸识别等相关领域得到大量运用,同时催生出若干全新的算法及模型^[8-10]。CANDES等^[11]给出重加权紧框架范数最小化的方法,其主要原理为在整个迭代过程中对于目标函数添加相应加权项,利用少许观测值成功提取各项信号特征^[12]。

本文提出一种基于增强稀疏分解的发动机叶片监测振动辨识技术。结合正弦信号的特点,建立起具体的特征字典库,在各迭代环节通过加权项的添加以实现频谱稀疏性。通过仿真实验可知,此技术可以精准识别叶片的振动信号。

1 增强稀疏分解

对叶片端面定时进行信号处理时,利用增强稀疏分解法具有更高的幅值恢复能力。对于信号处理故障,与以往的基追踪算法相比,增强稀疏分解的效果更好^[13]。

1.1 加权稀疏模型

为了控制罚函数偏低问题导致的每个表示系数处罚差异较大的现象,首先应将各系数与权重相乘^[14]。如果系数较大,则可与较小权重相乘;如果系数较小,则可与较大权重相乘,可对以下加权问题进行求解:

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

式中 $\omega_i > 0 (i=1, 2, \dots, n)$, 代表各系数相应的权重。

所以,针对系数较大的情况,需选取较小权重。为达到该效果,可将权重假定为实际系数的倒数,表示为

$$\omega_i = \begin{cases} \frac{1}{|x_i^*| + \varepsilon}, & x_i^* \neq 0 \\ \infty, & x_i^* = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中 x_i 为系数向量 \mathbf{x} 的第 i 个元素, $0 \|\mathbf{x}\| \leq k$ 。然而,因为 \mathbf{x} 是不确定的,所以通过如下的迭代过

$$\Phi = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_1 t_1) & \cos(2\pi f_1 t_1) & \cdots & \sin(2\pi f_M t_1) & \cos(2\pi f_M t_1) \\ \sin(2\pi f_1 t_2) & \cos(2\pi f_1 t_2) & \cdots & \sin(2\pi f_M t_2) & \cos(2\pi f_M t_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \sin(2\pi f_1 t_N) & \cos(2\pi f_1 t_N) & \cdots & \sin(2\pi f_M t_N) & \cos(2\pi f_M t_N) \end{bmatrix} \quad (8)$$

为了确保能够提取到最小的频率间隔,设置每个频率间隔的最大值为

$$\Delta f = \frac{1}{t_N - t_1} \quad (9)$$

对表示向量进行初始化处理,通过内点法对以下所示的增强稀疏分解问题实施求解:

程来明确权重的具体数值。

1.2 增强稀疏分解

在未知系数矢量的基础上计算出权重,能够通过上个环节的系数矢量来取代实际系数的矢量,迭代算法如下所示。

1) 初始化 l, ω_i 。

2) 加权 l_1 最小化的计算方式如下:

$$\mathbf{x}^l = \operatorname{argmin} \|\mathbf{W}^l \mathbf{x}\|_1, \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (3)$$

3) 权重更新

$$\omega_i^{(l+1)} = \frac{1}{|x_i^l| + \varepsilon} \quad (4)$$

4) 如果 $l = l_{\max}$, 则需终止整个迭代过程; 否则, $l = l + 1$ 且重新实施步骤 2)。

将参数 ε 应用于步骤 3) 中, 需防止在 x_i 为 0 的情形下造成权重过大, 难以开展后续的计算过程。所以选取的参数 ε 合理与否, 直接决定着算法的平稳性。 ε 应小于实际系数的最小非零项, 通过以上方式可实现对 ε 的自适应选择。

假设 \mathbf{x}^l 指的是第 l 次迭代计算出的矢量 \mathbf{x}^l 降序排列, 使

$$\begin{cases} \varepsilon = \max\{|x^l|_{(i_0)}, 10^{-3}\} \\ i_0 = \frac{m}{4 \lg(n/m)} \end{cases} \quad (5)$$

1.3 基于增强稀疏分解的叶片参数识别

为了成功提取信号特征, 针对以上问题实施优化, 对于第 l 次的迭代过程

$$\mathbf{x}^l = \operatorname{argmin} \|\mathbf{W}^l \mathbf{x}\|_1, \quad \text{s.t. } \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon \quad (6)$$

创建 θ_i 传感器检测振动位移如下:

$$d(i) = A \sin(2\pi f t_i) + B \cos(2\pi f t_i) = A \sin(E \theta_i) + B \cos(E \theta_i) \quad (7)$$

