DOI: 10.3901/JME.2019.13.113

基于压缩感知的叶端定时欠采样多频叶片 振动盲重构研究*

徐海龙^{1,2} 杨拥民¹ 胡海峰¹ 官凤娇¹ 陈仲生¹

(1. 国防科技大学装备综合保障国防科技重点实验室 长沙 410073;

2. 株洲中车时代电气股份有限公司 株洲 412001)

摘要: 旋转叶片是航空发动机的核心部件, 长期工作在复杂的工况下承受交变应力, 容易产生振动而导致疲劳失效, 因此在线监测叶片振动对发动机运行安全具有十分重要的工程意义。针对传统的接触式应变法无法同时测量所有叶片振动且布线复杂存在安全隐患的问题, 采用叶端定时(Blade tip-timing, BTT)非接触方法对叶片振动进行实时在线监测。但是 BTT 测量信号受叶顶传感器安装限制属于典型的欠采样信号, 而叶片由于气动激励及微小裂纹的非线性导致其叶端出现多频振动响应, 因此利用欠采样的 BTT 信号获取未知多频叶片振动是目前遇到的巨大挑战。提出采用压缩感知方法解决 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构。首先分析叶片在气动激励下的多频响应; 然后建立 BTT 测量的压缩感知模型, 并采用多重信号分类(Multiple signal classification, MUSIC)算法进行求解; 最后通过数值仿真, 并结合旋转叶片 BTT 测振实验台验证了压缩感知理论解决 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构难题, 实现旋转叶片振动 BTT 非接触在线测量。

关键词: 航发发动机; 叶片振动监测; 叶端定时; 欠采样信号重构; 压缩感知

中图分类号: V232

Compressed Sensing-based Blind Reconstruction of Multi-frequency Blade Vibration from Under-sampled BTT Signals

XU Hailong^{1,2} YANG Yongmin¹ HU Haifeng¹ GUAN Fengjiao¹ CHEN Zhongsheng¹

(1. Science and Technology on Integrated Logistics Support Laboratory,
National University of Defense Technology, Changsha 410073;

2. Zhuzhou CRRC Times Electric Co.,Ltd., Zhuzhou 412001)

Abstract: The rotated blade is the core component of aeroengine. However, the blades work in complex working conditions for a long time and are subjected to alternating stresses, which make blades vibrate and result in fatigue failure. Therefore, on-line vibration monitoring is of great engineering significance to operation safety for aeroengine. As the traditional contact strain method cannot measure vibration of all blades at the same time and the arrangement of wire is complex which may bring security risks, Blade tip-timing (BTT) technology is used for the blade real time online vibration monitoring. However, BTT signals are typically under-sampled signals by limited installation of BTT sensors. In addition, blade vibrations are always multi-frequency with less prior knowledge due to crack nonlinearity and complicated aerodynamic excitations. So it is a big challenge that unknowns multi-frequency blade vibrations are reconstructed from BTT under-sampled measurements. The compressed sensing (CS) theory is proposed to reconstruct unknown multi-band blade vibrations from under-sampled BTT measurements. Firstly, it is analyzed that multi-frequency blade vibrations are excited by aerodynamic excitations. Then, The CS model of BTT measurement is built and the MUSIC algorithm is selected to solve the model. Finally, numerical simulations and vibrations measurement of rotated blades by BTT method are used to validate the proposed method.

Key words: aeroengine; blade vibration monitoring; blade tip-timing; under-sampled signal reconstruction; compressed sensing

* 国家重点基础研究发展计划资助项目(973 计划, 2015CB057400)。
20180719 收到初稿, 20181207 收到修改稿

0 前言

旋转叶片是航空发动机中完成功能转换的重要零部件, 由于在极端服役环境下运行且经常变换工况, 易产生振动而诱发故障。因此, 监测叶片异常振动, 及时发现叶片出现的结构损伤, 对保证航空发动机运行安全具有重要意义, 旋转叶片振动在线监测技术也因此得到了重大的发展和应用^[1]。

