

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2024.05.02

单传感叶端定时信号固有频率动态提取方法

胡华辉, 杨志勃*, 金若尘, 杨来浩, 田绍华

(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, 陕西 西安 710049)

摘要: 为解决叶端定时采样信号的欠采样问题并应对传感器的局限性, 提出了一种使用单传感器测量数据的叶片固有频率提取方法, 通过构造多种虚拟信号将测量信号进行频移, 提取动态变化信号的频率成分, 结合先验信息提取叶片的固有频率信息。基于仿真和实验验证了该方法在固有频率提取上的有效性和准确性, 同时展示了其在小样本数据处理上的潜力。该方法仅使用一支叶端定时传感器, 克服了传感器布局的限制, 在传感器使用数量最低的情况下, 解决了欠采样带来的频率混叠问题, 有望为航空发动机转子叶片在线监测提供技术支持。

关键词: 单传感; 叶端定时; 欠采样; 频谱混叠; 叶片健康监测

中图分类号: TB9; TH89; O329; V232.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-5795 (2024) 05-0014-08

Dynamic extraction method for natural frequency of single-probe blade based tip timing signal

HU Huahui, YANG Zhibo*, JIN Ruochen, YANG Laihao, TIAN Shaohua

(Xi'an Jiaotong University, the National Key Lab of Aerospace Power System and Plasma Technology, Xi'an 710049, China)

Abstract: To address the under-sampling issue in blade tip-timing signals and overcome probe limitations, a novel method for extracting blade natural frequencies using single-sensor measurement data is proposed. By constructing multiple virtual signals to frequency-shift the measured signal, the frequency components of dynamically varying signals are extracted, and the natural frequency information of the blades is retrieved in conjunction with prior knowledge. Simulation and experimental results validated the effectiveness and accuracy of this method in natural frequency extraction, and also demonstrated the potential for processing small-sample data. This approach uses only a single blade tip-timing probe, overcoming the restrictions in probe placement. With the minimum number of probes, it resolves the frequency aliasing caused by under-sampling, offering the promising technical support for online monitoring of rotor blades in aero-engines.

Key words: single-probe; blade tip timing; under-sampling; frequency aliasing; blade health monitoring

0 引言

转子叶片是涡轮机械的核心部件之一, 其运行状态直接影响涡轮机械整体的运行效率和安全

性, 因此对转子叶片进行状态监测诊断十分必要。叶端定时技术(Blade Tip Timing, BTT)提供了一种非接触式、非侵入的叶片测量手段, 其通过安装在转子机匣上的少量传感器, 实现整周叶片的在

收稿日期: 2024-10-03; 修回日期: 2024-10-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(92360306, 52222504)

引用格式: 胡华辉, 杨志勃, 金若尘, 等. 单传感叶端定时信号固有频率动态提取方法[J]. 计测技术, 2024, 44(5): 14-21.

Citation: HU H H, YANG Z B, JIN R C, et al. Dynamic extraction method for natural frequency of single-probe blade based tip timing signal[J]. Metrology & Measurement Technology, 2024, 44(5): 14-21.



线监测。近年来,许多研究者对叶端定时技术开展了深入研究,其中,叶端定时信号处理是重点研究领域。然而,由于航空发动机的结构特性,叶端定时传感器的数量和布局受到实际安装位置限制,如何从叶端定时欠采样信号中提取叶片的状态信息成为了目前的研究热点。

早期的研究集中于从信号模型出发,采用时域拟合等思路提取振动信号的参数。ZABLOTSKIY I Y 等人^[1]提出了单参数法,之后 HEATH S 等人^[2]进行了改进,使用单支传感器即可在有叶片坎贝尔图的先验信息下提取叶片的共振阶次和振幅。随后,HEATH S 等人^[3]提出了双参数法,使用2支特定布局的传感器提取叶片的振动阶次和振幅。CARRINGTON I B 等人^[4]继续采用类似的单自由度模型,将传感器数量增加到至少4支,通过自回归原理求解叶片的振动频率和振幅。