式中: d 表示振动位移; E 表示振动阶次, 也就是相较于叶盘转速振频阶次。构建频谱字典:

$$\mathbf{x}^l = \operatorname{argmin} \|\mathbf{W}^l \mathbf{x}\|_1, \quad \text{s.t. } \|\mathbf{y} - \Phi_x \mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon \quad (10)$$

参数计算

$$\varepsilon = \max\{|x^l|_{(i_0)}, 10^{-3}\} \quad (11)$$

权重更新

$$\omega_i^{(l+1)} = \frac{1}{|x_i^l| + \varepsilon} \quad (12)$$

2 仿真分析

从振动类型来看,叶片振动频率与转速没有明显的倍数关系,从同步振动来看,振动频率通常是转速的整数倍。所以在信号处理过程中,所收集同步振动信号的各圈数据振动相位是完全相同的,振动收集的信号相位是有所差异的。

为了对增强稀疏分解的识别精准性进行验证,建立以下的叶片振动仿真信号:

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \\ x_i(t) = a_i \sin(2\pi f_i t) + b_i \cos(2\pi f_i t), \quad i = 1, 2, 3 \end{cases} \quad (13)$$

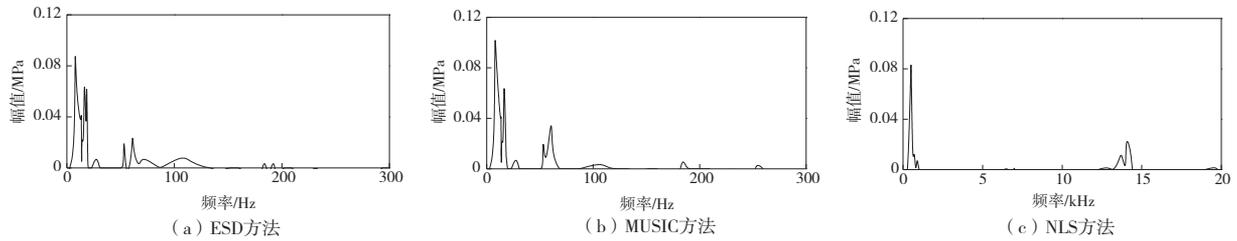


图2 不同方法下非欠采样振动结果

定义频率分析误差

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \hat{f}_i)^2} \quad (14)$$

式中: f_i 表示归一化处理以后得到的频率估计值; N 表示频谱估计点数; \hat{f}_i 表示归一化的实际成分。

对3种算法进行比较分析,具体误差结果如表1所示。

表1 非欠采样振动识别误差

算法	R_{MSE}
NLS	0.060 1
MUSIC	0.037 1
ESD	0.028 5

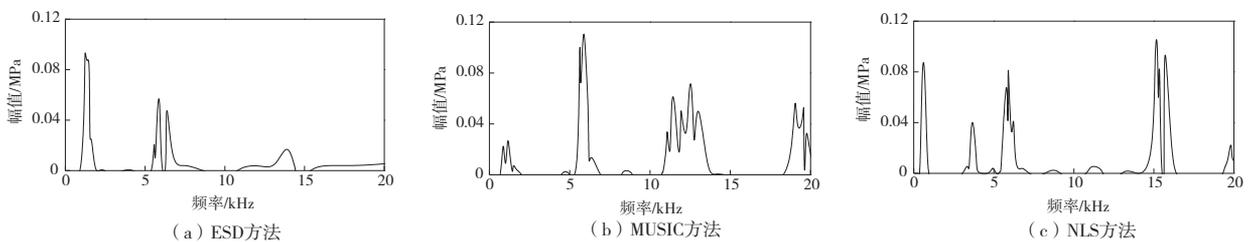


图4 不同方法下欠采样振动结果

2.1 非欠采样振动

通过4个随机排布的传感器,采集非欠采样振动数据,叶片仿真振动曲线如图1所示。

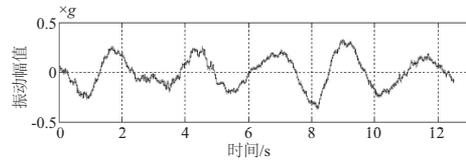


图1 非欠采样振动采样数据