传统接触式测量方法始于 20 世纪 50 年代, 其基本原理是将敏感元件直接安装在叶片受力较明显处, 通过滑环或无线传输技术进行测量信号的传输, 费时费力, 测量代价昂贵而且只能检测贴有敏感元件的叶片振动情况。另外接触式敏感元件的工作寿命较短, 自身荷重和体积直接影响待测叶片的空气动力学和机械特性, 对被测叶片振动产生一定影响^[2]。由于接触式测量方法存在上述难以克服的缺点, 人们将研究重点转向了非接触式测量方法, 其中叶端定时(Blade tip-timing, BTT)方法通过在机匣布置传感器获取每个旋转叶片经过的时间, 经过转换能同时在线测量所有叶片的振动位移, 可以克服非接触方法所有缺点且结构简单, 因而受到了广泛的关注和研究^[3-4]。

BTT 技术也以其独特测量方式决定了其采样频率取决于旋转叶片转速和 BTT 传感器数量, 而实际中传感器安装受航空发动机结构和运行要求的制约, 导致 BTT 方法获取的叶片振动信号为欠采样信号, 必须运用特殊算法对其进行处理才能辨识得到叶片的振动参数。目前国内外学者已提出多种基于叶尖定时原理的叶片振动参数辨识方法, 主要包括单参数法^[5]、双参数法^[6]、自回归法^[7]、差频法^[8]、“5+2”法^[9]及空间类算法^[10]等。课题组前期在 BTT 欠采样振动数据分析方面进行了大量研究, 提出的基于香农采样定理和小波包分析的均匀欠采样叶片振动信号重构方法^[11-12], 以及基于周期非均匀采样定理的非均匀欠采样叶片振动信号重构方法^[13], 对旋转叶片振动 BTT 非接触在线测量起到很大的促进作用。但是上述方法在实际应用中针对是单带叶片振动信号且带通中心频率已知, 否则重构失效。实际中, 航空发动机中旋转叶片由于气动激励的非线性会出现多频或多带振动响应, 特别是当叶片中出现裂纹时, 叶片振动会出现亚谐/超谐的多频振动响应, 同时叶片振动响应会随叶片转速及工作环境变化而改变, 导致带通叶片振动信号的中心频率也随之改变。因此如何在叶片振动先验信息未知的前提下完成 BTT 欠采样的多频叶片振动重构, 是制约

BTT 技术进一步发展的瓶颈问题, 同时也严重制约 BTT 技术向旋转叶片裂纹检测实用化发展。

DONOHO 等^[14]于 2006 年正式提出了压缩感知的概念, 从信息论的角度为采样理论技术带来了革命性的突破。压缩感知技术是一种充分利用信号在某一表示域上具有稀疏性或可压缩性的全新的信号采集和编解码理论。基本思想是: 如果信号可以在某个域上稀疏表示, 就可以采用非自适应线性投影来保持信号的原始结构, 然后通过最优化问题准确重构原始信号。这样就可以以远低于香农采样频率的速率对信号进行采样, 并在后端采用一定的信号重构算法完整的恢复出原始信号, 从而突破香农采样定理的技术瓶颈, 为解决 BTT 欠采样多频振动盲重构难题提供新的思路。

本文提出采用压缩感知理论解决 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构难题, 通过分析气动激励下旋转叶片振动特性, 得到叶片振动在频域的多频稀疏特性; 建立 BTT 测量的压缩感知模型, 采用多重信号分类(Multiple signal classification, MUSIC)算法稀疏重构算法完成 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构; 最后在气动激励的旋转叶片振动实验台进行 BTT 测量实验验证, 完成旋转叶片振动 BTT 非接触在线测量。

1 气动激励下旋转叶片动力学分析

本文以航空发动机中旋转叶片振动在线测量为研究背景, 采用 BTT 方法采集叶片端部振动数据, 提出压缩感知理论解决 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构问题。因此, 叶片的振动响应特性是本文研究的重要基础, 本节通过建立叶片振动的动力学模型, 分析叶端振动响应的特征, 为 BTT 欠采样数据分析处理奠定理论依据。

