

引文格式: 周磊, 杨志勃, 曹佳辉, 等. 低介入无键相叶端定时方法[J]. 航空制造技术, 2025, 68(11): 89-97.

ZHOU Lei, YANG Zhibo, CAO Jiahui, et al. Low involvement key-phase-free blade tip timing method[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(11): 89-97.

低介入无键相叶端定时方法*

周磊¹, 杨志勃¹, 曹佳辉¹, 冯军楠², 张欢², 杨志军², 孙若斌¹, 陈雪峰¹

(1. 西安交通大学航空动力系统与等离子体技术全国重点实验室, 西安 710049;

2. 中国航发商用航空发动机有限责任公司, 上海 200241)

[摘要] 旋转叶片是航空发动机的关键易损件, 需要对其进行状态监测。叶端定时(Blade tip timing, BTT)是一种有效的旋转叶片非接触监测方法。然而, 传统的叶端定时严重依赖键相信号, 叶端定时信号存在严重的欠采样问题。对此, 提出了一种基于叶片振动差的正交匹配追踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)方法来提取叶片固有频率。首先, 使用叶端定时传感器计算叶片振动差。然后, 构建叶片振动差的稀疏模型, 在变转速情况下使用正交匹配追踪方法对叶片振动差信号进行分解, 提取叶片振动振幅和固有频率。通过数值仿真验证了该方法的有效性和鲁棒性, 并在叶端定时试验台上进行试验。结果表明, 该方法可以准确识别叶片异步振动的振幅和固有频率。

关键词: 正交匹配追踪; 叶端定时; 无键相; 频率识别; 信号处理

中图分类号: V232; TG

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.11.089



周磊

博士研究生, 研究方向为无键相叶端定时信号处理。

旋转叶片是航空发动机的关键部件, 其健康状况直接影响到整个机械系统的稳定性和安全性。由于高

速、重载等恶劣工作条件, 叶片受高周疲劳的影响极易产生裂纹。因此, 叶片故障的早期发现和预测对于防止灾难性的机械故障至关重要。目前常用的监测方法是在叶片上粘贴应变片测量叶片振动信息, 进而确定叶片固有频率。然而, 一个应变片只能监测一个叶片, 且使用寿命有限。近年来, 非接触式监测方法引起了学者们的更多关注, 其中, 叶端定时(Blade tip timing, BTT)应用最为广泛。叶端定时原理是指在机匣上安装多个定时传感器以记录旋转叶片振动时到达传感器的时间, 并将其与叶片不发生振动的时间作差, 计算叶片振动位移。叶片不发生振动的时通过安装在轴上的键相传感器确定。键相传感器采集的信号称为每转一次(Once-per-revolution, OPR)

信号。叶端定时测量过程中严重依赖键相信号, 键相信号获取不准会导致叶片振动位移求解失败。然而, 由于发动机内部恶劣的工作环境, 很难获得高精度的 OPR 信号。因此, 学者们开始关注无键相方法, 以消除叶端定时中对 OPR 信号的依赖。

一些学者采用拟合的方法恢复叶片振动位移。Russhard^[1]提出了一种无 OPR 方法, 利用多个传感器到达时间恢复出每圈的参考时间。Chen 等^[2]在线性拟合方法的基础上提出了复合参考 BTT 方法, 选择中间叶片作为参考计算叶片振动位移, 提高了叶片振动位移分析的精度。He 等^[3]提出了一种改进的技术, 利用相邻圈的叶端定时到达时间信号恢复出参考信号。Ren 等^[4]提出了一种无 OPR 情况下多探头线性拟合和到达时间

* 基金项目: 国家自然科学基金(92360306, 52222504)。

线性校正的方法,该方法很好地修正了由于转速非线性变化引起的叶片振动位移的计算误差。另外一些学者考虑使用其他物理量代替叶片振动位移进行参数识别。Guo 等^[5]提出了一种基于叶片振动差的同步共振参数识别方法,使用3个传感器获取叶片振动差,利用单参数法识别到了叶片振幅和固有频率。Wang 等^[6]提出一种参考叶片法,使用单参数法构建两叶片振动差信号实现了同步振动叶片参数识别。Wang 等^[7]基于叶片间距变化使用多重信号分类(Multiple signal classification, MUSIC)方法提取叶片固有频率。Jerzy 等^[8]对叶片振动速度信号使用最小二乘法进行多模同步振动参数识别。航空发动机监测过程中,提取叶片振动参数要比确定叶片振动幅值更为重要。因此,相较于恢复叶片振动信号,构造叶片振动差信号并直接提取叶片振动参数更为简便。

上述方法研究了无键相下叶片振动测试方法,然而,为了顺利完成叶片状态监测还需要克服信号欠采样的问题。针对该问题,相关的专家学者做出了很多研究工作。针对叶片振动信号在频域稀疏的特性,可以通过稀疏表征理论来进行建模^[9]。Pan^[10]利用降噪基追踪算法实现了叶片振动信号频谱重构。子空间类方法也被用于处理欠采样信号。MUSIC 也被证明可以有效提取叶片振动的特征频率^[11]。然而,以上方法对探头布局有着严格的要求,即便是最优布局也需要布置3个以上传感器。传感器数目越多越增加监测成本,如何采用少量传感器达到多传感器效果引起了研究人员的关注。Li^[12]提出了一种基于稀疏贝叶斯学习的单传感叶端定时测量方法,并对单传感测量模型进行了建模和解释,该方法仅需一个传感器即可实现变转速下的叶片固有频率识别。该方法彻底解决了传感器优化布局的困难,但对键相信

号存在依赖。

本研究借鉴 Li^[12]提出的单传感器测量模型的同时进行推广,提出了一种基于叶片振动差的正交匹配追踪方法(Orthogonal matching pursuit based on blade vibration difference, BVD-OMP),构建了叶片振动差信号代替传统的叶片振动位移信号,使其适用于无键相情况。为了提取叶片振动特征,本文推导了叶片振动差信号的稀疏模型,并使用正交匹配追踪方法对模型进行求解。此外,为了提高识别准确性、降低混叠频率的影响,本文还给出了两种确定正交匹配追踪方法稀疏度参数的方法。最后,通过仿真和试验证明了所提方法的有效性。