依次通过增强稀疏分解(ESD)、矩阵特征空间分解(MUSIC)法、非线性最小二乘拟合(NLS)法分析以上数据,计算出相应的频率分析误差和振动阶次谱图如图2所示。

由图2和表1可知,非欠采样的信号下,相比较其他两种方法,增强稀疏分解因自身具备稀疏性的优点,实现了充分滤除其他频率成分干扰所造成的影响。

2.2 欠采样振动

对于欠采样的现象,叶片仿真振动曲线如图3所示。

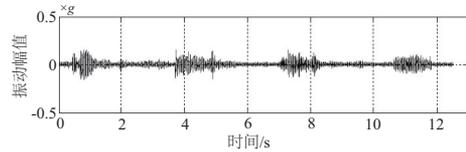


图3 欠采样振动采样数据

依次通过ESD、MUSIC、NLS方法分析以上数据,获得振动阶次谱图如图4所示。

根据图 4 能够发现,在欠采样情形下,NLS 方法即使可以实现对 3 种成分的提取,却会受到噪声带来的极大影响,各成分附近都有着边频带,这主要是由于信号外泄而造成的;MUSIC 方法只可以对低频段的 0.8 及 1.4 进行辨别,同时有着频率混叠的情况。上述两类方式都是面向符合采样定律的数据分析,而对欠采样数据的分析并不理想。但是,ESD 方法的辨别精准性依然很高。3 种算法具体误差结果如表 2 所示。

表 2 欠采样振动辨识误差

算法	R_{MSE}
NLS	0.062 3
MUSIC	0.084 8
ESD	0.035 6

2.3 欠采样同步振动

基于上述分析可知,与均匀排布的传感器相

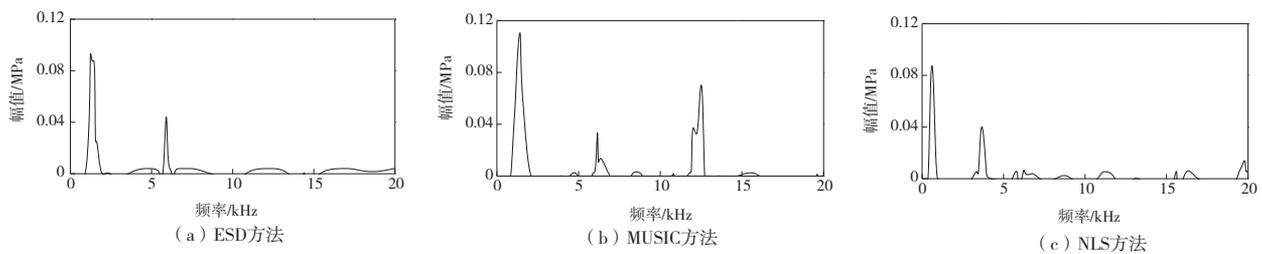


图 6 不同方法下欠采样同步振动传感器结果

根据图 6 可知,在同步振动条件下,因为存在频谱混叠的情况,MUSIC 方法和 NLS 方法对于频率成分都难以辨别;但是 ESD 方法依然能够实现对各成分的辨别。3 种算法具体误差结果如表 3 所示。

表 3 欠采样同步振动辨识误差

算法	R_{MSE}
NLS	0.059 6
MUSIC	0.091 6
ESD	0.056 8

3 结语

1) 非欠采样振动下,相比较 MUSIC 方法和 NLS 方法两种方法,增强稀疏分解因自身具备稀疏性的优点,实现了充分滤除其他频率成分干扰所造成的影响。

比,随机排布的方式有更高的辨别率,所以针对较高欠采样度的现象,应当采取传感器随机排布的形式,仿真信号分别设定振动阶次是 1、3 和 4,获得仿真信号如图 5 所示。

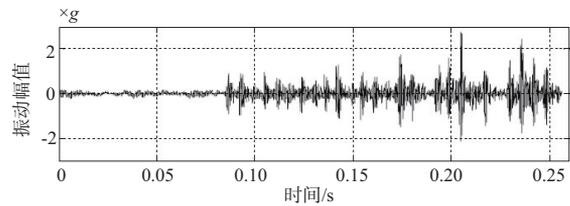


图 5 欠采样同步振动采样数据

根据图 5 可知,同步振动下各圈所收集的数据均是一样的;在此情形下,与振动相比,数据的欠采样度显得更高,同时对于信号处理技术有着更严格的需求。分别通过以上 3 种方法展开分析,结果如图 6 所示。