在实际建模分析中, 以本文采用的旋转叶片振动 BTT 测振实验台的叶盘(图 1)为对象, 旋转叶片

图 1 实验台叶盘模型图

式中, $p_0(x,y,z)$ 为叶片表面上任一点所受到的定常

气动力幅值, $p_1(x, y, z)\sin(\omega_1 t + \varphi_1)$ 为第一阶谐波激振力, 通常情况下, 该激振力幅值最大, 其频率 $\omega_1 = O(n/60)$ (其中 O 亦为结构系数) 为激振力的基频, $p_j(x, y, z)\sin(j\omega_1 t + \varphi_j)$ 为 j 阶谐波激振力, 其激振频率为 ω_1 的整数倍, 其激振力的幅值通常随着阶次的增加而减小。

表 1 叶盘结构与材料参数及气动激振参数

参数	数值
叶片长度 l /mm	45
叶片宽度 c /mm	25
叶片厚度 h /mm	2
轮盘半径 R /mm	50
弹性模量 E /Pa	2×10^{11}
叶盘转速 n /(r/min)	1 520
叶片的密度 ρ /(kg/m ³)	7 800
阻尼 c	0.1
定常气动力 p_0 /N	5
第一阶谐波幅值 p_1 /N	20
第二阶谐波幅值 p_2 /N	12
气动激励结构系数 O	1

本节建立旋转叶片在气动激励下动力方程式 (12), 接下来采用数值分析方法对叶端振动响应进行分析。分析过程中, 气动激振力谐波分量主要考虑前两阶, 并结合图 1 所示叶盘, 具体的参数设置

图 3 气动激励下旋转叶片叶端振动响应

如表 1 所示, 分析结果如图 3 所示。由图 3 所得, 叶片振动除在转频位置出现响应外, 进一步会在 2 倍频位置出现响应, 此时采用 BTT 方法进行测量时, 面临主要难题就是如何利用 BTT 欠采样信号, 在无有效先验信息前提下恢复多频叶片振动。

2 叶端定时测量的压缩感知模型构建

2.1 BTT 测量基本原理

BTT 测量方法是一种先进的非接触在线测量旋转叶片振动的方法, 其工作原理如图 4 所示, I 个光纤传感器沿机匣周向安装, 转子叶盘上装有叶片 K 个, 每个叶片的振动位移均可通过 I 个光纤传感器进行测量。另外有一个参考传感器 r_0 安装于转轴的正上方, 在每个旋转周期内获得一次转速参考信号。各个光纤传感器沿周向相对于参考传感器 r_0 的角度位置表示为 α_i ($1 \leq i \leq I$), 叶片沿转动方向的相对角度表示为 θ_k ($1 \leq k \leq K$)。

图 4 叶端定时测量原理示意图

设 n 为叶片旋转圈数, f_r 为叶片旋转频率并保持恒定。当叶片不振动时, 第 k 个叶片在第 n 圈经过第 i 个传感器的理论到达时间可计算为

$$\bar{t}_{i,n}^k = \frac{1}{2\pi f_r} (2\pi n + \alpha_i - \theta_k) \quad (14)$$

而当叶片产生振动时, 叶片的实际到达时间会比理论时间提前或滞后, 设叶片振动位移为 d , 叶片旋转半径为 $R_L = R + l$, 第 k 个叶片在第 n 圈经过第 i 个传感器的实际到达时间为

$$t_{i,n}^k = \frac{1}{2\pi f_r} \left(2\pi n + \alpha_i - \theta_k - \frac{d(t_{i,n}^k)}{R_L} \right) \quad (15)$$

通过比较理论到达时间与实际到达时间的差值, 计算出时间差序列 Δt , 即可计算得到叶端振动采样位移为

$$d(t_{i,n}^k) = 2\pi R_L \times f_r \times (t_{i,n}^k - \bar{t}_{i,n}^k) = 2\pi R_L \times f_r \times \Delta t_{i,n}^k \quad (16)$$