之后,一些学者研究了传感器均布类型的频域处理方法。BEAUSERORY P 等人^[5]提出了均布法,ZHANG Y 等人^[6]提出了“5+3”均布方法,这两种方法的核心是将传感器均匀布置,获得接近均匀采样的BTT信号,以便应用离散傅里叶变换获得频域信息。为了实现更高的采样频率,均匀布置更多传感器成为自然的选择。“5+3”方法本质上是利用主动混叠来解混叠,CAO J 等人^[7-8]深入探索了主动混叠的理论,并提出了采样混叠频率(Sampling Aliasing Frequency, SAFE)图和延时采样策略。

以上绝大多数方法对传感器的布局 and 数量都有较为严格的要求,后来,以压缩感知为代表的一系列方法逐步得到应用,包括正交匹配追踪(Orthogonal Match Pursuit, OMP)^[9]和多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)^[10-11]、旋转不变信号参数估计技术(Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariant Techniques, ESPRIT)^[12]等空间类算法,这几种方法都能被归结到随机采样理论中^[13-16]。针对频率网格与目标信号频率不匹配的情况,JIN R C 等人^[17]基于原子范数探索了连续压缩感知在BTT信号处理中的应用,实现了从测量数据中获取频域内的任何连续值。虽然压缩感知类方法并不需要对传感器的数量和布局进行严格

限制,但是为了获取更稀疏的结果,往往也需要优化传感器的数量和布局^[18]。

仅使用单支传感器的数据来提取叶片状态信息成为突破传感器数量和布局限制的热点。CAO J 等人^[19]首先提出了利用单支传感器来获取相邻叶片的频率差,从而判断叶片是否发生裂纹等故障,但是无法获得单个叶片的固有频率,当相邻叶片同步故障时,由于频率差变化不大,该方法也会失效。LI W 等人^[20]从贝叶斯理论角度推导了叶端定时信号参数的估计方法,并给出了适用于单传感器数据的叶片固有频率估计方法,但是该方法在与文献^[21]的方法对比时,存在频率提取不够稳定等问题^[21]。HU H 等人^[21]在CAO J 的基础上构造了虚拟频率,利用频移和先验信息直接提取出叶片的固有频率信息,但是该方法在提取频率信息时仅使用阈值方法,噪声、虚拟信号参数设计对其影响较大,尤其是当噪声不为白噪声时,该方法失效概率较高。因此,本文提出一种使用单传感器的叶片固有频率动态提取方法,从频率的移动中准确提取所需的频率成分,克服实际安装中对传感器布局和数量的限制,结合先验信息直接提取叶片的固有频率信息。

1 模型与方法

1.1 叶端定时信号模型

叶端定时信号可以表征为多种物理量,这里采用振动位移作为分析对象。叶端定时信号可以表示为多个单频成分与噪声项的叠加,包含一阶固有频率和转频成分,可以表示为式(1)。

$$\begin{aligned} y_p(t) &= \sum_i A_i \cos(2\pi f_i t + \phi_i) + n_i(t) \\ &= A_{li} \cos(2\pi f_{li} t + \phi_{li}) + \\ &\quad A_{ri} \cos(2\pi f_{ri} t + \phi_{ri}) + N(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $y_p(t)$ 为第 p 个叶片的振动位移, A_i 、 f_i 、 ϕ_i 分别为第 i 个成分的幅值、频率、相位, $n_i(t)$ 为噪声, A_{li} 、 f_{li} 、 ϕ_{li} 分别为固有频率成分的振动幅值、频率、相位, A_{ri} 、 f_{ri} 、 ϕ_{ri} 分别为转频成分的振动幅值、频率、相位, $N(t)$ 为噪声和其他项。

