

引文格式: 王增坤, 高程文博, 杨志勃, 等. 低介入叶端定时信号混叠规律研究[J]. 航空制造技术, 2025, 68(17): 67-71, 81.

WANG Zengkun, GAO Chengwenbo, YANG Zhibo, et al. Study on aliasing pattern of low-intervention blade tip timing signals[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(17): 67-71, 81.

## 低介入叶端定时信号混叠规律研究\*

王增坤<sup>1</sup>, 高程文博<sup>2</sup>, 杨志勃<sup>2</sup>, 乔百杰<sup>2</sup>, 曹佳辉<sup>2</sup>, 左浩<sup>1</sup>, 陈雪峰<sup>2</sup>

(1. 长安大学道路施工技术装备教育部重点实验室, 西安 710064;

2. 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)

**[摘要]** 针对现有叶端定时技术传感器需求多, 影响技术实用性的问题, 通过研究单传感器叶端定时信号的混叠规律, 提出一种单传感无先验叶片固有频率识别策略。该策略通过变转速叶端定时信号的时频域分析, 将时频图向频率轴进行投影叠加, 通过对投影图峰值搜索实现单传感无先验叶片固有频率识别。仿真与试验结果验证了所提识别策略的可行性与有效性。相比传统识别方法, 该方法具备滤除同步成分的能力, 为低介入叶端定时技术的应用提供了新的解决思路。

**关键词:** 叶端定时; 单传感器; 混叠规律; 多重信号分类; 振动参数辨识

中图分类号: V232.4

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.17.067



王增坤

讲师, 博士, 研究方向为转子叶片状态监测。

航空发动机是航空装备的“心脏”, 技术复杂且可靠性要求极高。转子叶片因数量多、工作条件恶劣,

失效概率高, 占发动机零部件失效事件的 70% 以上<sup>[1]</sup>。这不仅严重威胁了发动机安全, 还可能造成巨大的经济损失。为保障运行安全, 叶片健康状态的监测至关重要。传统方法通过应变片和滑环引电器采集叶片振动信号, 但滑环因摩擦易损坏和安装困难等原因难以实现长期在线监测, 而叶端定时 (Blade tip timing, BTT) 技术作为一种非接触式测量手段受到学术界和工业界的广泛关注<sup>[2]</sup>。

叶端定时传感器布置在机匣上, 探头指向叶盘中心。对于单个叶片而言, 转子每转一圈, 单支传感器采集一次叶片的到达时间, 将其转化为振动位移<sup>[3]</sup>。这意味着叶端定时技术的平均采样率相当于叶端传感器数量和旋转频率的乘积, 而叶片的固有频率通常远高于这一频率, 因此叶端定时采样无法满足奈奎斯特采样

定理, 从而导致叶端定时信号的频谱发生严重混叠。为了克服高度欠采样引起的频率混叠, 叶端定时测量通常安装 5~7 个传感器。然而, 这会导致安装成本增加、系统可靠性下降。因此, 发展能够克服欠采样信号频谱混叠现象的频谱分析方法对于叶端定时信号处理具有重要意义。

非均匀傅里叶变换<sup>[4]</sup>和周向傅里叶拟合<sup>[5]</sup>是基于经典傅里叶变换和最小二乘拟合的频谱分析方法, 虽然能够处理非均匀采样信号, 但无法应对频谱混叠现象。王宇华<sup>[6]</sup>提出了“5+2”快速算法, 采用三均布和五均布组合的方法解决混叠问题, 随后张玉贵<sup>[7]</sup>对其进行了优化。这一改进在一定程度上解决了同步振动和异步振动的特征提取问题, 但传感器需求量大和频率测量盲区的缺

\* 基金项目: 国家自然科学基金青年基金 (52405088); 国家自然科学基金优秀项目 (52222504); 国家自然科学基金重大研究计划集成项目 (92360306); 国家资助博士后研究人员计划 (GZC20241446); 碑林区科技计划 (GX2455)。