2.2 叶端定时测量等效采样模型

如图 4 所示, 设第 k 个叶片的振动为 $x(t)$, 假设 L 个 BTT 传感器被平均安装在静止的机匣上, 因此每旋转一圈就能获取第 k 个叶片的 L 个到达时间, 经过式(15)、(16)的转换可得到 L 个采样位移, 因此 BTT 方法的等效采样频率为 Lf_r 。另外, 叶片振动信号 $x(t)$ 最大频率设为 $f_{\max}$, 如果 $Lf_r \geq 2f_{\max}$, 则可以通过香农采样定理直接对 BTT 采样信号进行分析获取叶片振动信息, 以及精确恢复叶片 k 的振动 $x(t)$ 。然而, BTT 传感器的数目由于航空发动机安装条件的限制(空间、密封性严格要求等), 实际中仅仅只有 I 个 BTT 传感器安装在 L 个可选择安装的位置($I \ll L$), 其等效采样率 $If_r \ll Lf_r$, 从而导致 $If_r \ll 2f_{\max}$, 因此 BTT 测量信号属于典型的欠采样信号。 L 个可安装 BTT 传感器位置中选取 I 个位置安装 BTT 传感器, 因此 I 路采样序列 $C = \{c_i : 1 \leq i \leq I\}$, 其中 $1 \leq c_1 < c_2 < \dots < c_I \leq L$ 为第 i 个 BTT 传感器的位置, 所以实际 BTT 采样可定义为 (L, I, C) 采样模式。

基于 BTT 测量方法对叶片 k 的振动 $x(t)$ 进行测量可以等效为在时刻 $\bar{t}_{i,n}^k$ 对 $x(t)$ 信号进行采样, 因此 BTT 采样过程表达如下

$$y_i(n) = x(t) \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta\left(t - \frac{n}{f_r} - \frac{\alpha_i}{2\pi f_r}\right) = x\left(\frac{n}{f_r} + \frac{\alpha_i}{2\pi f_r}\right) \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta\left(t - \frac{n}{f_r} - \frac{\alpha_i}{2\pi f_r}\right) \quad (1 \leq i \leq I, n \in \mathbb{Z}) \quad (17)$$

式中, δ 是狄利克雷函数, 因此 BTT 测量是一种典型的多路采样过程, 而且是采样频率小于叶片振动响应频率的欠采样过程, 因此如何利用欠采样的振动信号 $y_i(n)$ 获取实际的多频叶片振动信息, 实现旋转叶片振动的非接触在线测量是本文接下来需要解决的难点问题。

2.3 压缩感知模型构建

将式(17)两边同时进行傅里叶变换, 其结果如下

$$Y_i(f) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} y_i(n) \exp(-j2\pi n f T) = f_r \sum_{l=1}^L \exp(j2\pi c_l / L) X(f_r + (l - (L+1)/2)f_r) \quad (18)$$

其中 f_r 为基频区间 $[-f_r/2, f_r/2]$, 叶片振动信号的频谱 $X(f)$ 的最大频率为 $f_{\max}$ 。根据式(18)可以看出, $X(f)$ 整个频率区间 $[-f_{\max}, f_{\max}]$ 被平均分割成 L 个子带, 其中每一份子带的频带宽度为 f_r 。第 l 个子带定义为

$$X_l(f) = X(f_r + (l - (L+1)/2)f_r) \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (19)$$

将公式(18)进一步转换成矩阵方程为

$$Y(f) = \Phi X_l(f) \quad (20)$$

$$Y(f) = [Y_1(f), \dots, Y_I(f)]^T$$

$$X_l(f) = \begin{bmatrix} X(f_r + (-L+1)/2 f_r) \\ \vdots \\ X(f_r) \\ \vdots \\ X(f_r + (L-1)/2 f_r) \end{bmatrix}$$

$$\Phi = f_r \begin{bmatrix} \exp(j2\pi c_1/L) \cdots \exp(j2\pi c_I/L) \cdots \exp(j2\pi c_L/L) \\ \vdots \\ \exp(j2\pi c_1/L) \cdots \exp(j2\pi c_I/L) \cdots \exp(j2\pi c_L/L) \\ \vdots \\ \exp(j2\pi c_1/L) \cdots \exp(j2\pi c_I/L) \cdots \exp(j2\pi c_L/L) \end{bmatrix}$$