1 叶端定时测试原理

1.1 传统叶端定时测量

叶端定时通过安装在机匣上的传感器测量旋转叶片的到达时间,计算叶片在振动和不振动下的时间差来推导叶片振动位移。具体来说,如图1所示,当叶片不发生振动时,计算的叶片理论到达时间(Theoretical arrival time, TAT)为 $\tau_{b,n}^p$;当叶片发生振动时,定时传感器测量的实际到达时间(Time of arrival, TOA)为 $t_{b,n}^p$ 。则可以计算出两种状态下的时间差值 $t_{b,n}^p - \tau_{b,n}^p$ 。当叶片的实际转速 v_n 已知时,通过式(1)计算叶片振动位移。

$$x_{b,n}^p = v_n (t_{b,n}^p - \tau_{b,n}^p) \quad (1)$$

式中, $x_{b,n}^p$ 是第 n 圈旋转时 p 号传感器测 b 号叶片的周向振动位移。

但在大多数情况下,转速信息无法直接获得,需要通过固定在转轴附近的键相传感器来估计出叶片转频。因此,在传统的BTT测量时还会记录第 n 圈OPR传感器时间 t_{OPR}^n 。此时,叶片振动位移计算公式被修正为

$$x_{b,n}^p = \frac{2\pi R}{t_{OPR}^{n+1} - t_{OPR}^n} (t_{b,n}^p - \tau_{b,n}^p) \quad (2)$$

式中, R 为叶片半径。

1.2 无键相叶端定时测量

受限于实际的测试环境等因素,键相传感器安装难度较大,此时需要进一步考虑无键相情况下的振动测量方法。当前无键相测量方法主要有参考叶片法^[7]和参考传感器法^[13]两种。参考叶片法仅需安装1个定时传感器,选择其中一个叶片的TOA作为参考,计算出其余叶片与该叶片的振动位移差;参考传感器法需要安装两个定时传感器,以叶片到达其中一个传感器的TOA为参考,计算出同一叶片在两传感器间的振动位移差。前者会将两个叶片的振动参数耦合在一起,而后者仅包含同一叶片的振动信息。为了降低后续振动参数提取难度,本文选用参考传感器法以避免振动参数耦合。下面简要介绍参考传感器法的测试原理。

如图2所示,设叶轮在第 n 圈旋转时,叶片经过1号传感器时,其振动位移计算公式为

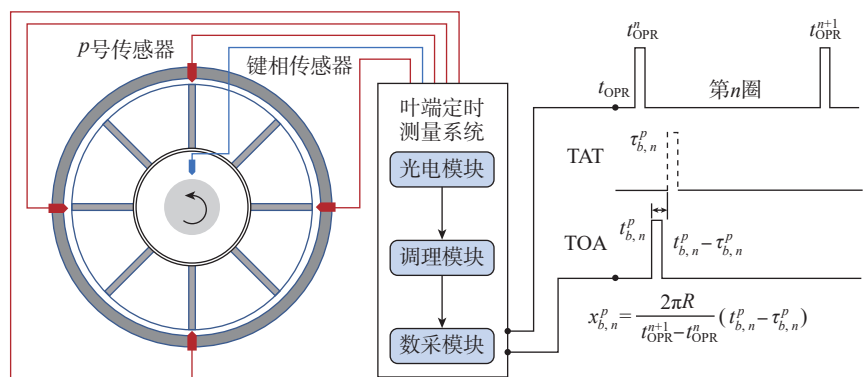


图1 叶端定时测试原理
Fig.1 BTT test principle

$$x_{b,n}^1 = v_n(t_{b,n}^1 - \tau_{b,n}^1) \quad (3)$$

同理,2号传感器测得叶片振动位移为

$$x_{b,n}^2 = v_n(t_{b,n}^2 - \tau_{b,n}^2) \quad (4)$$

则叶片振动位移差计算公式为

$$\Delta x_{b,n}^{12} = x_{b,n}^1 - x_{b,n}^2 = v_n(t_{b,n}^1 - t_{b,n}^2) - v_n(\tau_{b,n}^1 - \tau_{b,n}^2) \quad (5)$$

化简后得

$$\Delta x_{b,n}^{12} = v_n(t_{b,n}^1 - t_{b,n}^2) + \theta R \quad (6)$$

式中, θ 为两传感器之间的夹角。

发动机通常在较高的转速下工作,转速计算误差对叶片振动差的计算影响很小。转速的计算公式为^[13]

$$v_n = \frac{4\pi R}{(t_{b,n+1}^2 - t_{b,n}^2) + (t_{b,n+1}^1 - t_{b,n}^1)} \quad (7)$$

为了进一步降低传感器数目,本文提出一种单传感器叶片振动位移差计算方法。当两传感器夹角为 2π 时,两传感器位置重合,可以仅用一个传感器测量出叶片的振动位移差。

此时

$$\Delta x_{b,n}^{12} = v_n(t_{b,n}^1 - t_{b,n+1}^2) + 2\pi R \quad (8)$$

使用多个叶片到达时间参与计算转速,提升转速精度,即

$$v_n = \sum_{b=1}^B \frac{2B\pi R}{(t_{b,n+1}^1 - t_{b,n}^1)} \quad (9)$$

式中, B 为叶片总数。

2 叶片振动位移差稀疏模型

采用 1.2 节的方法,仅用一个传感器即采集到了所有叶片的叶片振动差信号。然而,由叶端定时测试原

理可知,单传感器采样时,叶片振动信号的采样频率等于叶片转频。叶片转频通常是小于叶片固有频率的。根据奈奎斯特采样定理可知,单传感器采集的叶片振动信号是欠采样的。同样,单传感器采集的叶片振动位移差信号也是欠采样的。稀疏表示可以有效克服频率混叠的影响,并准确提取叶片振动参数^[14]。然而,还没有文献对叶片振动差信号稀疏建模,本节内容将填补这块空白并作为后续叶片振动参数提取的基础。

2.1 叶片振动位移差信号

假设叶片振动位移为多个正弦分量的叠加^[15],即

$$x = \sum_i A_i \cos(2\pi f_i t + \varphi_i) + d \quad (10)$$

式中, x 为叶片叶尖的振动位移; A_i 为叶尖振动位移的振幅; f_i 为叶片振动位移的频率; t 为叶片到达时间; φ_i 为叶片振动位移的相位; d 为叶片振动位移偏移量。