陷依然存在。针对传感器数量与模型简化问题, Bastami 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于线性回归的异步振动参数识别方法, 在假设叶片为单频振动的前提下, 通过两个传感器提取振动频率和幅值。行列式法则是采用 4 个等间隔布置的传感器, 通过单频振动模型实现频率与幅值的辨识<sup>[9]</sup>。另一方面, 为提升频谱分析的适应性和精确性, Wang 等<sup>[10]</sup>将旋转不变子空间法应用于叶端定时信号处理, 利用多组传感器布置方案开展了仿真研究。在此基础上, He 等<sup>[11]</sup>结合总体最小二乘准则, 对旋转不变子空间法进行了改进, 显著提升了其在强干扰环境下的鲁棒性。同时 Chen 等<sup>[12]</sup>提出了一种插值算法, 用于叶端定时信号的宽带重构, 有效解决了欠采样导致的带宽减少问题。此外, 通过改进多重信号分类法 (Multiple signal classification, MUSIC) 的快拍构建方式, 可以进一步提高提取叶片异步振动频率的准确性和鲁棒性<sup>[13]</sup>。在低介入领域, Cao 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于空间变换的参数识别方法, 该方法在用于单支传感器叶端定时信号的分析时仍具有很好的鲁棒性。

然而, 现有的叶端定时信号分析方法高度依赖传感器数量, 许多方法要求配备 5 支以上的传感器, 否则将会导致严重的频谱混叠现象, 从而引发分析错误。而典型的单传感方法需要在时频域识别斜率, 增加了计算的不确定性。针对这一问题, 本文聚焦基于单传感的低介入叶端定时信号混叠规律研究, 发现并理论推导了使用 1 支传感器采集叶端定时信号时的频谱混叠规律, 即在任意转速下进行叶端定时采样时, 在真实频率处总存在混叠频率。基于该规律, 本文提出单传感无先验叶片固有频率识别策略, 仿真和试验结果揭示了一种全新的单传感器叶端定时信号参数识别思路, 为该领域提供了新的技术思路。

## 1 理论与方法

### 1.1 叶端定时测量原理

叶端定时测量系统如图 1 (a) 所示, 由单支键相 (Once pulse per revolution, OPR) 传感器与多支 BTT 传感器构成。OPR 传感器所采信号如图 1 (b) 中黑色脉冲所示, 以 OPR 脉冲作为每一圈的起始, 它记录转子在旋转周期中的位置, 并测量转子每一圈的平均转速。BTT 传感器位于机匣外侧, 每当有叶片通过 BTT 传感器, 便产生一个脉冲信号, 脉冲前沿记为叶片的到达时间, 如图 1 (b) 中蓝色脉冲所示。而叶片振动时其叶端相对静止状态会产生偏移, 导致其到达 BTT 传感器的时间相对提前或滞后, 进而产生一个相对时间序列。通过对该序列进行处理, 便可以得到每个叶片的振动位移。

记第  $n$  圈的起始 OPR 脉冲前沿时刻为  $t_{OPR}^n$ , 第  $n$  转的平均速度可表示为

$$\bar{\Omega} = \frac{2\pi}{t_{OPR}^{n+1} - t_{OPR}^n} = \frac{2\pi}{\tau_{OPR}^n} \quad (1)$$

式中,  $\bar{\Omega}$  为叶片在第  $n$  转时的平均旋转速度。

则叶端振动位移表达式为

$$y = R \frac{2\pi}{\tau_{OPR}^n} (t_{actual} - t_{theory}) = R \bar{\Omega} (\tau_{actual} - \tau_{theory}) \quad (2)$$

式中,  $R$  为叶片顶端位置半径;  $\tau_{actual}$  为 BTT 传感器记录的叶片实际到达

脉冲与 OPR 脉冲之间的到达时间差。理论到达时间差  $\tau_{theory}$  的定义与  $\tau_{actual}$  类似, 但其并非通过采集获得, 而是通过转速和叶顶与 BTT 传感器间的理论到达角度  $\theta$  计算得到。理论到达角度是指: 当 OPR 传感器检测到脉冲时, 叶片顶端与 BTT 传感器间的角度。因此, 理论到达时间差  $\tau_{theory}$  可以表示为

