

基于任意传感器排布的叶尖定时信号 压缩感知辨识方法

张效溥¹, 田 杰^{1,2}, 孙宗翰¹, 欧阳华^{1,2}

(1. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240;

2. 上海交通大学 燃气轮机与民用航空发动机教育部工程研究中心, 上海 200240)

摘 要: 基于叶片振动和叶尖计时系统的特点, 推导了任意传感器角度分布下叶片振动响应的分布规律, 并基于叶尖定时信号频域的稀疏性, 探究了压缩感知方法在叶尖定时信号的重构和倍频辨识上的应用。通过同步信号和非同步信号的大量数值实验, 分析了包括信号重构误差、传感器数量、旋转周期数、频率分辨率和信噪比等因素对辨识效果的影响, 提出了压缩感知重构叶尖定时信号的基本方法和步骤。进一步将压缩感知方法应用于某型号涡扇发动机钛合金宽弦风扇叶片有限元仿真获得的振动响应数据重构, 验证了该方法的有效性。结果表明: 在加入了叶尖测点位置误差和 30 dB 随机噪声的前提下, 在 80%、90% 和 100% 三种转速工况下均清晰辨识出幅值较大的激励倍频。基于任意传感器角度分布的压缩感知方法对叶尖定时信号辨识效果较好。

关 键 词: 叶片振动; 叶尖定时; 压缩感知; 信号重构; 有限元仿真

中图分类号: V231.3

文献标志码: A

Compressive sensing identification method of blade tip timing signals based on arbitrary sensor arrangement

ZHANG Xiaopu¹, TIAN Jie^{1,2}, SUN Zonghan^{1,2}, OUYANG Hua^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering,

Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Engineering Research Center of Gas Turbine and Civil Aero Engine,

Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Based on the characteristics of blade vibration and tip timing system, the regulation of blade vibration response under arbitrary sensor angle distribution was studied. Based on the sparsity in frequency domain of tip timing signal, the application of compressive sensing method in reconstruction of blade tip timing signal and mode identification was explored. Through a large number of numerical experiments of synchronous and non-synchronous signals, the influences of signal reconstruction errors, number of sensors, number of sampling cycles, frequency resolution and signal to noise ratio on the identification effect were analyzed, and the basic methods and steps of the compressive sensing method to recon-

收稿日期: 2019-06-21

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金

作者简介: 张效溥(1994—), 男, 硕士生, 从事航空发动机风扇叶片振动强度、信号处理等研究。

通信作者: 欧阳华(1973—), 男, 研究员、博士生导师, 博士, 从事航空发动机不稳定流动及气动声学、风扇/压气机内部流动实验与数值模拟研究等。E-mail: oyh@sjtu.edu.cn

引用格式: 张效溥, 田杰, 孙宗翰, 等. 基于任意传感器排布的叶尖定时信号压缩感知辨识方法[J]. 航空动力学报, 2020, 35(1): 41-51. ZHANG Xiaopu, TIAN Jie, SUN Zonghan, et al. Compressive sensing identification method of blade tip timing signals based on arbitrary sensor arrangement[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(1): 41-51.

struct the timing signal of blade tip were determined. Finally, the method was applied to the reconstruction of vibration response data of a titanium alloy wide chord fan blade from the finite element simulation. The results show that the excitations with large amplitudes can be accurately identified under three rotating speed conditions of 80%, 90% and 100% with blade tip position error and 30dB noise signals. The compressive sensing method based on arbitrary sensor angle distribution is effective in identifying the timing signal of blade tip and has value of engineering application and promotion.

Key words: blade vibration; blade tip timing; compressive sensing; signal reconstruction; finite element simulation

旋转机械叶片作为功能转换的重要部件,在运行过程中承受着离心力、气流激励等复杂力的作用,容易产生振动、高周疲劳,甚至裂纹、断裂等故障。因此,叶片的振动监测对各类旋转机械的安全运行有着至关重要的作用。叶尖定时技术(blade tip timing, BTT)作为非接触式测量方法,克服了传统应变片可靠性低、操作复杂等缺点,在长时间的在线监测以及振动分析方面具有很大的优势,在航空发动机及燃气轮机振动测量中得到了广泛的应用。^[1-3]

BTT 技术的原理是在机匣内侧布置若干数量传感器,感受叶片到达传感器位置的时间。振动时叶片到达时间相比未发生振动时会超前或滞后,根据时间差可求出该时刻叶尖的形变位移。但是,当叶片固有频率远超转速频率时,此时 BTT 信号为严重的欠采样,因此如何解决欠采样信号的频率混叠是 BTT 信号重与辨识中的关键问题之一。

基于 BTT 振动信号的辨识方法,国内外已展开大量的研究。早期的 BTT 信号辨识方法包括单参数法^[4-5]、双参数法^[6]、自回归法^[7]、正弦拟合法^[8]等。近年来,越来越多的信号处理方法被应用于 BTT 信号的辨识。欧阳涛^[9]提出了一种基于任意角分布多传感器振动参数辨识方法。方志强^[10],张玉贵等^[11],Beauseroy 等^[12]基于混叠频率的特性,提出了双均布法和多均布法。李孟麟等^[13],Zhan 等^[14],Salhi 等^[15]使用高阶 B 样条函数构建插值核函数对 BTT 欠采样信号进行重构,并研究了转速波动对重构精度的影响及改进方法。Kharyton 等^[16]对比了 6 种信号处理方法在 BTT 实验数据上的应用效果,总结了各方法优劣。Pan 等^[17]使用压缩感知方法进行 BTT 信号的重构,但传感器需要从均布位置中选取。压缩感知方法可以采用较少的传感器得到高稀疏信号较好的重构结果,因此有必要将该方法进一步推广到任意角度传感器布置情况,提高该方法的

普适性。另外,压缩感知方法在非同步信号中的应用尚不成熟。

本文基于风扇叶尖 BTT 信号在频域具有稀疏性的特点,提出了一种基于传感器任意角度布置的压缩感知方法,并讨论了多种测量参数对感知结果的影响。首先根据叶片振动和 BTT 信号特点,推导得到了任意传感器角度分布下基于压缩感知方法对 BTT 信号辨识的数学模型。通过同步和非同步及其混合振动信号的大量数值实验,分析了重构误差、传感器数量、采样周期、频率分辨率和信噪比等因素对 BTT 信号辨识效果的影响。最后采用某型号涡扇发动机钛合金宽弦风扇叶片的有限元分析结果为研究对象,根据叶片坎贝尔图在叶片不同转速下加载激励,采用压缩感知方法成功辨识出了计及信噪比和叶片变形下的 BTT 信号,验证了该方法可行性。

