

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2024.02.04

基于熵变匹配追踪的叶端定时数据缺失识别方法研究

杨志勃, 吴淑明*, 乔百杰, 王亚南, 陈雪峰

(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: 为解决叶端定时系统在实际应用中存在的数据缺失问题, 提出基于熵变匹配追踪的叶端定时数据缺失识别方法。该方法利用相关熵诱导度量基于高斯核函数度量样本的权重。不同于正交匹配追踪对所有观测数据赋予相同权重, 熵变匹配追踪基于相关熵诱导度量变化, 对观测数据赋予不同范数类型的权重, 使得其对异常值具有较好的鲁棒性。通过仿真分析与实验对该方法的性能进行验证, 结果显示所采用的熵变权重因子为数据缺失位置分配了接近于零的权重, 有效降低了数据缺失对特征提取结果的影响, 证明了该方法的鲁棒性。基于熵变匹配追踪的叶端定时数据缺失识别方法为叶端定时系统的装机应用提供了理论支撑, 具有技术借鉴价值。

关键词: 叶端定时; 数据缺失; 特征识别; 熵变匹配追踪

中图分类号: V232.4; TB9; N37 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-5795 (2024) 02-0032-08

Research on identification method of blade tip timing data loss based on Correntropy Matching Pursuit

YANG Zhibo, WU Shuming*, QIAO Baijie, WANG Yanan, CHEN Xuefeng

(National Key Lab of Aerospace Power System and Plasma Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710115, China)

Abstract: To address the issue of data loss commonly faced by tip timing systems in practical applications, a method for identifying missing tip timing data based on Correntropy Matching Pursuit is proposed. This method uses Correntropy Induced Metric based on Gaussian kernel functions to measure sample weights. Unlike orthogonal matching pursuit, which assigns the same weight to all observed data, Correntropy Matching Pursuit assigns weights of different norm types to the observed data based on changes in correlated Correntropy Induced Metric, making it more robust to outliers. The performance of this method was verified through simulations and experiments. The results showed that the correntropy weight factor assigned nearly zero weights to the missing data locations, effectively reducing the impact of data loss on feature extraction results, thus demonstrating the robustness of the method. The tip timing data loss identification method based on Correntropy Matching Pursuit provides a theoretical basis for the implementation of tip timing systems in practical applications.

Key words: blade tip timing; data loss; feature identification; Correntropy Matching Pursuit

收稿日期: 2024-04-01; 修回日期: 2024-04-18

基金项目: 国家自然科学基金委重大研究计划集成项目(92360306); 国家自然科学基金委优青项目(52222504); 陕西省博士后科研资助项目(2023BSHTBZZ12); 西安市青年人才托举计划项目(959202313068)

引用格式: 杨志勃, 吴淑明, 乔百杰, 等. 基于熵变匹配追踪的叶端定时数据缺失识别方法研究[J]. 计量技术, 2024, 44(2): 32-39.

Citation: YANG Z B, WU S M, QIAO B J, et al. Research on identification method of blade tip timing data loss based on Correntropy Matching Pursuit[J]. Metrology & Measurement Technology, 2024, 44(2): 32-39.



0 引言

航空发动机叶片是确保飞机性能和安全的關鍵部件^[1]。航空发动机转子叶片通常需要在极端的工作条件下(例如高温、高压、高转速环境等)运行,长期承受离心载荷、气动载荷和温度载荷等所产生的复杂激励力^[2],易出现裂纹、腐蚀和断裂,这些故障可能会引发灾难性的事故,导致经济损失,并对飞行安全构成严重威胁。据美国空军材料实验室和美国武装部队技术情报局报告统计,在机械原因导致的飞行事故中,超过40%是由航空发动机结构损伤故障所引发,其中,对于小涵道比发动机,冷端风扇及压气机故障导致事故占18%;对于大涵道比发动机,冷端风扇及压气机故障导致事故占25%。冷端叶片位于航空发动机的最前端,进气量大,极易受到外物撞击产生裂纹,最终发生断裂,撞击后续级叶片,轻则影响功率输出,重则造成毁灭性事故。此外断裂的冷端叶片也极易击穿机匣,发生非包容性故障,造成灾难性事故。