$$\tau_{theory} = \frac{\theta}{\bar{\Omega}} \quad (3)$$

理论到达角度  $\theta$  可以预先测量获取。因此, 将式 (3) 代入式 (2) 可推导出叶端位移的计算公式, 即

$$y = R(\bar{\Omega}\tau_{theory} - \theta) \quad (4)$$

### 1.2 单传感叶端定时信号混叠规律

与传统振动测量不同, 叶端定时技术属于被动采样, 其采样频率  $f_s$  并非由数据采集设备决定, 而取决于转频及传感器的布置情况。当传感器均匀分布时, 采样频率  $f_s$  满足

$$f_s = G \times f_r \quad (5)$$

式中,  $G$  为 BTT 传感器数量;  $f_r$  为旋转频率。单传感器条件下, 采样频率  $f_s$  与旋转频率  $f_r$  相等。若旋转频率  $f_r$  随时间变化, 则采样频率也随之改变。

由 1 支传感器采样得到的叶端定时信号是一种欠采样信号, 转换到频域后可以得到其混叠频谱, 其中混叠频率计算公式为

$$f_a = |f_n - Z \cdot f_s| \quad (6)$$

式中,  $f_a$  为混叠频率;  $f_n$  为叶片固有频率,  $Z$  为整数。

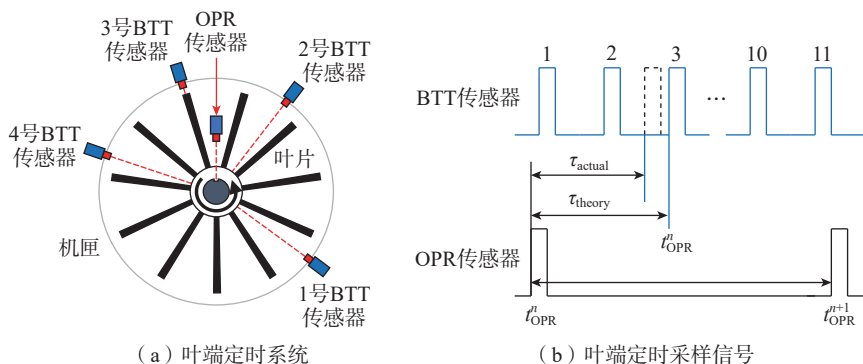


图 1 叶端定时采样示意图  
Fig.1 Schematic of BTT sampling

为直观说明混叠规律,假设叶片固有频率 $f_n$ 为370 Hz,分别选定90 Hz、100 Hz、110 Hz和120 Hz 4个采样频率,通过式(6)计算出相应混叠频率,如图2所示。将相同 $Z$ 值对应的频率点相连,可以看出,当 $Z \neq 0$ 时的混叠频率线的斜率不为0,而 $Z=0$ 时的固有频率线不随采样频率变化而改变,依据这一规律,叶片真实固有频率的识别便有迹可循。若将图2中所有混叠线向频率轴投影并叠加, $Z=0$ 的黑色线与频率轴垂直,其整条直线投影均叠加至真实频率处,相比频率轴其他位置,真实频率处将形成最大峰值。基于这个结论,提出单传感无先验叶片固有频率识别策略。单传感无先验叶片固有频率识别策略的具体步骤为:首先引入MUSIC作为时频分析手段;其次设置远超奈奎斯特频率的频率遍历区间,获得单传感变转速下叶端定时采样信号的时频分布图;最后通过投影叠加策略,其峰值点对应的频率即为固有频率估计值。

### 1.3 多重信号分类法

作为叶端定时信号时频图的基础,本研究选用MUSIC法对单传感器叶端定时信号进行处理,以获得频谱图。MUSIC法能够滤除同步频率分量,可以使固有频率在频域中更加凸显。本小节通过对MUSIC法基本