1 叶尖定时信号重构原理

1.1 叶尖定时方法原理简介

BTT 方法需要在机匣上沿周向布置若干光学传感器,并在转轴安装转速传感器(OPR)用于获得参考信号和监测转速变化,如图 1 所示。BTT 的原理是通过获取叶尖经过传感器的到达时间序列,经过一系列数据处理方法,获得振动的频率、幅值等信息。

假设机匣上安装了 $K(1, 2, \dots, k, \dots)$ 个光学传感器,其安装角为 θ_k ,叶轮半径为 R 。某待测叶片的初始角度为 0,转速为 ω_r ,则第 k 个传感器在第 n 个旋转周期内的理论到达时间为^[18-19]

$$t_{n,k} = \frac{\theta_k + 2n\pi}{\omega_r} \quad (1)$$

由于叶片振动,叶尖发生形变位移,叶尖的到达时间发生了改变:

$$t'_{n,k} = \frac{\theta_k + 2n\pi - \Delta\alpha}{\omega_r} \quad (2)$$

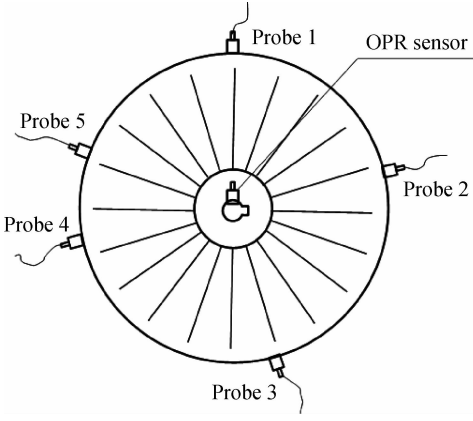


图 1 叶尖定时系统

Fig. 1 Blade tip timing system

式中 $\Delta\alpha = y_{n,k}/R$ 为叶尖被测点与旋转中心形成角度的变化,则形变位移 $y_{n,k}$ 为

$$y_{n,k} = \omega_r R(t'_{n,k} - t_{n,k}) \quad (3)$$

将 K 个传感器的到达时间序列计算出的叶尖形变量按照传感器的位置和旋转周期数进行排列,即可得到叶尖形变量的离散采样信号。由于叶片的转速往往低于振动频率,因此该信号不满足 Nyquist 采样定律,为欠采样信号。

1.2 叶尖定时信号的压缩感知模型

对于受到了 L 种不同激励的多自由度振动系统,振动响应的位移表达式如下:

$$y(t) = \sum_{l=1}^L A_l e^{j(\omega_l t + \phi_l)} \quad (4)$$

式中 A_l 为第 l 个激励对应的振动幅值, ω_l 为角速度, ϕ_l 为相位。将式(2)代入得到与传感器位置信息相关的函数

$$y(\theta) = \sum_{l=1}^L A_l e^{j(\omega_l \frac{\theta + 2n\pi}{\omega_r} + \phi_l)} = \sum_{l=1}^L A_l e^{j(N_{e,l}\theta + 2nN_{e,l}\pi + \phi_l)}, \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

$$\mathbf{y} = [A_1 e^{j(N_s \varphi_1 + \phi_1)}, \dots, A_i e^{j(N_s \varphi_K + \phi_i)}, \dots, A_L e^{j(N_s \varphi_K + 2\pi \cdot (C-1)/C_{\min} + \phi_L)}]^T =$$

$$\begin{bmatrix} e^{jp\varphi_1}, e^{j(p+1)\varphi_1}, \dots, e^{j(M+p-1)\varphi_1} \\ \vdots \\ e^{jp\varphi_K}, e^{j(p+1)\varphi_K}, \dots, e^{j(M+p-1)\varphi_K} \\ \vdots \\ e^{jp(\varphi_1 + \frac{2\pi}{C_{\min}})}, \dots, e^{j(M+p-1)(\varphi_1 + \frac{2\pi}{C_{\min}})} \\ \vdots \\ e^{jp[\varphi_K + \frac{2\pi \cdot (q-1)}{C_{\min}}]}, \dots, e^{j(M+p-1)[\varphi_K + \frac{2\pi \cdot (q-1)}{C_{\min}}]} \end{bmatrix}_{K \times M} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{M \times 1} = \mathbf{W} \cdot \boldsymbol{\vartheta} \quad (9)$$

式中 $qK < M$, q 选取将在后文进一步讨论。

值得注意的是,当按照均布方法(M 个均分位置中选取 K 个)进行传感器排布设计,且选取

式中 $N_{e,l} = \omega_l / \omega_r$ 代表第 l 个激励的倍频。根据倍频 $N_{e,l}$ 是否为整数,可以将激励分为同步激励和非同步激励。同步激励一般由机械结构(如静叶、导叶)和进气畸变等产生,非同步激励则是由颤振、旋转失速、声共振等现象引起^[15]。令 $N_s = C_{\min} \cdot N_{e,l}$, $C_{\min}$ 为使 N_s 为整数的最小正整数,同步振动情况下 $C_{\min} = 1$ 。定义 $\varphi = \theta / C_{\min}$, 则式(5)变为

$$y(\varphi) = \sum_{l=1}^L A_l e^{j(N_s \varphi + \frac{2\pi n N_s}{C_{\min}} + \phi_l)}, \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (6)$$

K 个不同角度位置得到的叶片振动响应构成矩阵 $\mathbf{y} = [y(\theta_1), y(\theta_2), \dots, y(\theta_K)]^T$, 则

$$\mathbf{y} = [A_1 e^{j(N_s \varphi_1 + \phi_1)}, A_i e^{j(N_s \varphi_K + \phi_i)}, \dots, A_L e^{j(N_s \varphi_K + \phi_L)}]^T = \begin{bmatrix} e^{jp\varphi_1}, e^{j(p+1)\varphi_1}, \dots, e^{j(M+p-1)\varphi_1} \\ e^{jp\varphi_2}, e^{j(p+1)\varphi_2}, \dots, e^{j(M+p-1)\varphi_2} \\ \vdots \\ e^{jp\varphi_K}, e^{j(p+1)\varphi_K}, \dots, e^{j(M+p-1)\varphi_K} \end{bmatrix}_{K \times M} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{M \times 1} = \mathbf{W} \cdot \boldsymbol{\vartheta} \quad (7)$$

式中 $k = N_s + p$, $\vartheta_k = A_l \cdot e^{j\phi_l}$; $M \geq 2N_s$, 若 M 为偶数, $p = 1 - M/2$; 若 M 为奇数, $p = (1 - M)/2$ 。由于旋转叶片受到的激励数量往往是有限的,因此 $\boldsymbol{\vartheta}$ 仅有少量的非 0 元素,为稀疏向量。根据压缩感知理论,该问题可转化为 l_1 范数的最优化问题,即:

$$\hat{\boldsymbol{\vartheta}} = \arg\min \|\boldsymbol{\vartheta}\|_1, \quad \text{s. t. } \|\mathbf{y} - \mathbf{W}\boldsymbol{\vartheta}\|_2 = 0 \quad (8)$$