设在叶轮的第 n 圈旋转时,1号 和 2 号传感器所测得的叶片振动位移 $x_{b,n}^1$ 和 $x_{b,n}^2$ 可以表示为

$$x_{b,n}^1 = \sum_i A_i \cos(2\pi f_i t_{b,n}^1 + \varphi_i) + d \quad (11)$$

$$x_{b,n}^2 = \sum_i A_i \cos(2\pi f_i t_{b,n}^2 + \varphi_i) + d \quad (12)$$

1 号和 2 号传感器所测得的叶片振动位移差 $\Delta x_{b,n}^{12}(t)$ 表示为

$$\Delta x_{b,n}^{12}(t) = x_{b,n}^1 - x_{b,n}^2 \quad (13)$$

将式 (11) 和 (12) 代入式 (13) 可得

$$\begin{aligned} \Delta x_{b,n}^{12}(t) &= \sum_i A_i \cos(2\pi f_i t_{b,n}^1 + \varphi_i) + d - \\ &\quad \left(\sum_i A_i \cos(2\pi f_i t_{b,n}^2 + \varphi_i) + d \right) = \\ &\quad \sum_i A_i (\cos(2\pi f_i t_{b,n}^1 + \varphi_i) - \\ &\quad \cos(2\pi f_i t_{b,n}^2 + \varphi_i)) \end{aligned} \quad (14)$$

对式 (14) 进行三角运算可得

$$\begin{aligned} \Delta x_{b,n}^{12}(t) &= \sum_i 2A_i \sin\left(\frac{2\pi f_i (t_{b,n}^2 - t_{b,n}^1)}{2}\right) \\ &\quad \sin\left(\frac{2\pi f_i (t_{b,n}^2 + t_{b,n}^1)}{2} + \varphi_i\right) = \\ &\quad \sum_i 2A_i \sin(2\pi f_i \Delta t) \sin(2\pi f_i \bar{t} + \varphi_i) \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $\Delta t = \frac{t_{b,n}^2 - t_{b,n}^1}{2}$, $\bar{t} = \frac{t_{b,n}^2 + t_{b,n}^1}{2}$ 。

2.2 稀疏表示

考虑到测量过程中的干扰以及不确定性,在式 (15) 中加入高斯白噪声 $n(t)$ 作为测量噪声。那么,叶片振动位移差模型可以表示为

$$\begin{aligned} \Delta x_{b,n}^{12}(t) &= \sum_i 2A_i \sin(2\pi f_i \Delta t) \sin(2\pi f_i \bar{t} + \\ &\quad \varphi_i) + n(t) = \sum_i 2u_i \sin(2\pi f_i \Delta t) \cos(2\pi f_i \bar{t}) + \\ &\quad \sum_i 2v_i \sin(2\pi f_i \Delta t) \sin(2\pi f_i \bar{t}) + n(t) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $(u_i)^2 + (v_i)^2 = (A_i)^2$, $\frac{u_i}{v_i} = \tan\varphi_i$ 。

为了更好地表示信号以及提取信号中的固有频率分量,建立了叶片振动位移差信号稀疏模型。

通常情况下所关注的频率分量的范围 $[0, f_{\max}]$ 是已知的。这里的最大频率分量值不需要很精准,只是一个大概的范围即可。将频率区间离散为 M 个频率点 $f_m = \frac{m}{M} f_{\max}$ ($m=1, 2, \dots, M$), 在频率点数目足够多,频率间距足够小的情况下,模型误差足够小,可以对信号进行准确表示。信号向量 Δx 可以用式 (17) 线性模型表示。

$$\Delta x = E_c \theta_c + E_s \theta_s + n = E\theta + n \quad (17)$$

式中,矩阵 E_c 和 E_s 是两个矩阵字典;

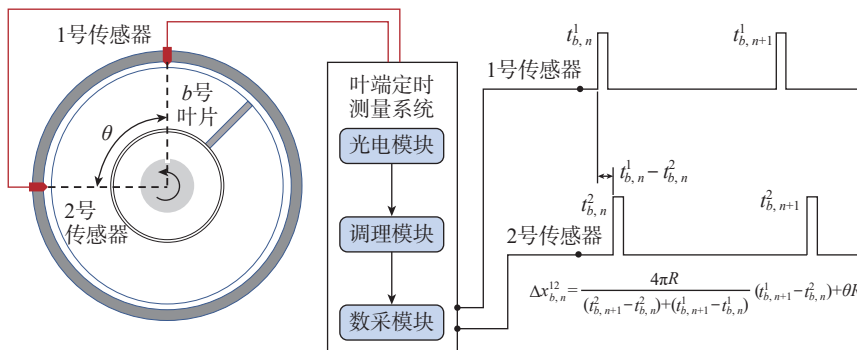


图2 无键相叶端定时测量原理
Fig.2 BTT test principle without OPR

E 是两个字典的横向连接; θ_c 和 θ_s 是两个字典的展开系数, 通常叶片振动位移信号中频率成分很少, 一般为个位数, 因此, θ_c 和 θ_s 中非零系数与其维数相比是很小的, 是稀疏的; θ 为稀疏系数; n 为噪声矩阵。

这些向量和矩阵的定义如下。

$$\begin{aligned} \Delta x &= [\Delta x(t_1) \ \Delta x(t_2) \ \cdots \ \Delta x(t_N)]^T \\ \theta_c &= [u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_M]^T \\ \theta_s &= [v_1 \ v_2 \ \cdots \ v_M]^T \\ \theta &= [\theta_c^T \ \theta_s^T]^T \\ n &= [n(t_1) \ n(t_2) \ \cdots \ n(t_N)]^T \\ E &= [E_c \ E_s], \text{ 其中 } E_c \text{ 和 } E_s \text{ 定义为} \\ E_c &= \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_1 \Delta t_1) \cos(2\pi f_1 \bar{t}_1) & \cdots & \sin(2\pi f_M \Delta t_1) \cos(2\pi f_M \bar{t}_1) \\ \vdots & & \vdots \\ \sin(2\pi f_1 \Delta t_N) \cos(2\pi f_1 \bar{t}_N) & \cdots & \sin(2\pi f_M \Delta t_N) \cos(2\pi f_M \bar{t}_N) \end{bmatrix} \\ E_s &= \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_1 \Delta t_1) \sin(2\pi f_1 \bar{t}_1) & \cdots & \sin(2\pi f_M \Delta t_1) \sin(2\pi f_M \bar{t}_1) \\ \vdots & & \vdots \\ \sin(2\pi f_1 \Delta t_N) \sin(2\pi f_1 \bar{t}_N) & \cdots & \sin(2\pi f_M \Delta t_N) \sin(2\pi f_M \bar{t}_N) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

3 稀疏模型求解

叶片振动位移差信号稀疏分解的目的是从欠采样的 Δx 信号向量中提取出其频率表示成分 θ 。经典的稀疏分解模型为

$$\theta = \operatorname{argmin} \|\theta\|_0 \quad \text{s.t.} \|\Delta x - E\theta\|_2 < \varepsilon \quad (18)$$