理论的阐述,说明计算叶端定时信号频谱的具体计算方法。

叶端振动信号模型 $y(t)$ 被定义为信号成分和噪声成分 $w(t)$ 的和,即

$$y(t) = \sum_{k=1}^K a_k e^{j\omega_k t + j\varphi_k} + w(t) \quad (7)$$

式中, $t$ 为时间; $\omega$ 为角频率,等于频率 $f$ 乘以 $2\pi$ ; $\varphi$ 为相位; $a_k$ 为幅度; $j^2=-1$ ;  $K$ 为信号中的频率成分数。定义第 $q$ 次快拍 $y(q)$ 为

$$y(q) = [y(t_{q1}) \quad y(t_{q2}) \quad \cdots \quad y(t_{qM})]^T \quad (8)$$

设 $Q$ 为快拍数量, $M$ 为 $y(q)$ 的元素个数,即快拍长度,其与传感器数量 $G$ 的关系为 $\text{mod}(M, G)=0$ 。两个连续快拍之间存在 $M-G$ 个相互重叠的位移。快拍矩阵使用的采样点数量可以计算为 $L=(Q-1)G+M$ 。

在假设 $\tau_m = t_{qm} - t_{q1}$ 的情况下,Vandermonde矩阵构建为

$$B = [b_1(q) \quad b_2(q) \quad \cdots \quad b_K(q)] \quad (9)$$

其中,

$$b_k(q) = [1 \quad e^{j\omega_k \tau_2} \quad \cdots \quad e^{j\omega_k \tau_M}]^T \quad (10)$$

所以式(8)可以写成

$$y(q) = B A_\omega a + w(q) \quad (11)$$

其中

$$A_\omega = \text{diag} \{ e^{j\omega_1 t_{q1} + \varphi_1} \quad e^{j\omega_2 t_{q1} + \varphi_2} \quad \cdots \quad e^{j\omega_K t_{q1} + \varphi_K} \} \quad (12)$$

$$a = [a_1 \quad a_2 \quad \cdots \quad a_K]^T \quad (13)$$

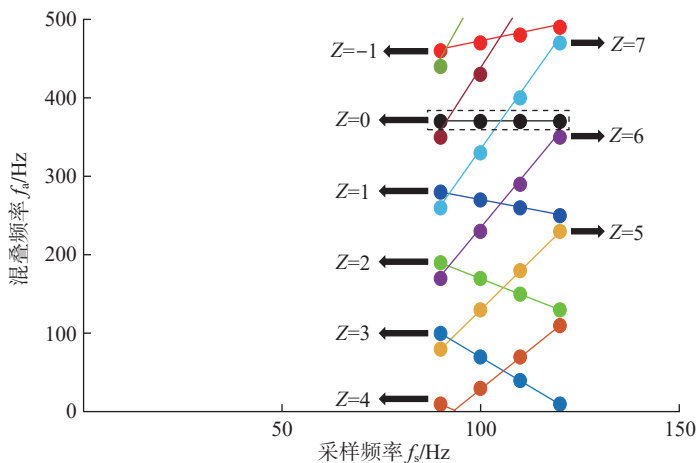


图2 叶端定时信号混叠规律示意图

Fig.2 Aliasing pattern schematic of BTT signal

$$w(q) = [w(t_{q1}) \quad w(t_{q2}) \quad \cdots \quad w(t_{qM})]^T \quad (14)$$

快拍矩阵组织为

$$Y = [y(1) \quad y(2) \quad \cdots \quad y(Q)] \quad (15)$$

随后,获得自相关矩阵,即

$$\hat{R} = \frac{1}{Q} Y Y^T = \frac{1}{Q} y(q) y^T(q) = B A_\omega B^T + \delta_w^2 I_M \quad (16)$$

式中, $I_M$ 是 $M$ 维单位矩阵; $\delta_w^2$ 为 $w(t)$ 的方差; $A_\omega = \text{diag} \{ a_1^2 \quad a_2^2 \quad \cdots \quad a_K^2 \}$ 是对角矩阵。

根据信号模型可以推断出自相关矩阵秩为 $\text{rank}(B A_\omega B^T) = K$ 。对 $\hat{R}$ 进行特征值分解,将特征值编号为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_M$ 。 $M-K$ 个小特征值 $\lambda_{K+1}, \cdots, \lambda_M$ 对应的特征向量构成噪声子空间 $U$ 。对于任意的角频率 $\omega$ ,导向矢量 $c(\omega)$ 构造为

$$c(\omega) = [1 \quad e^{j\omega \tau_2} \quad \cdots \quad e^{j\omega \tau_M}]^T \quad (17)$$