该方法能够分辨的振动倍频 $N_{e,l}$ 的范围 $N_{e,l} \in [p/C_{\min}, (M+p-1)/C_{\min}]$, 定义最大可识别倍频 $m = (M+p-1)/C_{\min}$ 。对于非同步信号,为提高感知精度,减少所需的传感器数量,可采用 q 个旋转周期的结果进行辨识,此时式(7)变为

传感器位置,对实验台的设计、搭建和实验方案的设计有更好的灵活性和适应性。

压缩感知方法的辨识效果受到稀疏度、信号类型、感知矩阵 $\mathbf{W}$ 等影响,而 $\mathbf{W}$ 又由传感器数量、传感器排布等参数所决定,因此信号重构的精度是由多种因素共同决定的。同时,随机误差等不确定性也会对重构效果造成影响。为研究上述因素对感知效果的影响,采用数值实验的方法,即在 $0 \sim 360^\circ$ 内随机选取 K 个角度作为传感器安装角,以此构造感知矩阵并对形如 $y(\theta) = \sum_{l=1}^L e^{j(N_{e,l}\theta + \phi)}$ 的模拟信号基于压缩感知方法进行重构。采用感知误差 ϵ 评估重构效果。 ϵ 的定义如下:

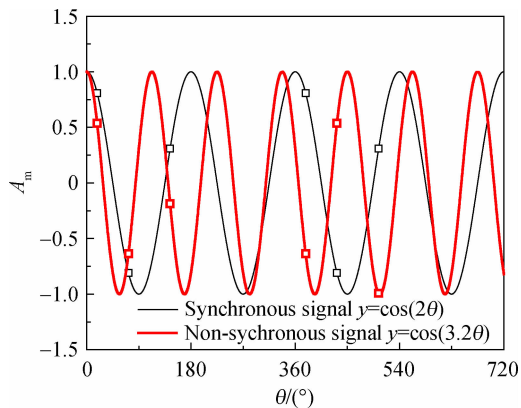
$$\epsilon = \frac{\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_1} \quad (10)$$

式中 $\hat{\mathbf{x}}$ 为重构信号, $\mathbf{x}$ 为真实信号。 N 次随机数值实验的平均误差 $\bar{\epsilon} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \epsilon_i$ 。文中 N 取 200。

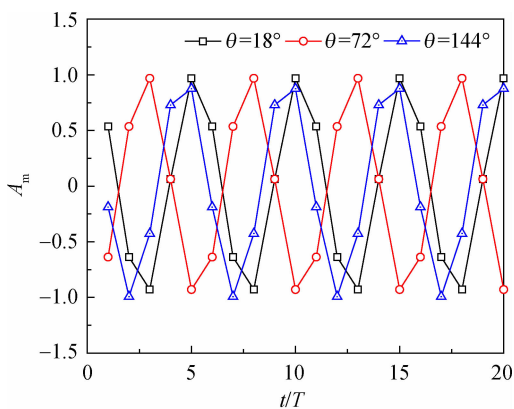
2 压缩感知方法重构效果探究

2.1 同步和非同步信号的感知

对于叶尖定时方法获得的振动信号,同步激励和非同步激励有着较大的区别。由式(5)可知,非同步信号在每个周期(T)都会产生一个与倍频小数部分有关的附加相位 $2nN_{e,l}\pi$,因此非同步振动信号随叶轮旋转呈现周期性的变化,如图 2 所示。倍频 $N_{e,l}$ 分别为 2 和 3.2,分别代表同步信号和非同步信号。三个传感器角度(θ)分别为 18° 、 72° 、 144° 。同步信号在叶轮不同旋转周期振幅保持一致,而非同步信号以叶片多个旋转周期为一个振动周期,图 2(b)显示振动周期为 5 个旋转周期。图中 A_m 为模拟信号幅值。



(a) 同步、非同步信号



(b) 非同步信号采样

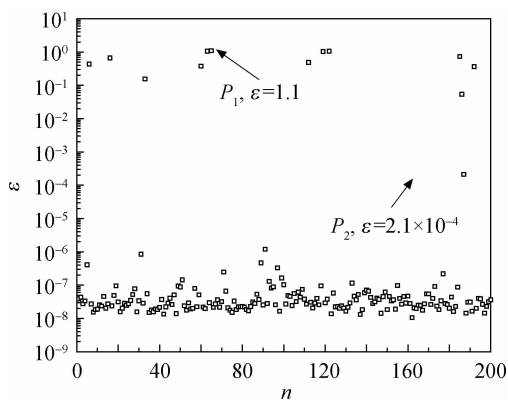
图 2 同步和非同步信号的采样

Fig. 2 Sampling of synchronous and non-synchronous signals

采用数值实验的方式,选取一同步和非同步混合的原始信号 $y = e^{j \cdot 2\theta} + e^{j \cdot 2.7\theta} + e^{j \cdot 3.5\theta}$ 进行了基于压缩感知的重构,设定传感器数 $K = 6$, $C_{\min} = 10$, $M = 100$, $q = 2$, 200 次基于压缩感知的重构结果如图 3 所示。图 3(a)记录了 200 次随机实验的相对误差,从图中选取两个误差点 P_1 和 P_2 ,分别对应 $\epsilon_1 = 1.1$, $\epsilon_2 = 2.1 \times 10^{-4}$,相应的重构信号与原始信号的频谱对比如图 3(b)和图 3(c)所示。可以看出,当相对误差较大时,重构信号的振幅和倍频均与原始信号有较大的差异;误差较小时重构结果与原始信号相比,倍频数相同而振幅接近。定义相对误差 $\epsilon < 10^{-4}$ 时重构成功,重构成功率 η 为 n 次随机实验中重构成功次数所占的百分比。

2.2 采样周期和传感器数量的选取

在进行 BTT 测量时,首先需要确定合适的传感器数量 K 。对于同步信号,因其不同旋转周期振幅一致,参考文献[20]当传感器数量满足下式时,感知成功率可以超过 90%:



(a) 重构误差

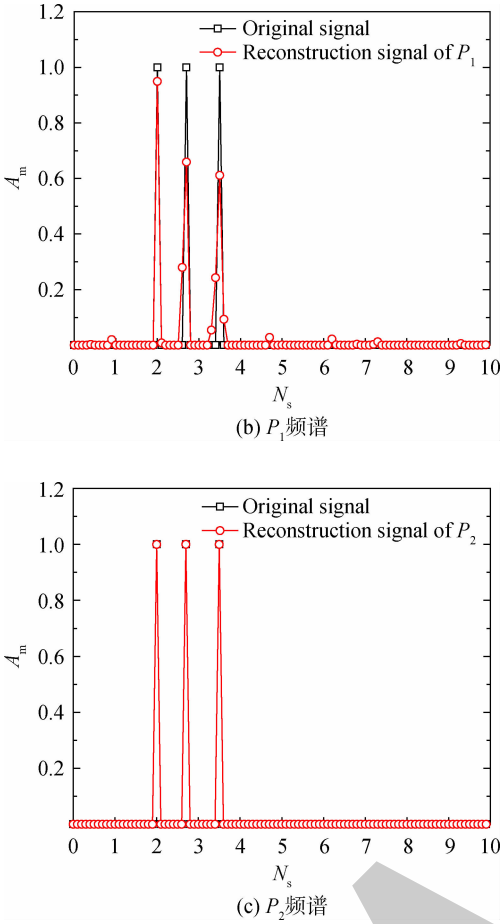


图 3 信号重构

Fig. 3 Signal reconstruction

$$K \geq 3.5 \text{Slg}(M/S) \quad (11)$$

式中 S 代表信号稀疏度。若信号包括 3 个最大倍频为 10 以内的同步振动信号,此时 $M=20$,由式(11)计算得到 $K=9$ 。实际 BTT 信号中存在非同步成分,式(9)表明通过增加采样周期 q ,相当于增加了“等效传感器”,理论上会减少传感器数量 K 的需求。因此,通过数值实验的方式,讨论非同步信号以及包含同步和非同步的混合信号辨识所需要的传感器数量 K 和采样周期 q 。

在 $M=100, C_{\min}=10$ 的情况下,对三种稀疏度的模拟信号进行 200 次随机实验,重构结果如图 4 所示。图 4(a)为单稀疏度非同步信号重构结果,传感器数量在 $K \geq 2$ 时重构均有 90% 以上成功率,在 $q=5$ 时现有数值实验结果有 100% 辨识成功率。图 4(b)为包含 1 个同步信号的 3 稀疏度信号重构结果。若仅取 1 个旋转周期的数据进行重构,只有在 $K=20$ 以上的时候,成功率才能达到 90% 以上。而当 $q=2$ 时,在 $K \geq 6$ 时重构成功率即可达到 90% 以上; $q > 3$ 时,仅使用 2 个传感器即有 90% 以上成功率。此时传感器数量

远小于完全同步信号时由式(11)计算得到结果。

图 4(c)为包含 2 个同步信号的稀疏度为 5 的信号重构结果。 $q=1$ 时,重构全部失败。在 $q \geq 3$ 时,成功率显著提高,在 $K=6$ 时即有超过 90% 以上的重构成功率,此时的传感器数量同样远低于由式(11)计算得到结果,而更接近于稀疏度为 2 的同步信号在 $C_{\min}=1, M=10$ 时所需要的传感器数量。由此可见,混合信号中同步信号的

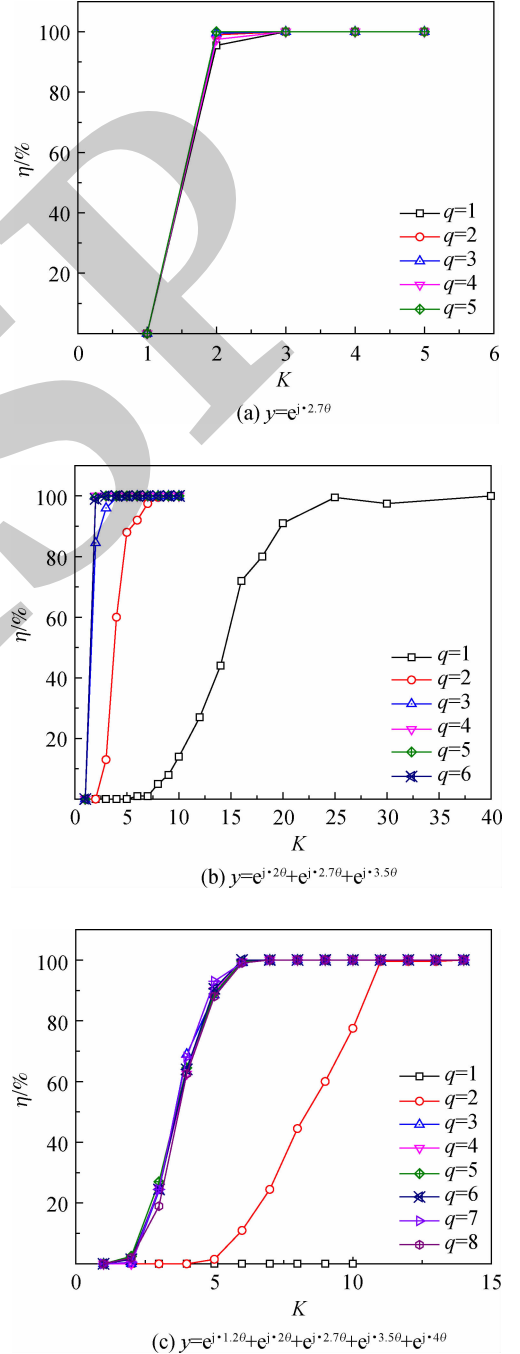


图 4 采样周期与成功率的关系

Fig. 4 Relationship between sampling period and success rate

辨识效果不受采样周期数影响,其数量约束了传感器所需的数量。而对于非同步信号,增大采样周期可以大大减小其所需的传感器数量。

为进一步讨论采样周期 q 的影响,引入等效传感器数量 K_q 。图 5 为两种稀疏度下的感知成功率与传感器数量的关系。可以看出,即使等效传感器相同,其重构成功率也会有较大的不同。非同步信号的数量和分布形式等会对 q 的选取带来一定影响。

综上所述, K 的选取由混合激励信号中的同步信号数量代入式 (11) 即可确定;而 q 的选取则由非同步激励数量确定,即在满足 $q < M/K$ 的条件下,尽可能取较大值。此时确定的传感器和采样周期,可以保证重构结果具有较高的感知成功率。