式中, ε 为迭代阈值, 当小于此阈值时迭代结束。

要找到满足该约束的解是一个非确定性多项式时间 (Non-deterministic polynomial time, NP) 问题。较好的解决办法是采用近似方法, 提升计算效率。通过使用贪婪算法 (如正交匹配追踪法) 迭代求解矩阵 θ 中的非零系数是一种高效率、切实可行的方法。因此, 本文将采用正交匹配追踪法进行求解。

3.1 正交匹配追踪法

正交匹配追踪 (Orthogonal matching pursuit, OMP) 方法具有迭代速度快、计算简单的特点, 在每次迭代过程时从字典中选择与输入信号内积最大的原子, 并将该原子加入支撑集中, 通过最小二乘运算更新残差, 使残差与支撑量相互正交。通过多次迭代求解出稀疏系数 θ 。下面

是 OMP 算法的具体步骤。

输入: 稀疏字典 E 、叶片振动位移差信号 Δx 、稀疏度 K 。

输出: 稀疏系数 $\theta = \hat{\theta}_k$ 。

(1) 初始化: 残差 $r_0 = \Delta x$, 支撑集 $A_0 = \emptyset$, 迭代次数 k 。

(2) 寻找稀疏字典中与残差相关性最高的列: $\lambda_k = \operatorname{argmax}_{i \in \{1, 2, \dots, 2M\}} |\langle r_{k-1}, e_i \rangle|$, 其中 e_i 为稀疏字典 E 的第 i 列向量, \langle, \rangle 为内积运算。

(3) 更新支撑集:

$$A_k = A_{k-1} \cup \lambda_k$$

(4) 求 $\Delta x = E\theta_k$ 的最小解:

$$\hat{\theta}_k = \operatorname{argmax}_{\theta_k \in R^n, \operatorname{SUPP}(\theta_k) \subset A_k} \|\Delta x - E\theta_k\|_2$$

(5) 更新残差: $r_k = \Delta x - E\hat{\theta}_k$ 。

(6) 若迭代次数 $k > K$, 则迭代结束, 跳出循环, 否则 $k = k + 1$, 返回步骤 (2)。

其中, 稀疏度 K 为叶尖振动位移差信号中的频率分量, 其中不随转速变化的频率分量为固有频率。因此, 稀疏度 K 的值即为固有频率分量数目。该值决定了迭代次数, 对最终迭代结果准确性有着直接的影响。当稀疏度设定较小时, 待测信号中的频率成分不能被完全提取出来; 当稀疏度设定较大时, 待测信号会被过分解而产生干扰谱线, 不利于准确确定信号中的频率成分。因此需要对稀疏度进行准确估计。

3.2 稀疏度估计

现有的稀疏度确定方法大多需要依赖先验信息人工直接设定, 这大大限制了该方法的适用性。为了解决这个问题, 本研究提出一种无先验的适用于叶端定时叶片振动位移差信号的稀疏度估计方法。

在噪声较弱且为窄带信号的情况下, 信号在加噪声前后的标准差不发生明显的变化。由此, 可以利用信号的标准差比值确定信号是否分解完全^[16]。

设叶片振动位移差信号的标准差为

$$s^{(k)} = \operatorname{std}(\Delta x^{(k)}) \quad (19)$$

式中, $\operatorname{std}()$ 为计算信号中所有元素的标准差; $\Delta x^{(k)}$ 为第 k 次迭代完成后得到的叶片振动位移差信号, 满足 $\Delta x^{(k)} = E\theta_k$ 。

计算每一次迭代完成后的叶片振动位移差信号标准差与上一次迭代完成后信号标准差的比值。当 $k > k^*$ 时, 满足

$$\frac{s^{(k+1)}}{s^{(k)}} \approx 1 \quad (20)$$

这表示第 $k+1$ 次迭代后的叶片振动位移差信号中含有噪声分量。因此可以确定 k^* 的值为准确的稀疏度值。

在噪声较强或为宽带信号的情况下, 仅通过信号的标准差无法准确判断, 此时可以结合频谱图进行判断。

假设第 $k = k^*$ 次迭代后得到谱图的频率值为 f_1, f_2, \dots, f_k 。对于任意 $i, j \in [1, k]$ 且 $i \neq j$, 这些频率值都满足 $|f_i - f_j| > f_{\min}$ 。当第 $k+1$ 次迭代后, 存在 $i \in [1, k+1]$ 满足

$$|f_i - f_{k+1}| < f_{\min} \quad (21)$$

式中, f_{\min} 为人为设定的阈值, 这个阈值通常比较小。式 (21) 表示当第 $k+1$ 次迭代生成新谱线与之前迭代生成谱线的频率值比较接近时, 认为迭代完成, 确定 k^* 的值为准确的稀疏度值。

4 单传感叶片振动位移差稀疏模型

旋转叶片运行状态通常为两种: 一种是升降速变速状态; 一种是匀速工作运行状态。单传感叶端定时信号的采样频率 f_s 在数值上等于旋转频率 f_r 。而固有频率通常情况下要比旋转频率大得多。因此, 单传感叶端定时信号不满足奈奎斯特采样定理, 其频谱会发生混叠, 产生混叠频率 f_a 。由混叠定理可知, 混叠频率满足

$$f_a = \min_{K \in Z_0^+} |f_n - Zf_s| \quad (22)$$

式中, Z 是一个正整数系数。

混叠频率对应的幅值和固有频率对应的幅值相同, 即两者的谱线完

全一样。对应至 OMP 算法,混叠频率和固有频率与信号的相关性一致。因此,在匀速工作运行状态下,对单传感叶端定时信号进行分析时,在分析出信号固有频率的同时也必然会存在混叠频率,这是任何算法都无法克服的。这时候如果有先验信息(如坎贝尔图、固有频率大致范围)存在,那么可以通过先验信息排除混叠频率的干扰。为了算法的独立运行,本文不引入先验信息,暂时不考虑匀速工作运行状态。

升降速变速状态下,旋转频率是随时间变化的。固有频率与叶片材料、形状相关,由叶片自身的特性所决定,旋转频率变化不大时固有频率值不会发生很明显的变化。因此,当旋转频率 f_r 从 f_1 变化至 f_2 时,由式(22)可知,混叠频率 f_a 也会发生变化,由 f_a^1 变化至 f_a^2 。并且,旋转频率变化 $\Delta f = f_1 - f_2$ 时,每个混叠频率也会变化 Δf 。即 $f_a^1 - f_a^2 = \Delta f$ 。对应至 OMP 算法,在升降速变速状态下,混叠频率 f_a^1 仅在 $f_r = f_1$ 时与信号的相关性和固有频率一致,混叠频率 f_a^2 仅在 $f_r = f_2$ 时与信号的相关性和固有频率一致。如图 3 所示,从整个升降速变速状态分析时,固有频率所对应的频谱谱线是最长的,固有频率与信号的相关性是最大的,这就可以使用 OMP 算法从信号中提取固有频率。