给定需要遍历的频率范围,通过式(18)计算即可获得频谱。

$$P(\omega) = \frac{1}{c^T(\omega) U U^T c(\omega)} \quad (18)$$

## 2 验证方法与试验结果

### 2.1 仿真验证

为验证理论推导的正确性,设置仿真试验进行验证。仿真验证步骤为:(1)设置叶片振动模型;(2)进行叶端定时采样获取叶端定时信号;(3)使用MUSIC对信号进行时频分析;(4)将时频图各频谱向频率轴投影并叠加;(5)获取叠加投影图中的峰值点,将其对应的频率作为叶片固有频率。由于所提单传感器固有频率识别策略基于变速率采样,因此,仿真转速随时间变化以改变叶端定时采样率。单传感器叶端定时仿真信号如图3所示,仿真信号转频从85 Hz开始以0.5 Hz/s的加速度匀加速升至100 Hz,加速从第2 s开始。叶片固有频率设置为380 Hz左右,所以叶片会在转频到达95 Hz左右时发生共振,此时共振的阶次为4阶共振。从图3可以看出,95 Hz时振动位移

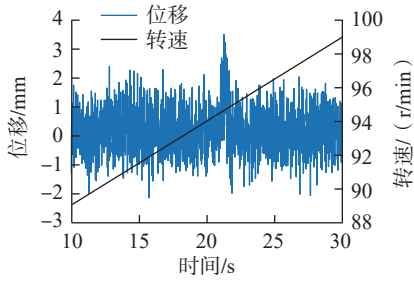


图3 叶端定时单传感器仿真信号图

Fig.3 Simulated signal from a single BTT sensor

明显增大,同时对信号进行加噪,信噪比设置为 5 dB。

选取第 10~30 s 之间的数据进行 MUSIC 法和周向傅里叶拟合法变换,可以得到图 4 所示时频图。对比图 4 (a) 和 (b),可以发现 MUSIC 法得到的时频图消除了转频及其混叠成分,而周向傅里叶拟合法得到的时频图中发生混叠的不止有叶片的固有频率,同时也有转频,这印证了 MUSIC 法具有滤除同步成分的优点。但由于同步频率分量和固有频率之间的重叠, MUSIC 法得到的时频图中共振区识别不佳,从时频图中可以看到这种影响会导致共振区域中固有频率线断开。基于前文推导,叶片真实固有频率的时频线在发生混叠后的斜率不为 0,那么这些时频图中只有叶片真实固有频率的那一条时频线的斜率为 0。基于这一点对时频图向频率轴投影并叠加,投影后能量集中处即为叶片真实固有频率。如图 5 所示,无论是 MUSIC 法还是周向傅里叶拟合法,其能量投影图在 380 Hz 处的能量均最为集中。这一结果不仅验证了前文混叠规律推导的正确性,还展现了单传感无先验叶片固有频率识别策略的可行性。

## 2.2 试验验证

为进一步验证前文结论的正确性,进行试验验证,试验步骤为:(1)开展变转速叶端定时试验获取叶端定时信号;(2)采用 MUSIC 法对信号进行时频分析;(3)将时频图各频谱向频率轴投影并叠加;(4)获取叠