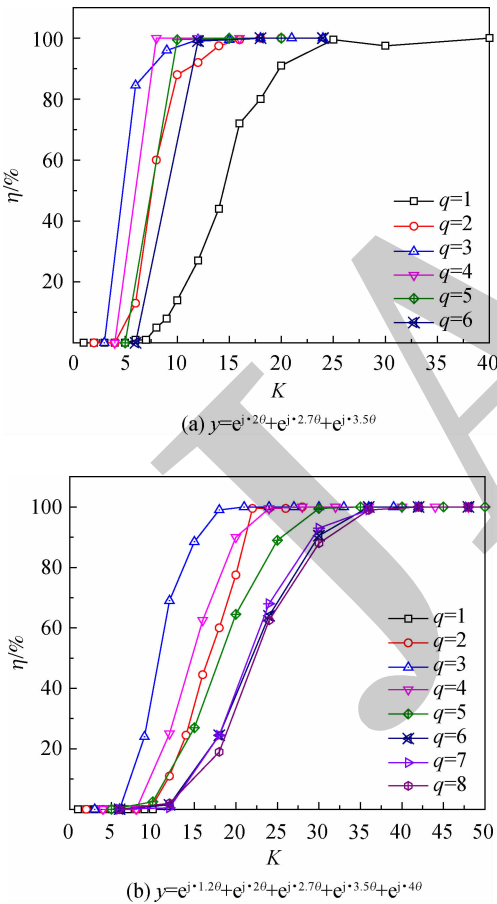


图 5 等效传感器数与信号重构成功率
Fig. 5 Relationship between equivalent sensor number and success rate

2.3 最大可识别倍频和频率分辨率的选取

根据文中第 1.2 节的讨论,最大可识别倍频 m 确定了压缩感知方法可能求解的倍频范围; $C_{\min}$ 则表征了感知矩阵的频率分辨率,这两个参

数共同确定了矩阵的列数 M 。

为探究最大可识别倍频 m 的选取,选用不同模拟信号,在 $q=3, K=6$ 时改变 m ,通过 200 次随机数值实验得到 m 与成功率的关系,如图 6 所示。随着 m 的增大,在传感器数量不变的情况下,感知成功率逐渐降低。因此在实际测量中,应对最大倍频范围进行大致的估计,以选择合适的 m 。

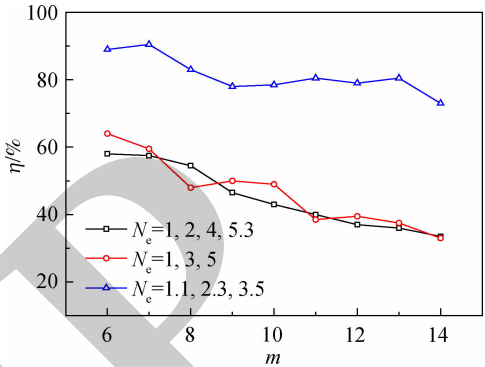
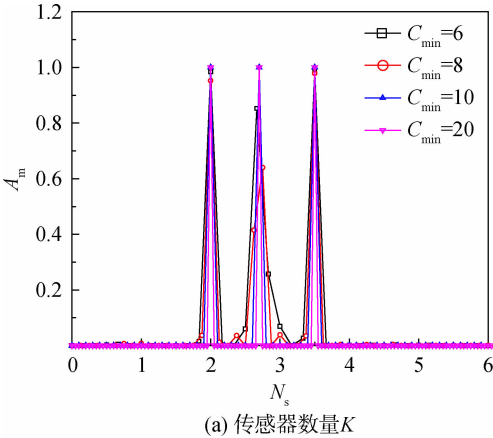


图 6 最大可识别倍频与成功率的关系
Fig. 6 Relationship between maximum indentifiable frequency multiplication and success rate

图 7 为不同倍频分辨率影响。对于频率分辨率参数 $C_{\min}$ 的选取,选择模拟信号 $y = e^{j \cdot 2\theta} + e^{j \cdot 2.7\theta} + e^{j \cdot 3.5\theta}$ 进行重构和辨识。首先,选取 $m=5, q=3, K=6$,对 $C_{\min}=6, 8, 10, 20$ 四种情况进行辨识,得到的频谱和对应峰值处的振动倍频和振幅数值如图 7(a)和表 1 所示。频谱结果显示,在该布点方式下不同分辨率下三个峰值均可以成功感知,但振幅差距较大。当振动倍频与给定倍频一致的时候,感知振幅结果相对准确。

进一步的,对于 $C_{\min}$ 分别为 10、20、30、40、50 的情况,分辨率均足够可以感知到一致的模态数。在 $q=2$ 时,分别进行 200 次的数值实验,重构成功率如图 7(b)所示。图中可知,传感器数较少时



(a) 传感器数量 K

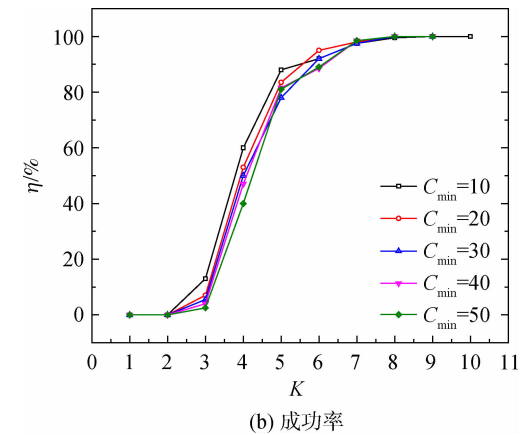


图 7 不同倍频分辨率影响

Fig. 7 Influence of different frequency multiplication resolution

表 1 不同分辨率下倍频和振幅结果

Table 1 Modes and amplitude under different frequency multiplication resolution

$C_{\min}$	m	A_m
6	2	0.984
	2.67	0.852
	3.5	0.987
8	2	0.952
	2.75	0.640
	3.5	0.979
10	2	1
	2.7	1
	3.5	1
16	2	1
	2.7	1
	3.5	1

($K=3,4$), $C_{\min}$ 越小感知成功率相对越高。在传感器数目较多时 ($K>7$), 重构成功率均超过 90%, 此时 $C_{\min}$ 对于重构成功率的影响很小。综上所述, 对于具有多个非同步振动倍频的实际信号, 通常根据振动倍频期望的精度, 即小数点后保留的位数 p 来确定。若 $p=1$, 则 $C_{\min}=10$ 。

2.4 信噪比的影响

实际信号存在的随机干扰(如叶片变形等)对感知效果产生不利影响, 可能导致优化失败。为提高高低信噪比(SNR)下的感知效果, 引入基追踪去噪方法^[21], 其原理是将噪声能量和重构信号的 l_1 范数加权后作为优化目标。由于实际测量中信

噪比信息完全未知, 因此本文中权重系数取 1, 则重构任务可改写为如下形式:

$$\hat{\mathbf{g}} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{g}\|_1 + \|\mathbf{y} - \mathbf{W}\mathbf{g}\|_2 \tag{12}$$