式中, $Y(f)$ 为 BTT 欠采样信号频谱; $X_l(f)$ 为未知的多频叶片振动信号频谱; Φ 为与 BTT 传感器数量及位置相关的感知矩阵。

结合动力学分析结果, 得到了旋转叶片叶端振动响应主要出现在基频及其倍频位置, 因此叶片振动信号的频谱 $X(f)$ 与式(20)中频谱矩阵关系如图 5 所示。从图中可以看出叶片振动信号在频域明显表现出稀疏特性, 即 $X(f)$ 只在部分频带范围内具有振动响应, 因此 $X_l(f)$ 中也只有少数的非零行, 将 $X_l(f)$ 非零行所对应行标号定义为支撑集 I_M , 定义多频叶片振动频谱矩阵 $X_l(f)$ 的支撑集 I_M 的势为 p 。这是本文采用压缩感知方法解决 BTT 欠采样重构问题的基础。

图 5 叶片振动信号频谱 $X(f)$ 与其频谱矩阵 $X_l(f)$ 关系图

矩阵方程式(20)中, 方程的数目为 I 个远小于方程未知数 L , 属于欠定方程组, 因此该方程组可能无解或者存在无数解的情况。但实际 BTT 测量目标是求解获取叶片实际振动, 因此首先必须确保该方程组有解, 而且从无穷解中获取所需要的唯一精确解是一个难点问题。根据压缩感知理论核心思想, $X_l(f)$ 是式(20)的最稀疏的解, 此时求解结果即为原始叶片振动信号频谱矩阵, 然后根据图 5 实现旋转叶片振动频谱重构, 因此, 求解方程式(20)可以表示为如下的最小 ℓ_0 范数问题 P_0

$$\begin{aligned} \min & \|X_I(f)\|_0 \\ \text{s.t.} & Y(f) = \Phi X_I(f) \end{aligned} \quad (21)$$

前面已经分析了叶片振动信号在频域具有稀疏特性, 而且其支撑集为 I_M 。因此方程式(21)可以进一步等效为

$$Y(f) = \Phi_{I_M} X_{I_M}(f) \quad (22)$$

其中 $\Phi_{I_M} \in \mathbb{C}^{I \times p}$, 为根据支撑集 I_M 的值来选取传感矩阵 Φ 的列。 $X_{I_M}(f) \in \mathbb{C}^p$ 为根据支撑集 I_M 提取 $X_I(f)$ 中非零行。

当支撑集 I_M 已知并且 Φ_{I_M} 为满秩矩阵时, 方程的唯一解可以通过左乘 Φ_{I_M} 的逆矩阵求得。实际中很难保证 Φ_{I_M} 为方阵, 因此用 $\Phi_{I_M}^\dagger$ 表示 Φ_{I_M} 的伪逆, 因此式(23)进一步转化为

$$X_{I_M}(f) = \Phi_{I_M}^\dagger Y(f) \quad (23)$$

其中 $\Phi_{I_M}^\dagger = (\Phi_{I_M}^H \Phi_{I_M})^{-1} \Phi_{I_M}^H$, $\Phi_{I_M}^H$ 为 Φ_{I_M} 的共轭转置矩阵。通过上述的分析, 求解方程式(21)又可以等效为根据 BTT 测量矩阵 $Y(f)$ 和传感矩阵 Φ 求解支撑集 I_M , 然后利用式(23)求得矢量 $X_{I_M}(f)$, 最后联合矢量 $X_{I_M}(f)$ 与支撑集 I_M 获取叶片振动信号频谱 $X(f)$, 完成旋转叶片振动频谱的重构, 实现旋转叶片振动 BTT 测量。

3 多重信号分类算法的多频叶片振动盲重构

接下来研究 P_0 的求解问题, 经过研究发现本文采用 MUSIC 算法进行求解重构, 充分利用了信号空间和噪声空间的正交性来获取叶片振动信号的支撑集^[16]。同时采用 MUSIC 算法进行压缩感知问题求解时可进一步降低采样率要求, 即可利用少量 BTT 传感器来获取多频叶片振动频谱 $X(f)$ 。实际 BTT 测振过程中, 考虑高斯白噪声测量环境, 假设噪声功率为 σ^2 , 则有