5 仿真分析

构建由多个正弦分量叠加的叶片振动位移 $x(t)$ 仿真信号,即

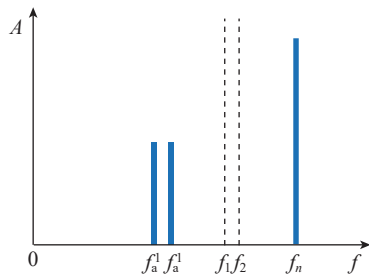


图 3 变速时信号的频谱

Fig.3 Signal spectrum at varying speed

$$x(t) = \sum_i A_i \cos(2\pi f_i t + \varphi_i) + N(t) \quad (23)$$

$i=0,1,2,4$

式中, $N(t)$ 为高斯白噪声; A_i 、 f_i 、 φ_i 分别表示旋转频率第 i 次谐波分量的幅值、频率和相位。

仿真信号异步振动由 3 个固有频率分量组成,详细仿真参数如表 1 所示。

为信号添加不同信噪比的噪声,探究算法在不同信噪比情况下的有效性。将 TOA 代入式(8)和式(9)求解单传感器叶片叶端位移差。求解结果如图 4 所示,其中时间为平均时间 Δt 。

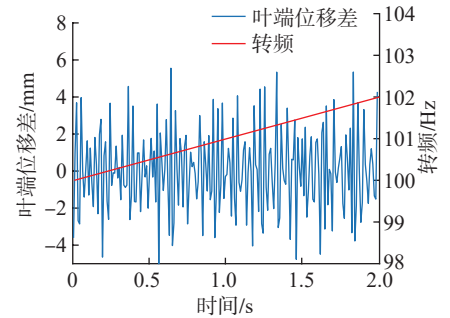
为了后续 OMP 运算,要先对 4 种不同噪声情况下的叶片叶端位移差信号进行稀疏度估计。采用式(19)计算每次迭代后叶片叶端位移差信号的标准差,并求出与上一次迭代后信号的标准差比值。当比值接近 1 时,上一次的迭代次数即为稀疏度。图 5 展示了不同噪声情况下,信号标准差比值随迭代次数的变化。不同噪声下,信号的标准差比值均在第 4 次迭代后趋向稳定且很接近 1。这说明信号中异步振动的频率分量数目为 3

表 1 仿真参数
Table 1 Simulation parameters

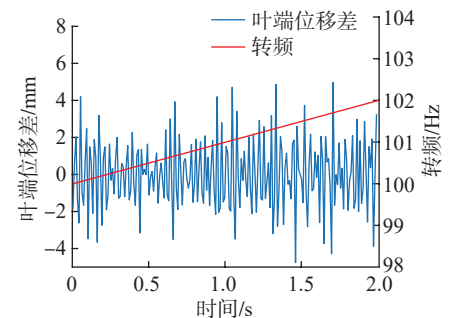
参数	数值
固有频率 f_0 /Hz	534, 775, 871
f_0 幅值 A_0 /mm	1.2, 0.8, 0.7
f_0 相位 φ_0 /rad	0.3, 0.2, 0.2
旋转频率 f_r /Hz	100~102
f_0 幅值 A_1 /mm	1
$2f_0$ 幅值 A_2 /mm	2
$4f_0$ 幅值 A_4 /mm	1.8
f_0 相位 φ_1 /rad	0.1
$2f_0$ 相位 φ_2 /rad	0.15
$4f_0$ 相位 φ_4 /rad	0.2
信噪比 SNR/dB	0~15
旋转圈数 N	680

个,与仿真参数一致,方法有效。

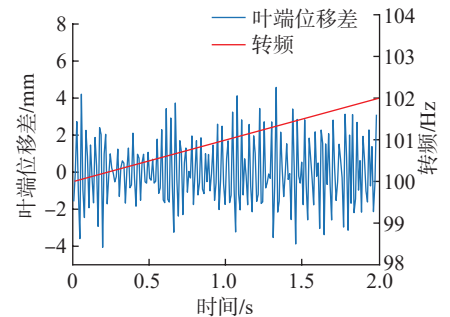
在确定信号的真实频率分量数量后,设定频率识别范围为 $[0, 1000]$ Hz,将频率区间离散为 10000 个频率点,每个频率点的间隔为 0.1 Hz,对不同噪声下的信号使用 BVD-OMP 算



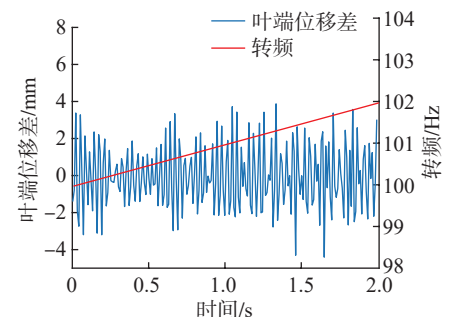
(a) SNR=0 dB



(b) SNR=5 dB



(c) SNR=10 dB



(d) SNR=15 dB

图 4 叶片振动位移差仿真信号

Fig.4 Simulation signal of blade vibration displacement difference

法计算信号频谱。信号频谱图如图 6 所示。

频率和幅值识别结果如表 2 所示。可以看出,在稀疏度确定的情况下,即便当信噪比为 0 dB 这种噪声很大的情况时,频率识别结果依旧准确,算法提取的频率与仿真设置的频率误差为 0 Hz。算法提取的振动幅值与仿真设定振动幅值的误差随着信噪比降低而增加。可见,算法在频率识别方面精度很高,幅值识别的精度与信噪比相关。对于实际采集的叶端定时信号,信噪比小于 0 dB 的强噪声情况几乎不存在,在此无需仿真分析。综上所述,不同信噪比的仿真分析结果表明,本文所建立的叶片振动位移差稀疏模型可以准确描述信号振动特征,本文所提算法具有很强的可行性和很高的鲁棒性,可以在无需键相信号的情况下准确提取出叶片振动的频率和幅值。