当叶片发生共振时,噪声项和其他项相比于固有频率的振动成分要小得多,因此可以近似忽

略, 即此时的共振只包含异步共振成分。

1.2 固有频率动态提取方法

当叶片处在共振区时, 构造一个形式与 $y_p(t)$ 相似的虚拟信号 $y_j(t)$, 即

$y_i(t) = A_{ij} \cos(2\pi f_{ij}t + \phi_{ij}) + A_{rj} \cos(2\pi f_{rj}t + \phi_{rj})$ (2)
式中: A_{ij} 、 f_{ij} 、 ϕ_{ij} 分别为固有频率成分的幅值、频率、相位, A_{rj} 、 f_{rj} 、 ϕ_{rj} 分别为转频成分的幅值、频率、相位。

将虚拟信号与测量信号做点乘, 考虑在共振区时测量信号的主要成分为固有频率成分和转频成分, 得到点乘信号为

$$S_{i,j}(t) = y_i(t)y_j(t) \quad (3)$$

$$\approx \sum_{m,n,k} A_{mn} \cos(2\pi f_{kmn}t + \phi_{kmn})$$

$$\begin{cases} A_{mn} = \frac{A_{mi}A_{nj}}{2} \\ f_{kmn} = f_{mi} + kf_{nj} \\ \phi_{kmn} = \phi_{mi} + k\phi_{nj} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $S_{i,j}(t)$ 为第 i 个叶片的振动位移信号 $y_i(t)$ 与虚拟信号 $y_j(t)$ 的点乘; m 为振动位移信号中固有频率成分和转频成分的记号, $m = 1, r$; n 为虚拟信号中固有频率成分和转频成分的记号, $n = 1, r$; k 为正负取值符号, $k = -1, 1$ 。

在无噪声的点乘信号的频谱中, 理论频率成分只包含 5 个频率, 分别是 $f_i + f_j$ 、 $f_i - f_j$ 、 0 、 $f_i - f_j$ 的折叠频率(5 个频率成分可能会重合), 在之前的工作中^[21], 本课题组采用阈值方法提取特定频率成分, 再根据混叠公式和先验信息计算叶片固有频率。但是这种提取方法受噪声、虚拟信号的参数设计和测量信号的幅值参数影响较大。综合考虑单频谱提取的限制和 5 个未知频率成分的特点, 将静态的单频谱提取改进为动态的多频谱提取, 利用虚拟信号无限制的特点, 提取频谱中可变频率成分(包含虚拟信号的频率成分), 分别为 $f_i + f_j$ 、 f_j 、 $f_i - f_j$ 的折叠频率, 如图 1 所示。

本文提出的固有频率动态提取方法的算法流程图如图 2 所示。首先构造 2 组固有频率成分不同的虚拟信号, 虚拟信号固有频率范围满足 $[f_{i0} - \frac{f_r}{2}, f_{i0} + \frac{f_r}{2}]$, 其中, f_{i0} 为固有频率的估计值, f_r 为叶片转速频率; 然后将 2 组虚拟信号与测量信号分