$$R = E(Y(f)Y^T(f)) = \Phi R_x \Phi^T + \sigma_n^2 I \quad (24)$$

对式(24)进行特征值分解有

$$\begin{aligned} R &= U \Lambda U^T = \\ [U_1 \ U_2 \ \cdots \ U_I] &\begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1^T \\ U_2^T \\ \vdots \\ U_I^T \end{bmatrix} = \\ U_S A_S U_S^T &+ U_N A_N U_N^T \quad (25) \\ U_S &= [U_1 \ U_2 \ \cdots \ U_p] \end{aligned}$$

$$U_N = [U_{p+1} \ U_{p+2} \ \cdots \ U_I]$$

$$A_S = \text{diag}([\lambda_1 \ \lambda_2 \ \cdots \ \lambda_p])$$

$$A_N = \text{diag}([\lambda_{p+1} \ \lambda_{p+2} \ \cdots \ \lambda_I])$$

式中, U_S 与 U_N 为特征矢量, A_S 和 A_N 为由特征值组成的对角阵, 而且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_p \geq \lambda_{p+1} = \lambda_{p+2} = \cdots = \lambda_I$ 。将 A_S 对应的特征值矢量矩阵 U_S 称为信号子空间, A_N 对应的特征值矢量矩阵 U_N 为噪声子空间。在信源互相独立条件下, 特征子空间具有如下性质: 协方差矩阵大特征值对应的特征矢量所张成的空间与叶片振动信号的张成空间一致, 即

$$\begin{aligned} \text{span}(U_1, U_2, \cdots, U_p) = \\ \text{span}(X_{I_M(1)}(f), X_{I_M(2)}(f), \cdots, X_{I_M(p)}(f)) \end{aligned} \quad (26)$$

在理想情况下, 噪声子空间与信号子空间是相互正交的, 即

$$X_{I_M}^H(f) U_N = 0 \quad (27)$$

因此只需要对传感矩阵 Φ 中列矢量进行如下扫描

$$P_{MUSIC}(j) = \text{norm}(U_N \cdot U_N^T \cdot \Phi(:, j)) \quad (28)$$

矢量 P_{MUSIC} 中近似为零的行所对应的行索引系数即为重构叶片振动非零行矢量所对应的谱支撑系数。然后根据式(23), 就能实现多频叶片振动频谱 $X(f)$ 的重构。

本文采用 MUSIC 稀疏重构算法求解 P_0 , 能以较少的 BTT 传感器下实现高概率重构, 因此在一定条件下, 采用 MUSIC 算法进行稀疏重构时所需的 BTT 传感器数目已接近 P_0 求解的理论下限值。具体的 MUSIC 算法求解 P_0 的简要流程如下所示。

① 输入: 测量矩阵 Φ , 叶端定时测量矢量 $Y(f)$, 叶片振动信号稀疏度 P ; ② 初始化: $R = E(Y(f)Y^T(f))$; ③ 特征值分解: 对 R 进行特征值分解, 取其噪声子空间矢量 U_N ; ④ 迭代: 取测量矩阵 $\Phi(:, k)$, 计算 $P_{MUSIC}(k) = \text{norm}(U_N \cdot U_N^T \cdot \Phi(:, k))$, $k = k+1, k \leq L$; ⑤ 支撑集确定: I_M 为 P_{MUSIC} 中近似为零的行所对应的行索引系数; ⑥ 输出: $X_I(f)$ 的估计值 $\tilde{X}_I(f)$ 与叶片振动信号支撑集 I_M 。

4 仿真分析

分析过程中将图 3 获取叶端振动响应设为原始叶片振动信号 $x(t)$, 等效采样模型已经说明 BTT 定时采样 (L, I, C) 可等效为从 L 路符合正常香农采样定理的采样数据中抽取 I 路的欠采样。因此首先对叶片振动信号 $x(t)$ 进行 BTT 采样, 采样过程中转频

f_r 为 25.3 Hz, 根据要求 $L \cdot f_r > 2f_{\max}$, 将 L 设置为 90。实际中采用 3 个 BTT 传感器进行测量, 传感器位置 $C=(1,26,63)$, 采样过程中混入 20 dB 的随机噪声, 用来模拟实际 BTT 测量过程中测量噪声及其不确定性因素等, 得到的该叶片振动 100 圈 BTT 采样信号及其频谱如图 6 所示。对比图 6b 与图 3b 可以明显看出该 BTT 采样信号为同步的欠采样信号, 因此无法直接利用该欠采样信号来分析提取叶片振动特征。而文献[11-13]方法只能对单带且频带中心频率已知的前提下才能 BTT 欠采样振动信号重构。