6 试验验证

在研究中,设计了一个试验装置来验证所提出的方法。探头布局如图 7 所示。机匣上布置了 5 个叶端定时传感器。所布置的传感器为激光传感器,通过采集的反射光光强变化来判断叶片是否通过传感器。当叶片旋转至快要接近传感器时,激光会被反射并接收,反射光的光强会增加;当叶片旋转至快要离开传感器时,激光反射不完全,反射光的光强会减少。因此,在叶片通过激光传感器的过程中,反射光光强呈现先增后减趋势。设定合理的光强阈值,采集光强信号的上升沿为叶片到达时间。试验的采样频率为 100 MHz,最小时间间隔为 10 ns。通过测量所有叶片的到达时间来求解叶片振动差。在轴上也安装了键相传感器,其目的是为了将使用传统多传感叶端定时信号处理算法作为对比验证来展示本文所提 BVD-OMP 算法的可行性。

试验验证分为以下 4 个步骤。

- (1) 利用 5 个叶端定时传感器和键相传感器求解叶片的瞬时幅值,并用现有的 IMUSIC 和 OMP 方法提取所有叶片的固有频率作为参考。
- (2) 使用一个叶端定时传感器

- 求解叶片振动位移差。
- (3) 在叶片振动位移差的基础上,采用 BVD-OMP 方法提取各叶片的固有频率。
- (4) 将提取结果与 IMUSIC 和

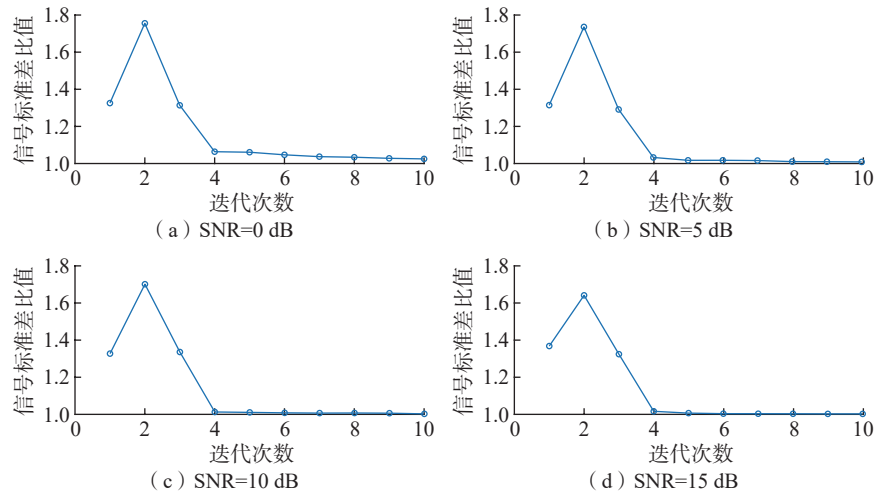


图 5 叶片振动位移差仿真信号标准差比值

Fig.5 Standard deviation ratio of simulated signal for blade vibration displacement difference

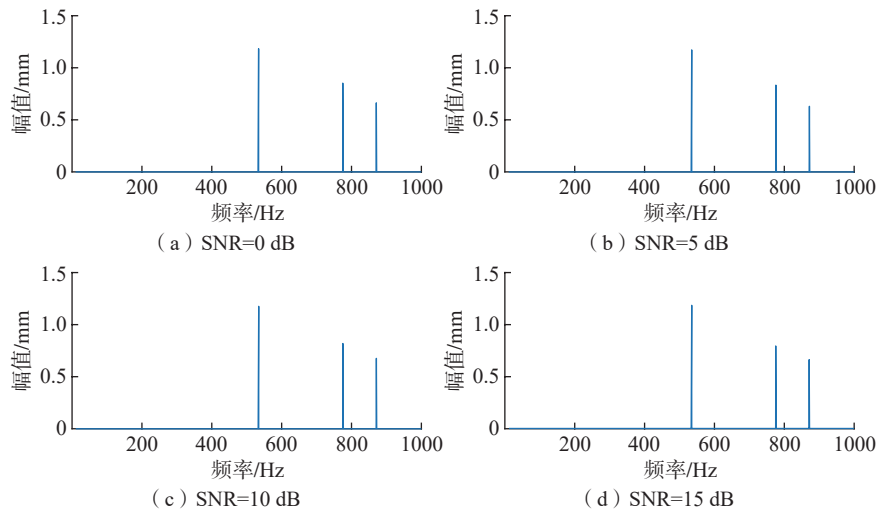


图 6 叶片振动位移差仿真信号分析结果

Fig.6 Analysis results of simulation signal for blade vibration displacement difference

表 2 频率和幅值识别结果

Table 2 Identification results of frequency and amplitude

信噪比/dB	频率识别结果/Hz	频率识别误差/Hz	幅值识别结果/mm	幅值识别误差/mm
0	534; 775; 871	0	1.12; 0.8; 0.6	0.1800
5	534; 775; 871	0	1.15; 0.82; 0.6	0.1700
10	534; 775; 871	0	1.14; 0.8; 0.65	0.1100
15	534; 775; 871	0	1.18; 0.78; 0.66	0.0800

OMP 参考结果进行对比,验证所提方法的有效性。

选择 90~150 s 的数据,旋转频率在 60 s 内从 120 Hz 均匀地增加至 180 Hz。图 8 显示了使用 5 个 BTT 传感器和 OPR 传感器计算的所有叶片的瞬时振幅。

以 1 号传感器为例分析无键相单传感叶端定时信号。首先,使用式 (8) 和 (9) 计算所有叶片的振动位移差。图 9 展示了 1 号传感器采集的叶片振动位移差信号。

叶片振动位移差和叶片振动在同步共振情况下的表现不同。由于同步共振的特性,单传感器采集的相邻圈的不同叶片振动位移大致接近,所计算的单传感器叶片振动位移差在同步振动时幅值较小。与之相反,异步振动由于全相位的特性,相邻圈的不同叶片振动位移相差很多,所计算的单传感器叶片振动位移差要比同步共振时大得多。由此可以区分异步振动和同步共振。观察 130~135 s 数据,叶片振动位移差幅值较大,其所对应的为异步振动情况,故选择此段数据进行分析。

实际采集的叶端定时信号为宽频信号,设定 $f_{\min}=1$ Hz,频率识别范围为 $[0, 1000]$ Hz,将频率区间离散为 10000 个频率点,每个频率点的间隔为 0.1 Hz,开始迭代。在迭代第二次时, $|f_2 - f_1| = 0.6 \text{ Hz} < f_{\min}$ 。因此,可以判定所采集信号中异步振动频率分量仅有 1 个。设定稀疏度为 1,使用 BVD-OMP 算法提取信号振动特征。为了展示更清晰,图 10 仅展示了所提取振动信号频率在 $[870, 910]$ Hz 范围内的频谱。可知,该叶盘叶片固有频率集中在 870~910 Hz。