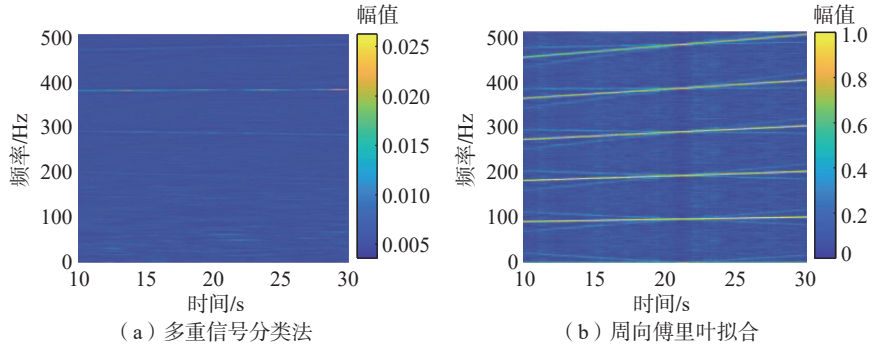


图4 仿真信号时频图

Fig.4 Time-frequency diagrams of the simulated signal

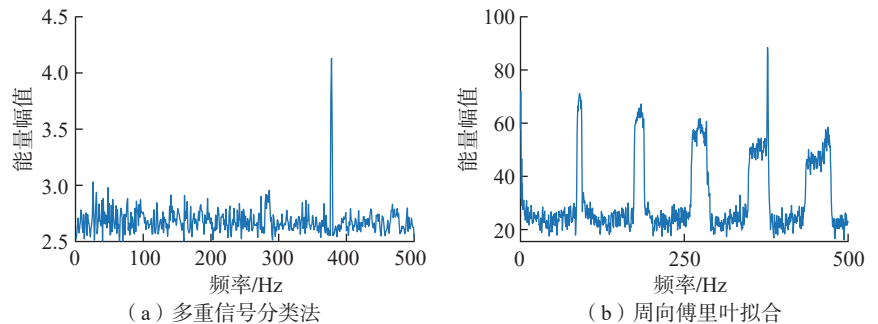


图5 仿真信号时频域能量投影图

Fig.5 Time-frequency domain energy projections of simulated signal

加投影图中的峰值点,将其对应的频率作为叶片固有频率。试验装置如图 6 所示,叶片数量为 6 个,采用 1 个 OPR 传感器和 5 个 BTT 传感器。试验从 60 Hz 开始,以 0.5 Hz/s 加速至 100 Hz。选取 1 号叶片 20~50 s 的时域信号进行分析,叶盘的叶片固有频率在 338 Hz 左右。由 4 号 BTT 传感器所采集到的 1 号叶片时域信号图如图 7 所示。采用 MUSIC 法和周向傅里叶拟合法变换得到的时频图如图 8 所示。

从图 8 (a) 可以看出, MUSIC 法得到的时频图只含有固有频率及其混叠频率,且在共振区其频率识别效果仍然欠佳;而在图 8 (b) 通过周向傅里叶变换得到的时频图中,不仅包含了叶片真实固有频率及其混叠成分,还包含转频及其混叠成分。再对其向频率轴投影并叠加,得到的能量投影图,如图 9 所示。可以看出,两种方法下能量投影图中能量最集中的位置频率均约为 338 Hz,这与