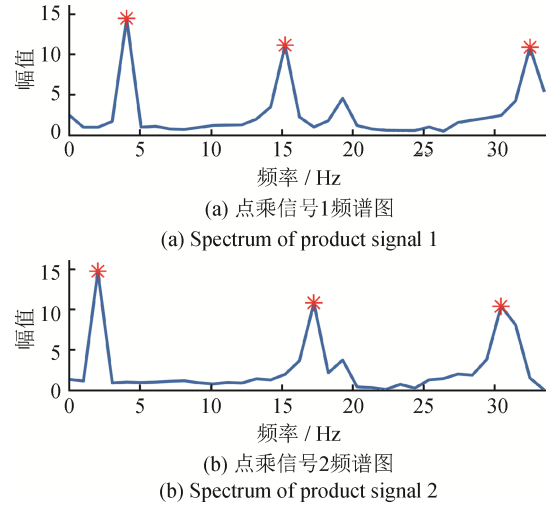


图 1 动态频率提取示意图

Fig.1 Demonstration of dynamic frequency extraction

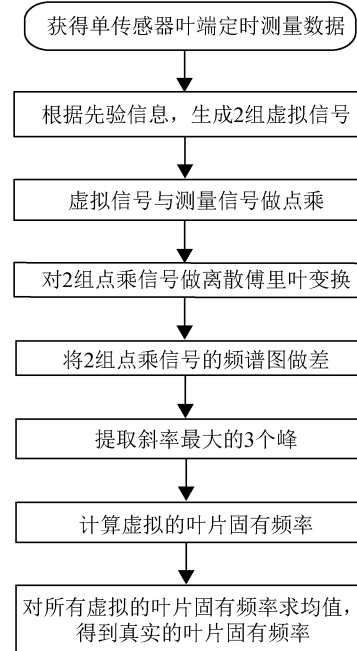


图 2 算法流程图

Fig.2 Flowchart of the proposed method

别做点乘, 得到 2 个点乘信号, 并做离散傅里叶变换, 得到 2 组点乘信号的频谱图; 接着将 2 组频谱图做差值, 得到新的频谱图; 再按照 2 组虚拟信号的频率差求频谱变化率, 提取频谱绝对变化率最大的 3 个峰, 即为 3 个包含虚拟信号频率的峰; 之后利用已知的虚拟信号频率 f_j 对提取的频率成分进行校验, 根据如式(5)的频率混叠公式与先验信息求解叶片固有频率

$$\begin{cases} |f_i - f_j| = p_1 \\ \min_K |f_i + f_j - Kf_r| = p_2 \end{cases} \quad (5)$$

式中： p_1 、 p_2 为提取出的频率， K 为使 $|f_i + f_j - Kf_r|$ 取得最小值的整数， $K \in \mathbf{Z}$ 。

随后在 $[f_{i0} - \frac{f_r}{2}, f_{i0} + \frac{f_r}{2}]$ 的范围内选择其他频率构造新的虚拟信号，重复以上步骤，直到遍历所有频率；最后将求得的所有叶片固有频率做算术平均，得到真实的叶片固有频率。

2 数值验证

设计了两种数值仿真实验验证所提方法的性能表现，分别是频率变化情况和小样本数据下所提方法的频率辨识能力。给定先验信息叶片固有频率约 350 Hz，采样频率为 67 Hz，则虚拟信号频率范围为 $[317, 383]$ Hz，设置 2 组虚拟信号固有频率的差值为目标信号做离散傅里叶变换后频谱分辨力的 2 倍。其余虚拟信号参数如表 1 所示，频率辨识结果如图 3、图 4 所示。

由图 3 可知，在目标频率按照 1 Hz 的梯度变化情况下，采样点数保持为 67 个，实际用于分析的点数为 66 个，虚拟信号扫频范围不变。此时，点乘信号频谱的分辨力为 1.015 2 Hz，即目标频率不落在频率网格上，而所提方法辨识的频率最大误差不超过 0.5 Hz，这证明了所提方法能够有效准确辨识目标频率。为了进一步验证所提方法的鲁棒性，仿真信号的 s_{nr} 被设置为 0.1，即信号成分可以看作被噪声成分所淹没。由图 4 可知，尽管所提方法辨识出的频率准确度有所下降，但误差较小，最大约为 1 Hz，即 0.3%，在可接受范围内，证明了所提方法具有一定的抗噪性。

在小样本数据仿真实验中，设置采样点数为 2.0 倍采样频率到 0.1 倍采样频率(梯度变化为 0.1 倍采样频率)，测试所提方法对 3 组频率(354、352、349 Hz)的辨识效果，测试结果如图 5 所示。由图 5 可知，在采样点数为 0.3 ~ 2.0 倍采样频率范围内，辨识的频率最大相对误差不超过 0.5%；而在采样点数为 0.2 倍采样频率时，频率辨识的相