为了验证 BVD-OMP 算法的有效性,使用 5 个传感器的 OMP 和 IMUSIC 算法进行分析。选择同样时间范围以内的数据进行对比验证。算法提取的固有频率结果如图 11 所示。可以看出, BVD-OMP 算法的准确性

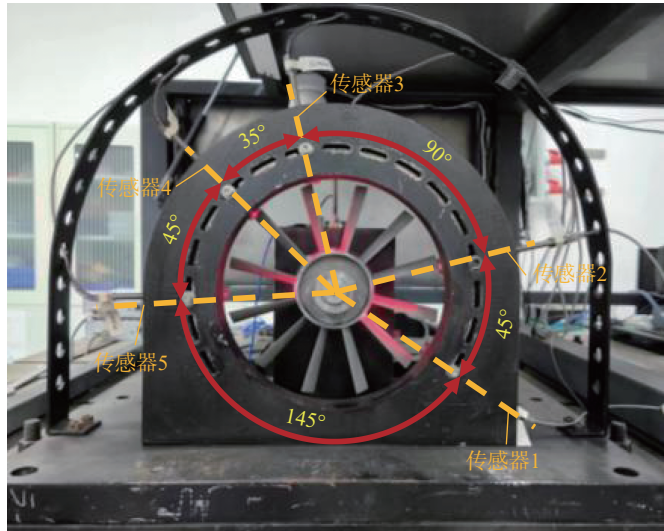


图 7 试验装置
Fig.7 Experimental platform

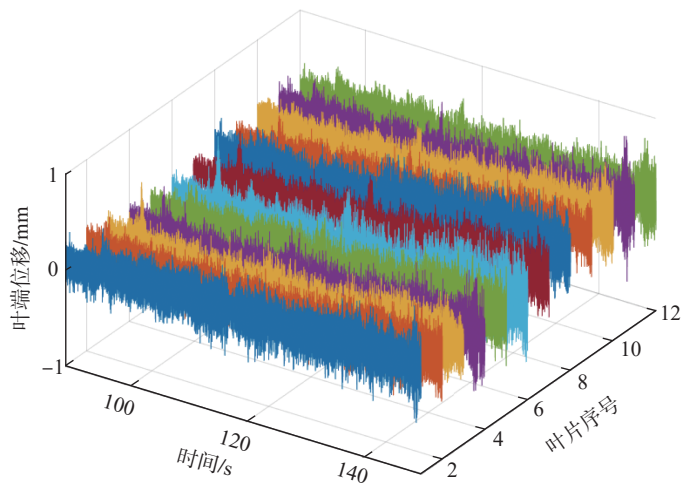


图 8 5 支传感器采集的叶端定时信号
Fig.8 BTT signals collected by five sensors

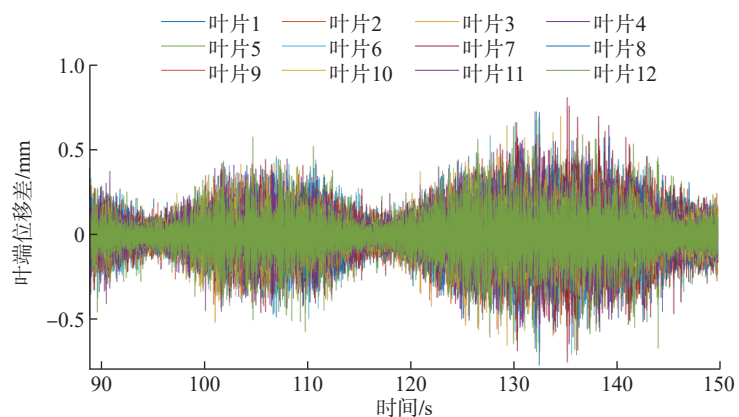


图 9 1 号传感器采集的叶片振动位移差信号
Fig.9 Vibration displacement difference signal of the blade collected by sensor 1

与 IMUSIC 和 OMP 算法相当。然而, BVD-OMP 仅需要安装 1 支叶端定时传感器,不需要安装键相传感器即可在极度欠采样情况下完成叶片固有频率的准确提取,这是 IMUSIC 和 OMP 算法所不能实现的。

为进一步验证 BVD-OMP 算法的稳定性,分别分析了 1~5 号传感器所采集到的 10 号叶片的单传感叶端定时信号,结果如图 12 所示。从 1、3、4 号传感器提取的叶片固有频率为 881.8 Hz,从 2、5 号传感器提取的叶片固有频率为 880.2 Hz,标准差为 0.8764 Hz。该结果表明, BVD-OMP 算法具有很强的稳定性,可以忽略单个传感器的安装角度对固有频率提取的影响。

7 结论

本文成功构建了叶片振动差的稀疏模型,为后续的振动参数提取提供了理论基础。本文创新性地提出了 BVD-OMP 算法。该算法能够在变转速条件下,仅使用一个叶端定时传感器,无需依赖键相信号,即可实现旋转叶片振动参数的准确提取。本文方法仅需一个探针即可达到相同的固有频率识别精度,降低了设备成本和复杂性。本文还提出了两种在叶端定时领域确定 OMP 算法稀疏度的方法,为算法的实际应用提供了技术支持。通过仿真和试验,将所提方法的频率识别结果与现有参考方法进行对比验证,结果表明所提方法具有较高的有效性和准确性。

本文方法目前仅适用于变转速情况。当转速恒定时,仅用一个传感器无法克服频率混叠的影响。对此,可以结合有限元分析或应变分析,确定固有频率的大致范围,并将该范围作为先验信息,进而实现恒定转速下全叶片固有频率的识别。

参考文献

[1] RUSSHARD P. Derived once per rev

signal generation for blade tip timing systems[C]// IET & ISA 60th International Instrumentation Symposium 2014. London: IET, 2014: 1-5.

[2] CHEN K, WANG W M, ZHANG X L,

et al. New step to improve the accuracy of blade tip timing method without once per revolution[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106321.