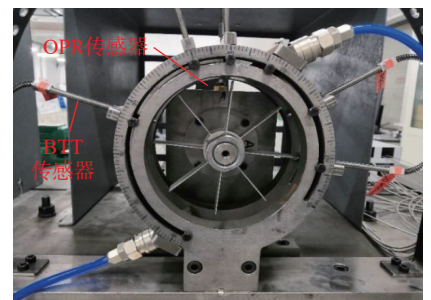


图6 试验装置

Fig.6 Experimental setup

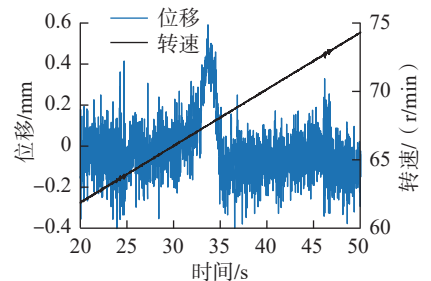


图7 叶端定时单传感器试验信号图

Fig.7 Experimental signal from a single BTT sensor

叶片真实固有频率相符。这一结果从试验角度验证了前文混叠规律推导的正确性和单传感无先验叶片固

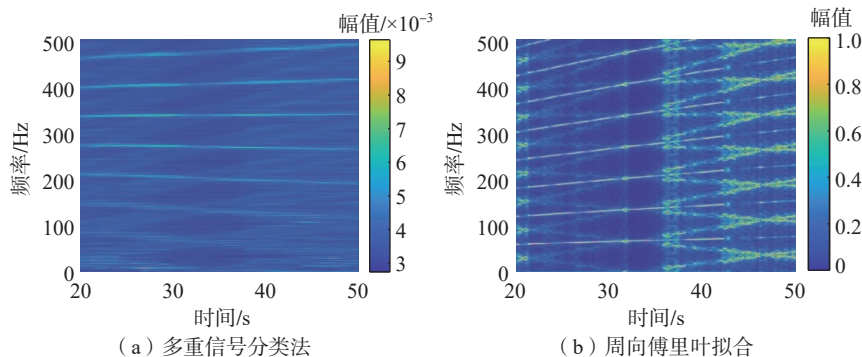


图8 试验信号时频图

Fig.8 Time-frequency diagrams of the experimental signal

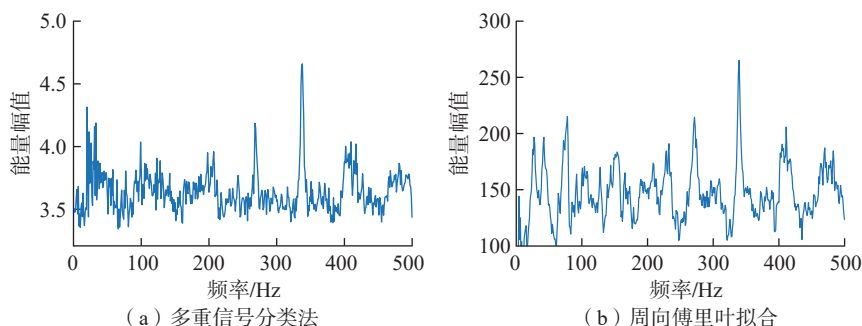


图9 试验信号时频域能量投影

Fig.9 Time-frequency domain energy projection of the experimental signal

有频率识别策略的可行性,同时也展现了 MUSIC 法对于叶端定时信号频谱识别的优越性。

### 3 结论

推导了低介入条件下叶端定时信号的混叠规律,并在仿真与试验的基础上验证了单传感无先验叶片固有频率识别策略的可行性,同时也对比了 MUSIC 法与周向傅里叶拟合法对频率识别上的区别,得到的结论如下。

(1) 单传感器叶端定时信号在变转速工况下识别其叶片固有频率是可行的,其规律在时频图上表现为固有频率的时频线斜率为 0,其余混叠频率的时频线斜率均不为 0。

(2) 相比于周向傅里叶拟合法, MUSIC 法所得到的时频图消除了旋转频率成分及其混叠成分的影响,更有利于后续叶片固有频率的辨识。

(3) MUSIC 法对同步振动区域信号的识别效果欠佳,在时频图上会体现为时频线断开,后续提取固有频

率时频线需对此做出改进。

### 参考文献

- [1] 张锦, 刘晓平. 叶轮机振动模态分析理论与数值方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [2] ZHANG Jin, LIU Xiaoping. Principle and numerical methods of modal analysis to turbomachines[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2001.
- [3] NIU G Y, DUAN F J, LIU Z B, et al. Identification of the excitation source's circumferential position for rotating blades based on vibration phase[J]. Journal of Sound and Vibration, 2022, 520: 116628.
- [4] 吴淑明, 陈雪峰, 杨志勃. 转子叶片碰磨故障诊断的叶端定时方法[J]. 航空制造技术, 2022, 65(20): 24-33.
- [5] WU Shuming, CHEN Xuefeng, YANG Zhibo. Rotor blade rubbing fault diagnosis using blade tip timing[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(20): 24-33.
- [6] 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. DOI: 10.1243/0954410011533293.

[5] JOUNG K K, KANG S C, PAENG K S, et al. Analysis of vibration of the turbine blades using non-intrusive stress measurement system[C]// ASME 2006 Power Conference. Atlanta, 2006.

[6] 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.

[7] 张玉贵. 烟气轮机叶片振动的非接触式在线监测关键技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2008.

ZHANG Yugui. Key technology research on non-contact online monitoring for fume turbine blade vibration[D]. Tianjin: Tianjin University, 2008.

[8] BASTAMI A R, SAFARPOUR P, MIKAEILI A, et al. Identification of asynchronous blade vibration parameters by linear regression of blade tip timing data[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2018, 140(7): 072506.

[9] RIGOSI G. Blade tip timing technique: Theoretical principles and simulation of an experimental test[D]. University of Illinois-Chicago, 2015.