2) 欠采样振动下,其他两种方法是面向符合采样定律数据,对欠采样数据的分析并不理想。而增强稀疏分解的辨别精准性依然很高。

3) 欠采样同步振动下,因为存在频谱混叠情况,MUSIC 方法和 NLS 方法对于频率成分都难以辨别;但增强稀疏分解依然能够实现对各成分的辨别。

参考文献:

- [1] 王冰佳,韩毅,童博,等. 海上风力机叶片状态监测技术应用现状与展望[J]. 船舶工程, 2022, 44(增刊 1):1-5.
- [2] 吕安强,魏伦. 基于光纤传感技术的风机叶片故障检测技术研究进展[J]. 高压电器, 2022, 58(7):83-92.
- [3] 许敬晖,乔百杰,刘美茹,等. 基于叶端定时的转子叶片裂纹监测与诊断[J]. 推进技术, 2022, 43(2):374-382.
- [4] 关淳,马义良,薛海亮,等. 基于叶顶计时法的汽轮机叶片振动在线监测系统的开发与应用[J]. 汽轮机技

- 术,2021,63(4):303-305.
- [5] 乔石,刘阔,都书博,等. 基于功率信息的航空发动机叶片铣削刀具监测试验研究[J]. 航空制造技术,2021,64(16):87-92,110.
- [6] 牛一捷,李花,邓武,等. 基于 TQWT 和稀疏表示的滚动轴承故障诊断方法[J]. 交通运输工程学报,2021,21(6):237-246.
- [7] 张泽宇,石泽,惠记庄,等. 强噪声下工程装备轴承信号的稀疏重构研究[J]. 机械科学与技术,2021,40(9):1361-1369.
- [8] 张成,黄伟国,马玉强,等. 自适应学习字典的信号稀疏表示方法及其在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报,2022,35(5):1278-1288.
- [9] 巩晓赞,李超,赵志伟,等. 轴承耦合故障的多步网格搜索优化稀疏诊断方法[J]. 机械传动,2022,46(10):149-155,176.
- [10] 刘新厂,林建辉,陈春俊,等. 基于稀疏表示以及图谱理论的故障诊断方法[J]. 振动·测试与诊断,2022,42(3):139-145,210.
- [11] CANDÈS E J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization[J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 2008, 14(5): 877-905.
- [12] DONG WS, ZHANG L, SHI G M, 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): 1838-1857.
- [13] 林慧斌,邓立发. 滚动轴承压缩故障信号的特征代理与凸优化重构算法[J]. 振动工程学报,2022,35(2):434-445.
- [14] 殷逸冰,文振华. 基于模态分量优化重构和稀疏表达的静电信号联合降噪方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(2):196-204.

收稿日期:2023-04-10

(上接第 277 页)

转台,具备轻量化、带载能力强、高集成化等特点。方位机构采用回转支撑的布局方式,增加了结构的紧凑性。主体结构采用高强度铝合金材料,结构采用薄壁结构加局部加筋设计,实现结构轻量化。

2) 综合考虑风载荷力矩、惯性力矩、偏心力矩、摩擦力矩等因素影响,对转台的方位驱动传动系统进行详细参数设计计算,为电机、减速机配比选型提供指导。

3) 基于 Abawus,对转台整体结构进行有限元静力分析和模态分析,结果表明:所设计的转台结构强度、刚度满足使用要求,不会发生共振现象。

4) 该转台在工程中实现应用,使用激光跟踪仪测出位置精度误差最大为 0.06° ,优于 0.1° 的技术要求。

参考文献:

- [1] 孙久荣,王大明,李寒. 基于 STM32 的 FOD 雷达转台控制系统的设计[J]. 计算机与数字工程,2015,43(12):2288-2290.
- [2] 罗晗. 单轴 FOD 伺服转台设计[J]. 机械,2021,48(12):36-42.
- [3] 孙久荣. FOD 检测雷达转台伺服控制系统的设计[D]. 西安:西安工业大学,2016.
- [4] 刘双富,余南阳. 机场跑道异物探测系统光学探测转台温度控制实验研究[J]. 制冷与空调(四川),2019,33(1):98-102.
- [5] 桑青华,朱伟林. 一种边灯式 FOD 探测设备伺服控制系统设计[J]. 现代信息科技,2021,5(8):42-44,47.
- [6] 解晓辉. NGW 行星齿轮减速器回差分析[D]. 北京:机械科学研究院,2004.

收稿日期:2023-03-08