图 6 叶片振动信号的 BTT 采样

本文提出的基于压缩感知的方法对 BTT 欠采样多频叶片振动进行重构, 图 7 为采用压缩传感方法在不提供叶片振动先验信息的前提下用 MUSIC 稀疏重构算法重构出的叶片振动信号时域曲线及其的频谱, 对比图 7b 与图 3b 中原始叶片振动频谱与重构叶片振动的频谱图可知, 两频谱图中都在基频 25.46 Hz 与 50.8 Hz 位置出现响应, 但是重构信号的幅值与原始信号振动幅值出现较小的区别。同时对比图 7a 与图 3a 可知, 振动位移极值差别比较小, 但是因为频域幅值重构误差导致其时域重构振动波形与原始振动波形出现区别。因此通过仿真验证了

压缩感知的方法能实现 BTT 欠采样多频叶片振动信号的频谱盲重构。

图 7 MUSIC 算法重构的多频叶片振动信号

5 试验验证

旋转叶片振动 BTT 测振试验工作在图 8 所示的原理样机上进行。整个原理样机包括高速电动机、轴、轴承及其支座、传感器安装支架、底座以及 BTT 测量系统等部件, 为了降低试验过程中外部振动对原理样机叶片振动与 BTT 测量系统的影响, 整个试验台安装在光学平台上。叶片激励力来源于压气机管道直喷的气流激励, 具体的叶盘参数如表 1 所示。

图 8 叶端定时测振原理样机

试验过程中根据仿真分析结果将虚拟传感器个数选定为 $L=90$, 采用 3 个叶顶传感器进行试验, 确定 3 个传感器的布局为 $C=\{1,26,63\}$, 具体的传感器安装如图 9 所示, 试验过程中设置压气机压力为 0.8 MPa 进行气体喷射激励。

(a) 传感器安装示意图

(b) 传感器实际安装图

图 9 叶顶光纤传感器安装图

试验过程中首先将电动机转速调至 1 520 r/min, 然后将压气机的出口压力调至 0.8 MPa 后进行气体喷射, 待转速稳定后测量每个叶片实际到达时间。理论到达时间计算通过图 9a 所示的叶盘图纸和实际 BTT 传感器安装角度来确定各叶片到达每个 BTT 传感器的时间。最后根据式(16), 利用实际到达时间与理论到达时间计算得到不同 BTT 传感器测取的 2 号叶片振动位移如图 10 所示。采用压缩感知理论对图 10 所示的欠采样 BTT 数据进行分析, 利用 MUSIC 算法进行求解重构获取 2 号叶片振动响应如图 11 所示。由图所得, 重构频谱的零频分量来源于激励本身中包含定常气动激励力, 而另外两个响应频率分别为 25.46 Hz 和 50.55 Hz。而本次试验通过单根管道直喷气体方法激励叶片产生振动, 因此试验的激励频率约为转频 25.33 Hz。但由于气动激励的非线性, 根据图 3 仿真分析结果表明, 叶片在二倍基频 50.66 Hz 位置也会出现振动响应。而 MUSIC 算法重构结果表明叶片振动恰好在 50.55 Hz 出现振动响应, 因此通过试验验证了压缩感知方法解决 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构能力, 完成旋转叶片振动非接触在线测量。

图 10 2 号叶片 BTT 测振位移

(a) 重构时域振动

(b) 重构频谱

图 11 MUSIC 算法稀疏重构的 2 号叶片振动

6 结论

BTT 是一种先进的无接触在线测量旋转叶片振动方法, 如何在无先验信息的前提下实现 BTT 欠采样多频叶片振动重构, 是制约 BTT 定时技术向航空发动机旋转叶片振动在线测量应用的关键问题之一。本文提出采用压缩感知方法解决 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构难题, 主要结论如下: 1) 提出了基于压缩感知的 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构方法; 2) 旋转叶片在气动激励下非线性多频振动响应, 并通过 BTT 测量方法进行了验证; 3) MUSIC 算法能求解 BTT 欠采样压缩感知模型, 实现 BTT 欠采样多频叶片振动盲重构, 并通过数值分析及 BTT 测振试验进行验证。