[10] WANG P, KARG D, FAN Z Y, et al. Non-contact identification of rotating blade vibration[J]. Mechanical Engineering Journal, 2015, 2(3): 15-25-15-00025.

[11] HE C B, LI H K, ZHAO X W, et al. Analysis method for under-sampled blade tip-timing signal based on the rotational invariance technique with total least squares principle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(19): 103.

[12] CHEN S Y, YANG Y M, HU H F, et al. Interpolation method for wideband signal reconstruction based on blade tip timing measurement[J]. Measurement, 2021, 176: 109168.

[13] 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.

[14] CAO J H, YANG Z B, TENG G R, et al. Spatial transformation of general sampling-aliasing frequency region for rotating-blade parameter identification with emphasis on single-probe blade tip-timing measurement[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(3): 220-240.

通信作者: 杨志勃, 教授, 博士, 研究方向为机械结构健康监测。

(下转第 81 页)

## Research on Preprocessing and Dynamic Compensation of Aero-Engine Temperature Sensors

GAO Feng, GUO ZiAng, ZHAO Zhenping, HUANG Chao, HU Bin, WANG Xu  
(AVIC Shanghai Aero Measurement Controlling Research Institute, Shanghai 201601, China)

**[ABSTRACT]** In response to the instantaneous temperature changes caused by complex operating conditions in the service state of aero-engine, the temperature sensor exhibits hysteresis due to the thermal inertia of its own materials, and the collected temperature signals are susceptible to noise interference. We conducted pre-processing analysis and dynamic compensation research on the dynamic response measured temperature signal of a certain type of aero-engine using platinum resistance sensors in service. By using the optimized CEEMDAN algorithm to extract and filter out mid to high frequency noise features from measured signals, and based on Hilbert transform to filter out small random noise and reconstruct the final signal, the denoising results are characterized by the correlation coefficient with the theoretical response curve of the sensor. On this basis, the ARX model with parameter optimization of the reconstructed signal was used for overall dynamic error compensation. Comparative analysis was conducted through root mean square dynamic error and time constant calculation, and uncertainty of the reconstructed signal was evaluated. The results show that the optimized CEEMDAN and Hilbert transform can more effectively remove noise and reconstruct the original signal, with a correlation coefficient of 99.9% with the sensor response curve and a relative expanded uncertainty of about 3.3%. The ARX model parameter  $w$  is relatively large, the maximum reduction in overall dynamic error after compensation is 71.36%, and the time constant is reduced by 2.76 s.

**Keywords:** Aero-engine; Sensor pre-processing; Signal reconstruction; Dynamic compensation; Model parameter

(责编 阳光)

(上接第 71 页)

## Study on Aliasing Pattern of Low-Intervention Blade Tip Timing Signals

WANG Zengkun<sup>1</sup>, GAO Chengwenbo<sup>2</sup>, YANG Zhibo<sup>2</sup>, QIAO Baijie<sup>2</sup>, CAO Jiahui<sup>2</sup>, ZUO Hao<sup>1</sup>,  
CHEN Xuefeng<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Road Construction Technology & Equipment, Ministry of Education, Chang'an University,  
Xi'an 710064, China;

2. National Key Laboratory of Aerospace Power System and Plasma Technology, Xi'an Jiaotong University,  
Xi'an 710049, China)

**[ABSTRACT]** To address the issue of multiple sensor requirements in current blade tip timing (BTT) techniques, which limit their practicality, this study proposes a strategy for identifying the blade natural frequency using a single sensor without prior knowledge by investigating the aliasing pattern in single-sensor BTT signals. The strategy involves time-frequency analysis of variable-speed BTT signals, projecting the time-frequency diagram onto the frequency axis, and performing peak searching on the projected diagram to identify the blade's natural frequency using a single sensor without prior knowledge. Simulation and experimental results demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed identification strategy. Compared with traditional identification methods, this approach has the ability to filter out synchronous components and offers a new solution for the application of low-intrusion BTT techniques.

**Keywords:** Blade tip timing; Single sensor; Aliasing patterns; Multiple signal classification method;

Vibration parameter identification

(责编 阳光)