为考察该方法在不同稀疏度下的同步、非同步及混合信号, 施加随机噪声。定义信噪比

$$\epsilon_{\text{snr}} = 20 \lg \left(\frac{y_s}{y_n} \right) \tag{13}$$

式中 y_s 和 y_n 分别为原始信号和随机噪声的有效值。图 8 为四组不同信号感知误差与信噪比的关系。对于四种不同稀疏度的工况, 随着信噪比的增加, 平均误差有较为显著的减小。而对于信噪比较小的 BTT 信号, 解向量中仍然可以较为明显地识别出正确倍频对应的峰。在应用了去噪方法后, 压缩感知方法的辨识效果对噪声干扰并不敏感, 即在传感器数量足够, 即使信噪比为 30 dB 的情况下, 仍然有很好的重构精度, 如图 9 所示。对于倍频为 7 的单稀疏度信号, 噪声干扰与传感器数量存在较明显的关系。在无噪声信号重构误

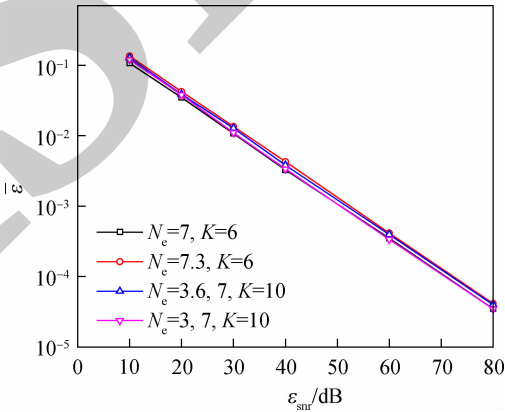


图 8 同信噪比下四种信号的感知误差

Fig. 8 Reconstruction error of four signals under different SNR

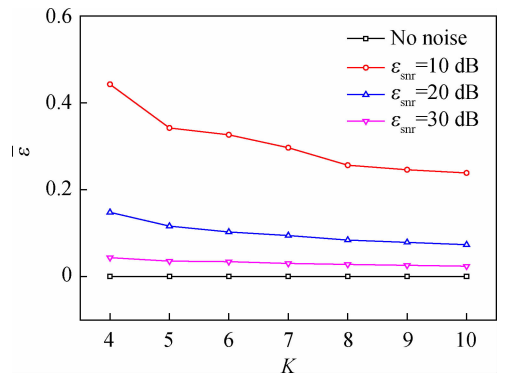


图 9 不同信噪比下传感器数量与重构误差的关系

Fig. 9 Relationship between sensor number and reconstruction error under different SNR

差接近 0 的条件下,进一步增大传感器数量仍然会改善含噪声信号的辨识效果,且噪声水平越高,改善效果越好。

综上所述,基于任意传感器排布的压缩感知方法辨识 BTT 信号的流程图如图 10 所示,其步骤如下:

- 1) 采用有限元分析计算得到坎贝尔图,确定倍频的组合以及激励信号的最大稀疏度;
- 2) 根据最大倍频确定 m 和 $C_{\min}$;
- 3) 根据信号中同步激励数量,确定传感器数量 K ;
- 4) 根据感知矩阵尺寸确定旋转周期 q ;
- 5) 通过随机的方式,筛选出该倍频组合下的正弦模拟信号重构误差小于 10^{-4} 的所有排布方式,并根据实际实验台安装条件等限制,从中选出一组合适的排布方案。
- 6) 使用压缩感知方法计算得到叶片振幅和模态。

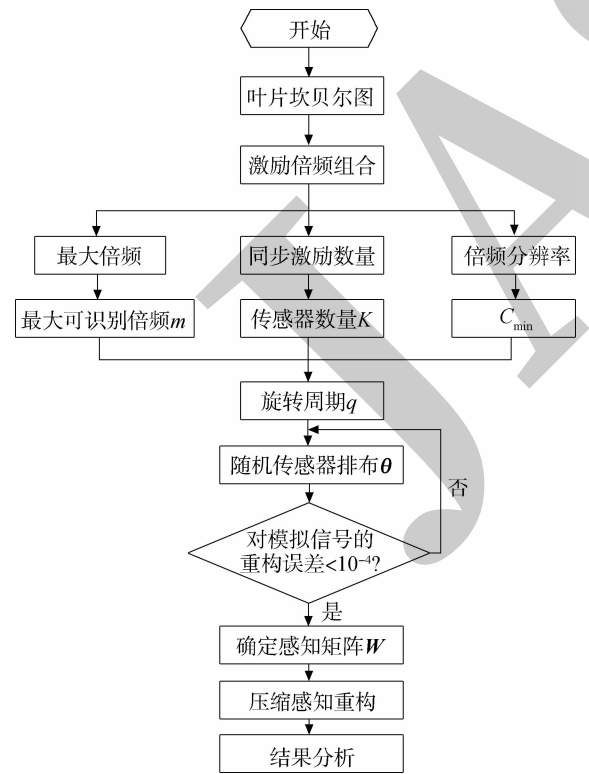


图 10 BTT 信号压缩感知重构流程图
Fig. 10 Flow chart of reconstruction of BTT signals based on compressive sensing

3 有限元仿真算例分析

实际风扇叶片结构复杂,单自由度系统并不能很好地描述风扇叶片的振动,风扇叶片的约束、

载荷等的加载难以体现在单自由度系统中。因此,本文选取实际叶片有限元仿真得到振动响应,对方法进行进一步的验证。

选取某型号涡扇发动机钛合金宽弦风扇叶片作为研究对象。在 ANSYS-APDL 中通过扫掠生成结构化网格,包括 18 976 个单元和 25 602 个节点,得到网格质量良好的有限元模型,如图 11 所示。考虑到叶片旋转中受到离心力作用,对榫头上表面的节点施加法向约束,对榫头前端面施加轴向约束。在气动叶型吸力面施加同步、非同步混合激励,对叶片有限元模型进行瞬态分析,得到叶尖全部节点的振动响应信号。本文在信号中加入了两种随机误差:随机误差和测点位置误差。随机误差通过式(13)定义的信噪比添加 30 dB 的随机噪声实现。对于测点位置误差,叶片旋转过程中由于存在反扭、弯掠形变、轴向窜动等,传感器采集到的节点位置会发生变化。为模拟该误差,在每个旋转周期内,均选取叶尖截面中心内 10%弦长内的随机节点提取振动幅值。

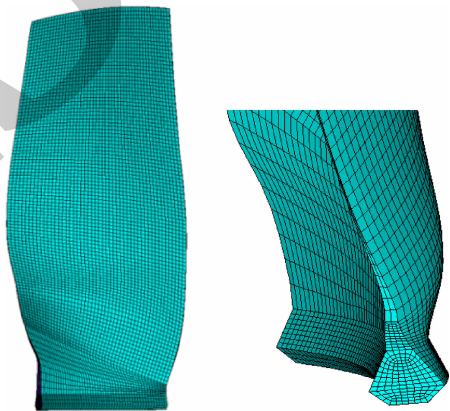


图 11 钛合金宽弦风扇叶片有限元模型及网格
Fig. 11 Finite element model and meshing of titanium alloy wide chord fan blade