为提升航空发动机安全性并降低其维修成本,近几十年国内外科研机构针对航空发动机叶片的状态监测与故障诊断开展了大量研究。航空发动机叶片监测方法可分为离线检测和在线监测两类,其中离线检测方法包括X射线断层检测法^[3]、红外热成像法^[4]、电涡流法^[5]等。上述离线检测方法在提高发动机叶片安全性、延长航空发动机使用寿命方面发挥了积极作用,但由于其自身原理存在局限性,无法适用于航空发动机旋转叶片在线监测与故障诊断。针对旋转叶片的在线监测手段可分为接触性测量和非接触性测量两类,接触性测量方法包括应变片法等^[6],非接触性测量方法包括自追踪法^[7]、频率调制法^[8]、声响应法^[9]、微波测量法^[10]、叶端定时法^[11-12]等。其中叶端定时法基于脉冲调制法发展而来,是当前非接触性测量领域的研究热点。2014年,美国普惠公司首席专家VOLPONI A L在美国机械工程学会会刊上发表了关于航空发动机健康管理的过去、现状和未来的综述,强调叶片测试的叶端定时技术是未来研究重点和难点。由罗罗公司等多家航空公司和曼彻

斯特大学等多所高等院校联合成立的推进系统测试仪器国际工作组更是将叶端定时系统列为推进航空发动机安全性能发展的先进测量系统。

实际应用叶端定时测试技术时,由于传感器污染、传输干扰、数据采集系统性能欠佳等原因,导致信号缺失问题时有发生,主要包括两类缺失问题——键相信号缺失与叶端定时信号缺失。其中键相信号缺失主要原因为:①转轴上的键相信号反射效果不好导致未接收到数据;②光电转换或数据读取速度不足导致数据丢失。键相信号缺失会引起转速估计不准确、叶端定时标定信号不准等问题。叶端定时信号缺失主要原因为:①叶片反射光强不够,导致漏记信号;②其他物体影响导致误触发;③叶端定时传感器太靠近键相信号,导致数据变圈。叶端定时信号缺失会直接影响叶片振动特征的准确提取,导致状态监测与故障诊断失效。

常用的信号补全方法包括均值法、回归法、基于稀疏表示的方法^[13-14]等。均值法首先基于窗格划分并识别叶片信号丢失位置,进而通过相邻两圈同一叶片的叶端定时数据的均值来补全缺失值。该方法简单直观、计算效率高,然而在数据连续丢失状态下可能面临失效。回归法通过建立现有数据之间的回归模型预测缺失值位置,该方法能利用数据之间的内在关系,因此通常比均值法更精确,然而该方法易受个别离群值影响,导致模型估计与真实数据偏差较大,鲁棒性较差。基于稀疏表示的方法(例如正交匹配追踪等)通过对叶片振动特征进行建模,提取信号中的稀疏表示系数,进而通过稀疏重构补全缺失位置。该方法具有计算复杂性低、保留信号内部特征、适用于非线性数据等优点,然而传统正交匹配追踪方法在处理叶端定时数据时存在鲁棒性不足问题。

为解决叶端定时系统在实际应用中面临的数据缺失问题,本文提出一种基于熵变匹配追踪的叶端定时数据缺失识别方法,通过赋予缺失位置低权重值,实现叶端定时数据缺失下的特征鲁棒辨识,在噪声与缺失位置未知的情况下,准确识别叶端定时数据缺失位置。开展仿真分析与实验,对该方法的应用效果进行验证。