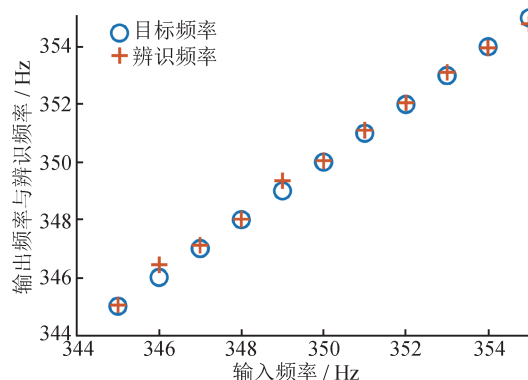


图3 频率辨识结果(采样点数: 67个, $S_{NR} = 10$)

Fig.3 Results of frequency identification
(sampling point number: 67, $S_{NR} = 10$)

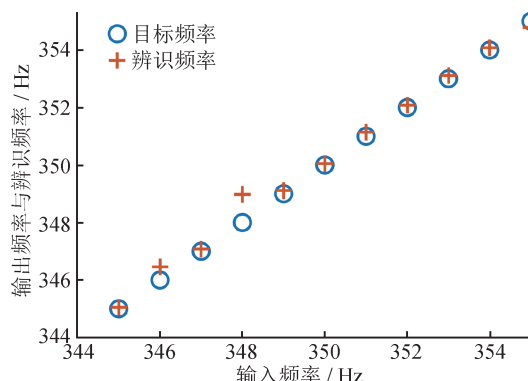


图4 频率辨识结果(采样点数: 67个, $S_{NR} = 0.1$)

Fig.4 Results of frequency identification
(sampling point number: 67, $S_{NR} = 0.1$)

表1 数值仿真参数表

Tab.1 List of numerical simulation parameters

目标信号								虚拟信号						
固有频率				转频				固有频率				转频		
变化范围/Hz	变化梯度/Hz	成分幅值	成分相位/rad	频率/Hz	成分幅值	成分相位/rad	信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR)	变化梯度/Hz	成分幅值	成分相位/rad	频率/Hz	成分幅值	成分相位/rad	
[345, 355]	1	6	0.42	67	3	0.1	10, 0.1	1	5	0	67	1	0.1	

对误差增大到约3%；在采样点数为0.1倍采样频率时，所提方法无法辨识目标频率。在采样点数为0.2倍采样频率时(即采样点数为13个时)，频率分辨力约为5 Hz，频谱中的峰只有6个，根据所提方法计算的斜率成分只有4个，需要提取其中的3个作为3个包含虚拟信号频率成分的频率，此时已接近极限情况(即只有3个斜率成分)，因为固有频率绝对值为350 Hz左右，所以3%的频率辨识相对误差是可接受的，也证明了本文所提的通过频率动态变化提取固有频率的方法可行性较高。而在采样点数为0.1倍采样频率时，频率分辨力约为10 Hz，频谱中的峰只有3个，只能计算出2个斜率成分，不满足方法要求，因此所提方法在此时失效。从图5还可以观察到，随着采样点数的增加，频率辨识的误差逐渐缩小。因为频率分辨力随采样点数的增加而增加，频率网格逐步细化，所提取的频率逐渐接近真实的包含虚拟信号频率在内的频率成分，所以最终计算出的固有频率接近目标值。

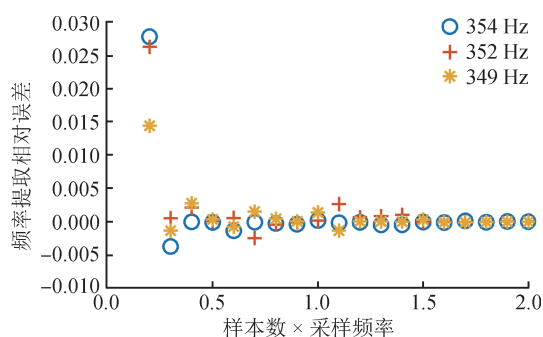


图5 小样本测试结果图

Fig.5 Results of small data simulation

3 实验验证

为了进一步验证所提方法的有效性，设计了两组实验，采用块正交匹配追踪方法(Block Orthogonal Match Pursuit, Block-OMP)提取的固有频率作