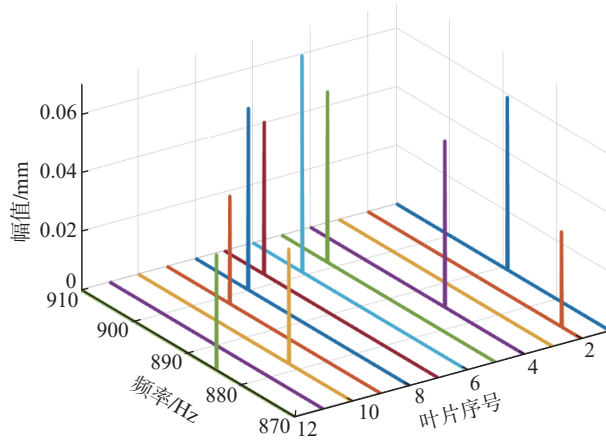


图 10 BVD-OMP 算法试验分析结果

Fig.10 Experimental analysis results of BVD-OMP algorithm

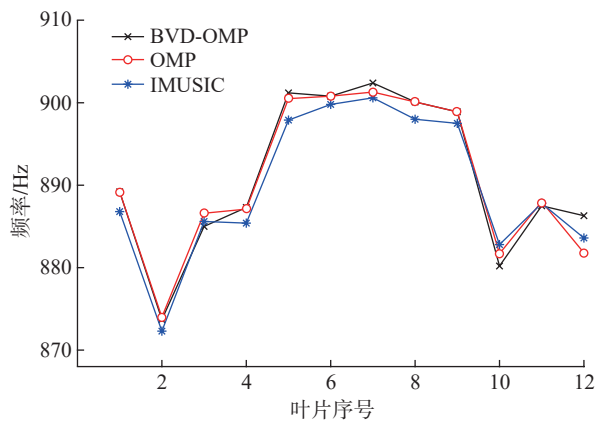


图 11 OMP、BVD-OMP 和 IMUSIC 提取的固有频率

Fig.11 Natural frequencies of OMP, BVD-OMP and IMUSIC

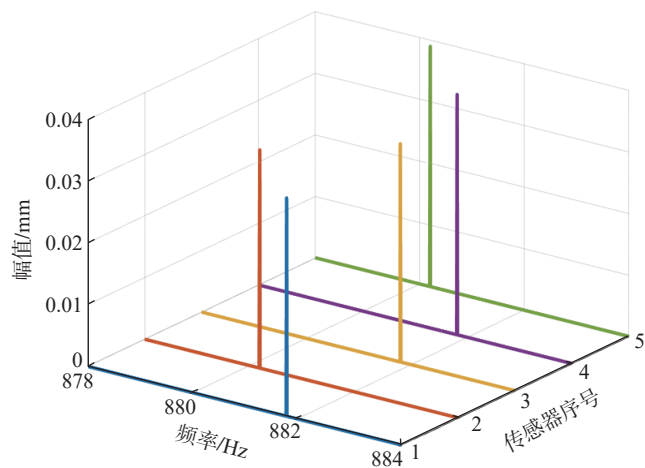


图 12 1~5 号传感器提取 10 号叶片的频谱

Fig.12 No.10 blade spectrum obtained by 1-5 sensors

- [3] HE C B, ANTONI J, DAGA A P, et al. An improved key-phase-free blade tip-timing technique for nonstationary test conditions and its application on large-scale centrifugal compressor blades[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 3504516.
- [4] REN S Q, XIANG X R, ZHAO Q J, et al. Multi-probe linear fitting and time of arrival linear correction method to analyze blade vibration based on blade tip timing without once-per-revolution[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(1): 290–310.
- [5] GUO H T, DUAN F J, ZHANG J L. Blade resonance parameter identification based on tip-timing method without the once-per revolution sensor[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 66: 625–639.
- [6] WANG W M, ZHANG X L, HU D F, et al. A novel none once per revolution blade tip timing based blade vibration parameters identification method[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(7): 1953–1968.
- [7] WANG Z K, YANG Z B, WU S M, et al. An OPR-free blade tip timing method for rotating blade condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 3504611.
- [8] JERZY M, ROMUALD R, MIROSLAW K, et al. Multimode tip-timing analysis of steam turbine rotor blades[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(11): 11721–11728.
- [9] 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.
- [10] 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): 1745.
- [11] WANG Z K, YANG Z B, WU S M, et al. An improved multiple signal classification for nonuniform sampling in blade tip timing[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(10): 7941–7952.
- [12] LI W B, YANG Z B, TIAN S H, et al. Single-probe blade tip timing based on sparse Bayesian learning[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(5): 055001.
- [13] FAN Z F, LI H K, DONG J N, et al. Blade vibration difference-based identification of blade vibration parameters: A novel blade tip timing method[J]. Journal of Sound and Vibration, 2021, 512: 116402.
- [14] LI H Q, YANG Z B, WU S M, et al. Adaptive iterative approach for efficient signal processing of blade tip timing[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 6504313.
- [15] CAO J H, YANG Z B, TIAN S H, et al. Time delay-based spectrum reconstruction for nonuniform and sub-Nyquist sampling in blade tip timing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200: 110552.
- [16] LI W B, TIAN S H, YANG Z B, et al. Multi-spectrum fusion for single-probe blade tip timing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 204: 110798.

通信作者: 杨志勃, 教授, 博士, 研究方向为机械结构健康监测。

Low Involvement Key-Phase-Free Blade Tip Timing Method

ZHOU Lei¹, YANG Zhibo¹, CAO Jiahui¹, FENG Junnan², ZHANG Huan², YANG Zhijun²,
SUN Ruobin¹, CHEN Xuefeng¹

(1. National Key Lab of Aerospace Power System and Plasma Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. AECC Commercial Aircraft Engine Co., Ltd., Shanghai 200241, China)

[ABSTRACT] The rotating blade is a key wearing part of aero-engine, so it is necessary to monitor its condition. Blade tip timing (BTT) is an effective non-contact monitoring method for rotating blades. However, the traditional BTT relies heavily on the once-per-revolution signal, and the BTT signal has serious under-sampling problem. In this paper, Orthogonal matching pursuit (OMP) method based on blade vibration difference is proposed to extract blade natural frequency. Firstly, a BTT sensor is used to calculate the blade vibration difference. Then, the sparse model of blade vibration difference is constructed, and the blade vibration difference signal is decomposed by OMP method under the condition of varying speed, and the vibration amplitude and natural frequency of the blades are extracted. The effectiveness and robustness of the proposed method are verified by numerical simulation, and experiments are carried out on the blade tip timing test bench. The results show that this method can accurately identify the amplitude and natural frequency of blade asynchronous vibration.

Keywords: Orthogonal matching pursuit; Blade tip timing; Key-phase-free; Frequency identification; Signal processing

(责编 阳光)