为大致确定倍频的数量和范围,绘制叶片的坎贝尔图,如图 12 所示。对于激励力的施加,根据坎贝尔图计算出实际转速 ω 为 80%、90%、100%设计转速 ω_d 下可能造成共振的激励倍频作为施加周向激励的依据,如表 2 所示。对于 $\omega = 100\% \omega_d$ 的工况,选取圆圈处所示的 3 个共振点,在叶片压力面施加相应的正弦激励,对应倍频分别为 1.3、2.8 和 6,激励力幅值相同。

从坎贝尔图中可以看出,当倍频大于 9 时对于比较关注的前 6 阶模态(记为 M1~M6),在 $\omega = 100\% \omega_d$ 时已经基本远离共振点,最大可辨识

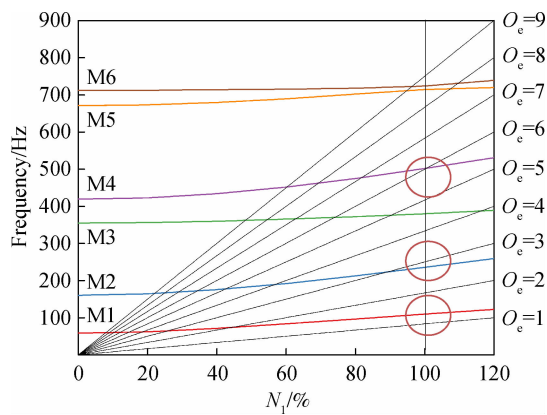


图 12 风扇叶片坎贝尔图

Fig. 12 Campbell diagram of the fan blade

倍频 m 取 10。三种转速工况下至多有两个同步激励,因此传感器数量 $K=7$ 。为寻找较优的传感器排布方式,采用 1000 组随机排布方式对三种工况下激励倍频相同的正弦信号分别进行计算,得到三种转速下感知误差均小于 10^{-4} 的排布方式,共 800 余组。任选其中一组

表 2 不同转速下可能造成共振的激励倍频
Table 2 Frequency multiplications of excitations causing resonance at different rotational speed

模态	$\omega=80\%\omega_d$	$\omega=90\%\omega_d$	$\omega=100\%\omega_d$
M1	1.5	1.4	1.3
M2	3.2	3	2.8
M3	5.6	5	4.6
M4	7	6.5	6
M5	10.5	9.4	8.6
M6	10.8	9.6	8.7

[44° 74° 131° 155° 161° 197° 332°] 作为排布方案,用于后续的计算。

在不同转速工况下,使用压缩感知方法对信号进行重构,辨识结果如图 13 所示。在 $\omega=100\%\omega_d$ 时,振幅较大的对应叶片一弯模态的 1.3 倍频的激励,得到了比较清晰的辨识。振幅相对

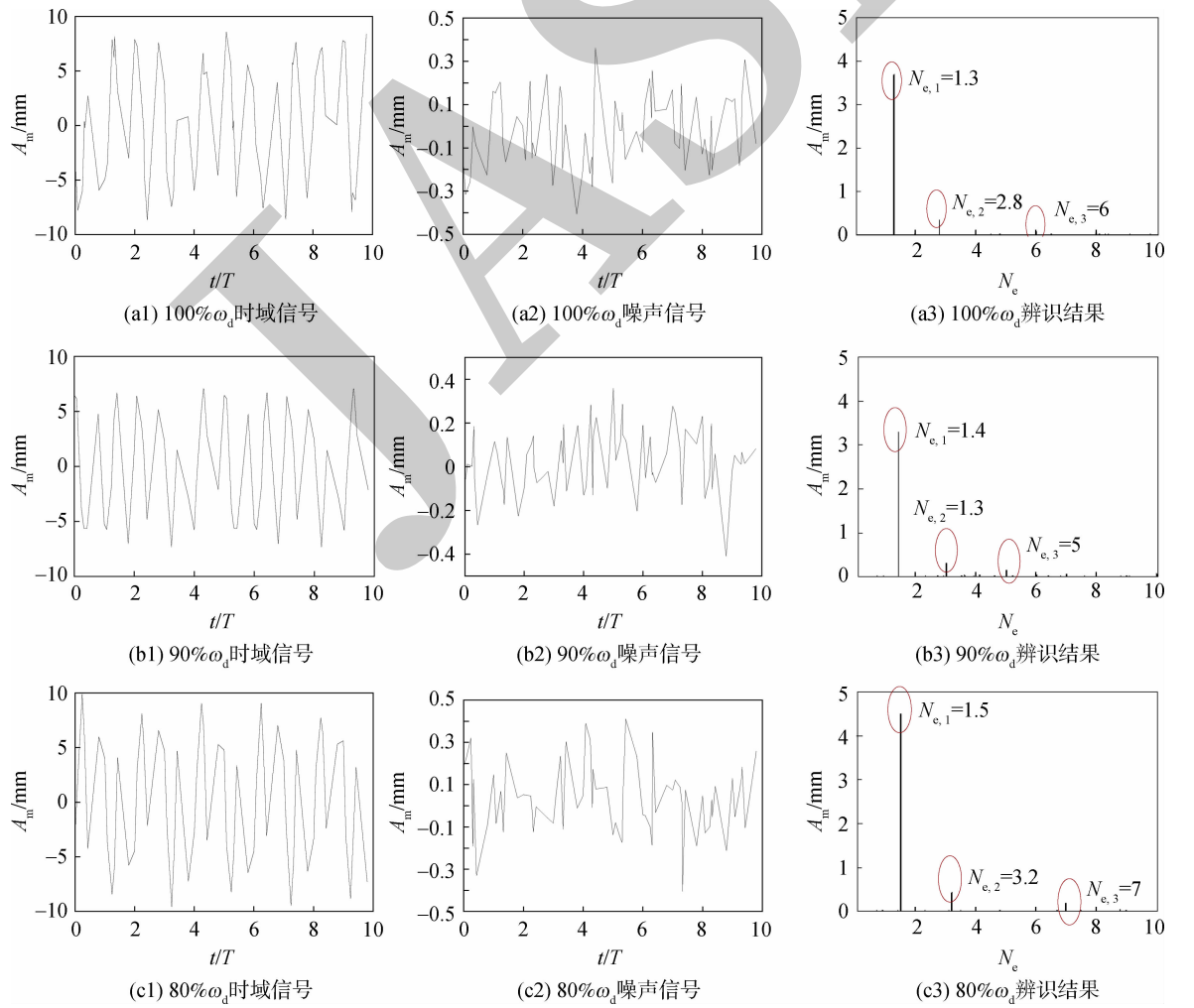


图 13 风扇叶片振动信号、噪声及重构结果

Fig. 13 Vibration signal, noise and identification result of the fan blade

较小的叶片二弯模态的 2.8 倍频激励也可以识别,其它激励振幅低于随机噪声水平,未能辨识。图 13(b3)和图 13(c3)所示的 $\omega=90\%\omega_d, 80\%\omega_d$ 的工况,辨识结果与工况 $100\%\omega_d$ 相似,振幅较大的分别对应叶片一弯模态的 1.4 倍频和 1.5 倍频的激励得到准确的辨识,而振幅相对较小的激励如 $90\%\omega_d$ 的 3 和 5 倍频以及 $80\%\omega_d$ 的 3.2 和 7 倍频也能分辨。结果验证了基于任意传感器排布压缩感知方法在 BTT 信号辨识上的可行性。