1 叶端定时测试系统

叶端定时法的原理为：将传感器安装于机匣上，在定子上选择性安装转速同步传感器（叶端定时传感器安装示意图如图1所示），当叶片扫过叶端定时传感器时，测量电路产生脉冲信号记录叶片相对转速同步传感器的到达时间^[15]。将测得的叶片到达时间 t_{act} 与无振动情况下叶片理论上的到达时间 t_{exp} 进行比较，结合当前转速，即可获得叶片的振动位移 d ， d 的计算公式为

$$d = v\Delta t = 2\pi f_r R(t_{\text{exp}} - t_{\text{act}}) \quad (1)$$

式中： v 为叶端线速度， f_r 为转子转速， R 为叶盘半径。

叶端定时测量原理如图2所示。

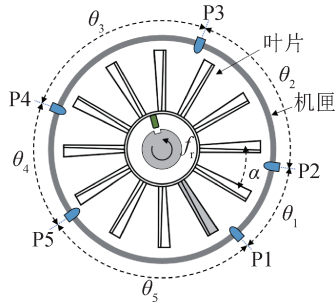


图1 叶端定时传感器安装示意图

Fig.1 Blade tip timing sensors arrangement

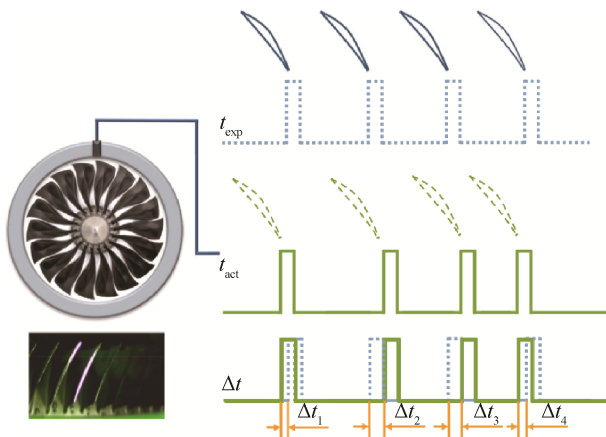


图2 叶端定时测量原理

Fig.2 Blade tip timing measurement principle

叶端定时测量方法不破坏旋转机械结构，利用一支或若干支传感器即可实时检测所有叶片振动与间隙参数，具有明显的测量优势和研究价值。

2 熵变匹配追踪算法

2.1 叶端定时信号模型

假设满足香农采样定理的叶端振动信号 x 在过完备字典 Ψ 下存在稀疏表示，稀疏系数为 α ，则叶端振动信号可以表示为

$$x = s + n = \Psi\alpha + n \quad (2)$$

式中： s 为不含噪声的叶端振动信号， n 为噪声。过完备字典通常是根椐叶片振动特性预设好的分析字典，常使用离散余弦字典等。

经过叶端定时传感器采样后的信号 y 可以表示为

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha + \Phi n = A\alpha + \Phi n \quad (3)$$

式中： Φ 为观测矩阵， y 为观测值， A 为等效字典。定义 $a_k (k = 1, 2, \dots, K)$ 为等效字典的原子。

叶端定时信号稀疏分解的目标为从欠采样信号 y 中提取包含频域信息的稀疏表示系数 α 。经典稀疏分解方法求解的模型为

$$\alpha = \operatorname{argmin} \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \|\gamma - A\alpha\|_2 < \varepsilon \quad (4)$$

式中： ε 为停止迭代阈值。式(4)为非确定性多项式时间(Non-deterministic Polynomial Time, NP)问题，无法在多项式时间内求解，因此上述模型可以通过贪婪算法(例如正交匹配追踪等)或松弛算法(例如拉索回归等)求解。为了提升缺失数据识别与特征提取效率，本文采用正交匹配追踪算法求解。

2.2 正交匹配追踪算法

为了重构稀疏表示系数 α ，采用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[16]方法，通过迭代估计等效字典中与当前残差最相关的原子来找到局部最优解。首先初始化残差 $r_0 = y$ ，原子支撑集 $\Lambda_0 = \emptyset$ ，在第 k 次迭代内，找到与当前残差最相关的原子。相关度 λ_k 计算公式为

$$\lambda_k = \operatorname{argmax}_{i \in \Omega} |\langle r_{k-1}, a_i \rangle| \quad (5)$$