为参考基准。

第一组实验用于验证所提方法的有效性。在实验台上任意布局4支叶端定时传感器，Block-OMP方法使用4支传感器的融合数据进行频率提取，所提方法使用2号传感器的测量数据进行频率提取，实验参数如表2所示，实验台布局、实验数据和实验结果分别如图6、图7、图8所示。

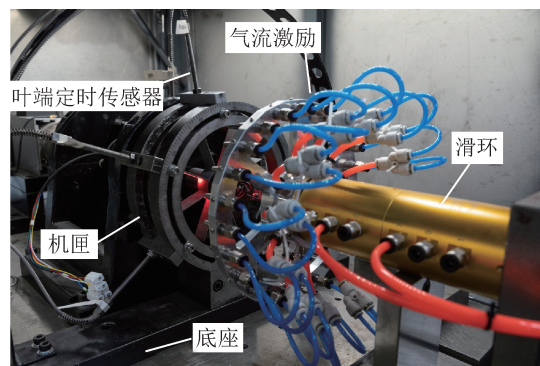


图6 实验台布局示意图

Fig.6 Experiment platform layout

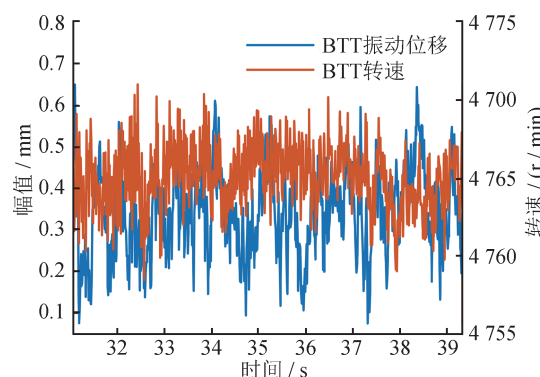


图7 2号传感器实验数据

Fig.7 Experiment data collected by probe No.2

第二组实验用于对比叶片在不同裂纹损伤程度下所提方法与Block-OMP方法的效果。使用某型冷端叶片缩比模型，裂纹损伤叶片为15号叶片，裂纹设置在距离叶根处10 mm，损伤长度分别为1、

表2 实验参数表

Tab.2 List of experiment parameters

叶片编号	所提方法使用传感器编号	目标转速/(r/min)	气流激励/MPa	叶片固有频率估计/Hz	固有频率幅值/mm	转频成分幅值/mm	频率变化范围/Hz	频率变化梯度/Hz	固有频率成分相位/rad	转频成分相位/rad
5	2	4800	0.1	320	5	1	[281, 356]	1	0	0.1

3、5 mm, 使用5支传感器, 布局为 $[0, 72.8, 111.2, 126.6, 157.6]$ degree, 健康叶片固有频率约为750 Hz, 1 mm裂纹时叶片测量数据和选取的共振区如图9所示。