参考文献

- [1] TCHERNIAK D. Rotor anisotropy as a blade damage indicator for wind turbine structural health monitoring systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 183-198.
- [2] DONATO V, BANNISTER R L, DEMARTINI J F. Measuring blade vibration of large low pressure steam

- turbine[J]. Power Engineering, 1981, 85(3): 68-69.
- [3] PAN M H, YANG Y M, GUAN F J, 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).
- [4] 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 and Signal Processing, 2016, 81: 250-258.
- [5] 郭浩天, 段发阶, 汪猛. 基于叶尖定时单参数法的叶片共振倍频数辨识[J]. 天津大学学报, 2016, 49(9): 951-955.
GUO Haotian, DUAN Fajie, WANG Meng, Engine order identification based on blade tip-timing single parameter method[J]. Journal of Tianjin University, 2016, 49(9): 951-955.
- [6] RIGOSI G, BATTIATO G, BERRUTI T M. Synchronous vibration parameters identification by tip timing measurements [J]. Mechanics Research Communications, 2016, 79: 7-14.
- [7] 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.
- [8] 段发阶, 张玉贵, 欧阳涛, 等. 航空发动机旋转叶片振动监测系统研究[J]. 光学与光电技术, 2008, 6(1): 48-51.
DUAN Fajie, ZHANG Yugui, OUYANG Tao, et al. Research on rotating blade vibration monitoring system for aeroengine[J]. Optics and Optoelectronic Technology, 2008, 6(1): 48-51.
- [9] 王宇华. 高速旋转叶片振动叶端定时测量方法和系统研究[D]. 天津: 天津大学, 2004.
WANG Yuhua. Research of measuring method and system using tip-timing for high-speed rotating blade vibration[D]. Tianjin: Tianjin University, 2004.
- [10] 李孟麟, 段发阶, 欧阳涛, 等. 基于叶尖定时的旋转机械叶片振动频率辨识 ESPRIT 方法[J]. 振动与冲击, 2010, 29(12): 18-21.
LI Menglin, DUAN Fajie, OUYANG Tao, et al. ESPRIT method for blade vibration frequency identification in rotating machinery based on Blade tip-timing measurement[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(12): 18-22.
- [11] CHEN Z S, YANG Y M, XIE Y, et al., Non-contact crack detection of high-speed blades based on principal component analysis and Euclidian angles using optical-fiber sensors[J], Sensors & Actuators A Physical. 2013, 201(10): 66-72.
- [12] CHEN Z S, YANG Y M, GUO B, et al. Blade damage prognosis based on kernel principal component analysis and grey model using subsampled tip-timing signals[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers-Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2014, 228(17): 3178-3185.
- [13] HU Z, LIN J, CHEN Z S, et al. A non-uniformly under-sampled blade tip-timing signal reconstruction method for blade vibration monitoring [J]. Sensors, 2015, 15(2): 2419-2437.
- [14] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [15] 王丹. 航空发动机压气机叶片流固耦合振动的动力学特性研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
WANG Dan. Study on the dynamics of vibrations for the aero-engine compressor blades considered the fluid-structure interactions[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [16] 焦卫东, 杨世锡, 钱苏翔, 等. 联合应用 MUSIC 与 FastICA 算法实现多个时空混叠源信号的波形重建[J]. 机械工程学报, 2010, 46(6): 63-70.
JIAO Weidong, YANG Shixi, QIAN Suxiang, et al. Waveform reconstruction of multiple spatio-temporal mixed sources by the joint use of MUSIC and fast ICA[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(6): 63-70.
-
- 作者简介: 徐海龙, 男, 1989 年出生, 博士。主要研究方向航空发动机压气机叶片动力学分析及裂纹检测。
E-mail: xhlym1@163.com
杨拥民(通信作者), 男, 1966 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为状态监控与故障诊断, 信号处理等。
E-mail: yangyongmin@163.com