4 结 论

本文研究了任意传感器排布压缩感知方法在叶尖定时欠采样信号频率辨识中的应用,通过模拟信号的数值实验研究了多种因素对感知效果的影响,确定了信号重构的基本方法和步骤。并对某型号涡扇发动机钛合金宽弦风扇叶片的有限元仿真结果进行了振动辨识,主要结论如下:

1) 根据叶尖定时系统原理,提出了基于任意传感器角度分布压缩感知的叶尖定时信号的辨识方法,采用任意角度布置的较少传感器可同时辨识同步和非同步信号。

2) 通过大量数值实验,研究了信号重构误差、传感器数量、旋转周期数、频率分辨率和信噪比等因素对感知效果的影响。信号重构误差在 10^{-4} 以下时,信号辨识效果较好。传感器数量应以坎贝尔图中读取的同步激励数量为基准进行选择,而非同步信号可以通过增加采样周期进行辨识。根据期望的振动倍频小数位数来确定频率分辨率。引入基追踪去噪方法在信噪比 30 dB 情况下,仍然有较好的重构精度。

3) 对某型号涡扇发动机钛合金宽弦风扇叶片进行有限元仿真,在加入叶尖测点位置误差和 30 dB 随机噪声的前提下,对 80%、90% 和 100% 三种转速工况的振动响应进行分析,在各转速下均能清晰辨识出对应振幅值较大的振动倍频。

有限元仿真结果表明,基于任意传感器角度分布的压缩感知方法在叶尖定时系统具有工程应用价值,将在进一步实验中进行验证。

参考文献:

[1] ZHANG Jiwang, ZHANG Laibin, DING Keqin, et al. Blade tip-timing technology with multiple reference phases for online monitoring of high-speed blades under variable-speed operation[J]. Measurement Science Review, 2018, 18(6): 243-250.

[2] BATTIATO G, FIRRONE C M, BERRUTI T M. Forced

response of rotating bladed disks; blade tip-timing measurements[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 915-926.

[3] RZADKOWSKI R, ROKICKI E, PIECHOWSKI L, et al. Analysis of middle bearing failure in rotor jet engine using tip-timing and tip-clearance techniques [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 76-77: 213-227.

[4] ZABLOTSKIY I Y, KOROSTELEV Y A. Measurement of resonance vibrations of turbine blades with the ELURA device[J]. Energomashinostroeniye, 1970(2): 36-39.

[5] HEATH S, IMREGUN M. An improved single-parameter tip-timing method for turbomachinery blade vibration measurements using optical laser probes[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 1996, 38(10): 1047-1058.

[6] HEATH S. A new technique for identifying synchronous resonances using tip-timing[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2000, 122(2): 219-225.

[7] CARRINGTON I B, WRIGHT J R, COOPER J E, et al. A comparison of blade tip timing data analysis methods[J]. Journal of Aerospace Engineering, 2001, 215(5): 301-312.

[8] ROBINSON W, WASHBURN R. A real time non-interference stress measurement system (NSMS) for determining aero engine blade stresses[C] // Proceedings of the 37th Symposium of the Instrumentation Society of America, San Diego, US: ASME, 1991: 91-103.

[9] 欧阳涛. 基于叶尖定时的旋转叶片振动检测及参数辨识技术[D]. 天津: 天津大学, 2011.

OUYANG Tao. Rotating blade vibration detection and parameters identification technique using blade tip-timing [D]. Tianjin: Tianjin University, 2011. (in Chinese)

[10] 方志强. 涡轮机叶片振动非接触检测原理及应用技术研究 [D]. 天津: 天津大学, 2007.

FANG Zhiqiang. Principle and application of non-contact turbine blade vibration detection technique [D]. Tianjin: Tianjin University, 2007. (in Chinese)

[11] 张玉贵, 段发阶, 方志强, 等. 旋转叶片异步振动的频率识别技术[J]. 振动与冲击, 2007, 26(12): 106-108.

ZHANG Yugui, DUAN Fajie, FANG Zhiqiang, et al. Frequency identification of asynchronous vibration of rotating blade[J]. Journal of Vibration and Shock, 2007, 26(12): 106-108. (in Chinese)

[12] BEAUSEROY P, LENGELLÉ R. Nonintrusive turbomachine blade vibration measurement system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(4): 1717-1738.

[13] 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信号重建[J]. 机械工程学报, 2011, 47(13): 98-103.

LI Menglin, DUAN Fajie, OUYANG Tao, et al. Reconstruction of the blade vibration signal from rotating machinery based on blade tip-timing measurement[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 27(13): 98-103. (in Chinese)

[14] ZHAN Chi, CHEN Zhongsheng, ZHENG Hu, et al. Non-

linear time transformation-based vibration signal reconstruction for blade tip-timing under rotation speed fluctuations[R]. Harbin, China: IEEE, 2017.

[15] SALHI B, LARDIÈS J, BERTHILLIER M, et al. Modal parameter identification of mistuned bladed disks using tip timing data[J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 314 (3/4/5): 885-906.

[16] KHARYTON V, DIMITRIADIS G, DEFISE C. A discussion on the advancement of blade tip timing data [R]. ASME Paper 2017-GT-63138, 2017.

[17] PAN Minghao, YANG Yongmin, GUAN Fengjiao, 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): 1745-1763.

[18] 吴士祥, 郑叔琛. 涡轮机叶片振动非接触测量[M]. 北京: 国防工业出版社, 1986.

[19] LIN Jun, HU Zheng, CHEN zhongsheng, 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.

[20] 肖志成, 田杰, 姚丹, 等. 压缩感知在轴流压气机周向模态识别中的应用[J]. 航空动力学报, 2019, 34(1): 156-167.

XIAO Zhicheng, TIAN Jie, YAO Dan, et al. Application of compressed sensing in circumferential modal identification of axial compressor[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(1): 156-167. (in Chinese)

[21] CHEN S S, SAUNDERS D M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.

(编辑: 张 雪)