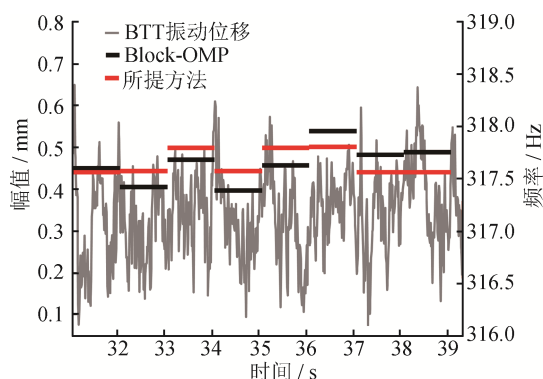


图8 实验结果

Fig.8 Result of experiment

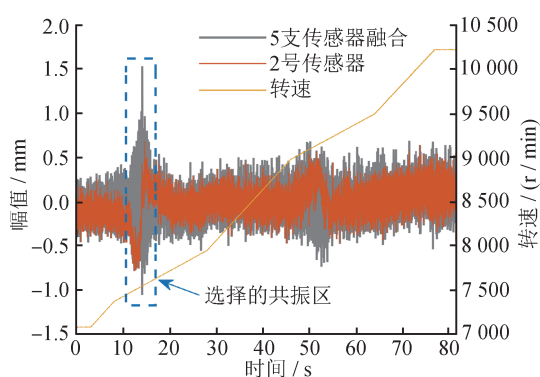


图9 1 mm裂纹实验结果

Fig.9 Experiment data with 1 mm crack

由图7可知, 所提方法与Block-OMP方法提取的叶片固有频率接近, 最大误差不超过1 Hz, 估计的固有频率与先验信息给定的320 Hz相差约3 Hz, 结合图3(目标频率与先验信息相差5 Hz)可知, 先验信息给定的固有频率并不需要非常精确, 事实上只要保证虚拟信号频率变化的上下限与固有频率的差值不超过采样频率的一半即可。此外, 由图8可知, 所提方法提取的固有频率的方差小于Block-OMP方法, 而由图7可知, 该段实验数据的转速波动不超过15 r/min, 因此转速变化对叶片固有频率的影响较小。理论上, 叶片固有频率为一定值, 即所提方法提取的叶片固有频率更合理, 所提方法在整个扫频范围内进行多次估计并求均值, 噪声能量被多个频率的虚拟信号平均, 削弱

了噪声对最终频率提取的干扰, 因此所提方法的抗噪性优于Block-OMP方法。

图10对比了所提的单传感器方法与使用多传感器融合数据方法的固有频率辨识效果。随着裂纹长度的增加, 叶片的固有频率逐渐下降, 且不同转速下叶片的固有频率不同; 同一裂纹长度下的数据点自下而上转速逐渐增加, 固有频率也逐渐增加, 与理论一致。而所提单传感器方法提取的固有频率与使用5支传感器数据的Block-OMP方法提取的叶片固有频率基本一致, 最大误差不超过1 Hz。所提方法仅使用1支传感器, 即可实现5支传感器的频率辨识效果, 并且准确辨识了不同裂纹程度下的叶片固有频率, 具有较高的易用性和有效性。

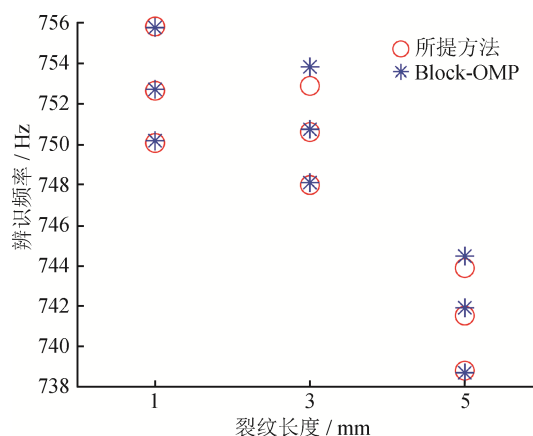


图10 不同裂纹程度下固有频率提取效果

Fig.10 Natural frequency extraction performance with different cracks

4 结论

本文提出了一种使用单传感器叶端定时测量数据的叶片固有频率提取技术, 通过构建两组不同频率的虚拟信号来模拟频谱的动态峰值变化, 并结合预设的固有频率范围, 克服了传感器布局的物理限制, 在仅使用单支传感器的情况下精确辨识叶片固有频率。

数值验证结果证明了所提方法频率辨识的有效性、准确性和鲁棒性, 在 S_{nr} 为0.1时辨识的最大相对误差不超过0.3%, 并展示了其在处理小样本数据(采样频率为67 Hz时可使用13个点进行提取)方面的潜力。实验对比分析显示: 所提方法

从单传感器数据中提取的固有频率与从多传感器融合的数据中提取的固有频率的相对误差在0.4%以内,并且实现不同裂纹故障程度的叶片固有频率辨识,证明了所提方法的精确性和易用性。

为了有效恢复混叠频率,当前方法依赖于一个窄带的固有频率范围作为先验信息,实际上虚拟信号的构造是任意的。在之后的研究中,将进一步探索在弱先验的条件下恢复混叠频率的可能性。

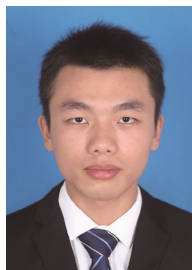
参考文献

- [1] ZABLOTSKIY I Y, KOROSTELEV Y A. Measurement of resonance vibrations of turbine blades with the ELURA device [J]. *Energomashinostroneniye (USSR)*, 1970, 2: 36–39.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] DIMITRIADIS G, CARRINGTON I B, WRIGHT J R, et al. Blade-tip timing measurement of synchronous vibrations of rotating bladed assemblies [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2002, 16(4): 599–622.
- [5] BEAUSEROY P, LENGELLÉ R. Nonintrusive turbomachine blade vibration measurement system [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(4): 1717–1738.
- [6] ZHANG Y, DUAN F, FANG Z, et al. Analysis of non-contact asynchronous vibration of rotating blades based on tip-timing [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2008, 44(7): 147–150.
- [7] CAO J, YANG Z, TIAN S, et al. Biprobable blade tip timing method for frequency identification based on active aliasing time-delay estimation and dealiasing [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 70(2): 1939–1948.
- [8] CAO J, YANG Z, TIAN S, et al. Active aliasing technique and risk versus error mechanism in blade tip timing [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 191. DOI: 10.1016/j.ymssp.2023.110150.
- [9] BOUCHAIN A, PICHERAL J, LAHALLE E, et al. Blade vibration study by spectral analysis of tip-timing signals with OMP algorithm [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 130: 108–121.
- [10] WANG Z, YANG Z, WU S, 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.
- [11] WANG Z, YANG Z, TENG G, et al. Amplitude-identifiable music (Aid-MUSIC) for asynchronous frequency in blade tip timing [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022: 1–11.
- [12] 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 M L, DUAN F J, OUYANG T, et al. Rotating blade vibration frequency identification ESPRIT method based on blade tip timing [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(12): 18–21. (in Chinese)
- [13] ALDROUBI A, GRÖCHENIG K. Nonuniform sampling and reconstruction in shift-invariant spaces [J]. *SIAM Review*, 2001, 43(4): 585–620.
- [14] ANTEZANA J, CARBAJAL D, ROMERO J L. Random periodic sampling patterns for shift-invariant spaces [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2023, 70(6): 3855–3863.
- [15] SAHOO S K, MAKUR A. Signal recovery from random measurements via extended orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(10): 2572–2581.
- [16] 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.
- [17] JIN R C, YANG L H, YANG Z B, et al. The connection between digital-twin model and physical space for rotating blade: an atomic norm-based BTT undersampled signal reconstruction method [J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2023, 66(1). DOI: 10.1007/s00158-022-03436-1.
- [18] WU S M, ZHAO Z B, YANG Z B, et al. Physical constraints fused equiangular tight frame method for blade tip timing sensor arrangement [J]. *Measurement*, 2019,

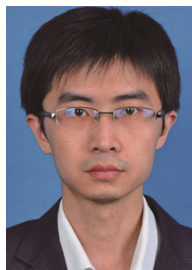
145: 841–851.

- [19] CAO J H, YANG Z B, LI H Q, et al. Single-probe blade tip timing: a novel method for anomaly identification based on frequency shift[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1–16.
- [20] LI W, TIAN S, YANG Z, et al. Parametric bayesian model for rotating blade frequency tracking with single probe blade tip timing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200. DOI: 10.1016/j.ymssp. 2023. 110627.
- [21] HU H, YANG L, YANG Z, et al. A single probe blade tip timing method for fast extraction of blade natural frequency [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1–11.

(本文编辑: 刘宇轩)



第一作者: 胡华辉(1999—), 男, 博士生, 主要研究方向为航空发动机健康监测。



通信作者: 杨志勃(1987—), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为机械结构健康监测、机械非接触测量与监测诊断、故障诊断、损伤检测、有限元方法、风力发电机状态监测、SCADA 系统状态监测与预测。