式中： $\langle, \rangle$ 为内积算子运算符， Ω 为字典的列序号， $\Omega = \{1, 2, \dots, n\}$ 。相关度最大的原子将被放入集合 Λ_k ，即

$$\Lambda_k = \Lambda_{k-1} \cup \{\lambda_k\} \quad (6)$$

进而计算该支撑集下的稀疏表示系数 α_k ，即

$$\alpha_k = \arg \min_{\alpha \in R^n, \text{supp}(\alpha) \subset A_k} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\alpha\|_2 \quad (7)$$

式中： $\text{supp}(\alpha)$ 为向量 α 的支撑集。在每次迭代中求解完稀疏表示系数后需更新残差 $\mathbf{r}_k$ ，即

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{y} - \mathbf{A}\alpha_k \quad (8)$$

2.3 熵变匹配追踪算法

OMP 损失函数的主要缺点是其对所有观测数据的重要性赋予了相同的权重，即认为所有的观测数据在稀疏表示系数提取中同等重要，导致其在处理缺失数据时，极易被缺失值或异常值影响，造成算法的鲁棒性欠佳。

WANG Y 等人^[17]提出了熵变匹配追踪算法 (Correntropy Matching Pursuit, CMP)，该方法利用相关熵诱导度量 (Correntropy Induced Metric, CIM) 基于高斯核函数 $g_\sigma(t) = \exp(-t^2/2\sigma^2)$ 度量样本的权重。其中， $t \in R$ ， σ 为核带宽，对于小 σ ，CIM 表现为 l_0 伪范数，随着 σ 增加，CIM 表现为 l_1 伪范数，当 σ 较大时，CIM 表现为与 OMP 的均方误差相同，即所有输入赋予相同权重。综上可知，CIM 针对 σ 的变化，对观测数据赋予不同范数类型的权重，使得 CIM 对异常值具有较好的鲁棒性。

CMP 算法在更新稀疏表示系数之前的步骤与 OMP 相同，与 OMP 不同的是，CMP 增加了熵变权重因子 $\omega^{(k)}(i)$ 的计算，即

$$\omega^{(k)}(i) = g_\sigma(\mathbf{y}(i) - (\mathbf{A}\alpha^{(k-1)})(i)) \quad (9)$$

其中， σ 为对本次迭代中残差的噪声估计，计算公式为

$$\sigma^{(k)} = \left(\frac{1}{2M} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\alpha^{(k-1)}\|_2^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

式中： M 为观测数据长度。

熵变权重因子用于计算观测值是否为缺失值或异常值，CMP 利用 CIM 的鲁棒性更新损失函数，即

$$\alpha^{(k)} = \arg \min_{\alpha \in R^n, \text{supp}(\alpha) \subset A_k} \left\| \sqrt{\text{diag}(\omega^{(k)})} (\mathbf{y} - \mathbf{A}\alpha) \right\|_2^2 \quad (11)$$

式中： $\sqrt{\text{diag}(\omega^{(k)})}$ 为主对角线为 $\omega^{(k)}$ 元素的对角线矩阵。更新残差 $\mathbf{r}_k$ 的公式为

$$\mathbf{r}_k = \sqrt{\text{diag}(\omega^{(k)})} \mathbf{y} - \mathbf{A}\alpha^{(k)} \quad (12)$$

CMP 可以自适应地对缺失数据位置赋予较小的权重，并降低缺失位置及噪声在稀疏表示系数

提取中的影响，从而实现数据缺失或异常条件下信号特征的鲁棒提取。CMP 方法的流程：①初始化残差、原子支撑集；②利用式(5)计算残差与字典原子的相关度；③找到相关度最大的原子并放入原子支撑集；④利用式(9)计算熵变权重因子；⑤利用式(11)计算稀疏表示系数；⑥利用式(12)更新残差；⑦迭代第②至第⑥步直至停止阈值。

3 仿真结果

分别对无数据缺失与 20% 数据缺失状态下的信号稀疏表示系数提取效果进行对比。假设原始信号 $\mathbf{x}$ 为 6 个余弦信号的叠加，即

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^6 \mathbf{x}_i(t) \quad (13)$$

式中： $x_i(t) = a_i \cos(2\pi f_i t)$ ， $i = 1, 2, \dots, 6$ 。将高斯矩阵作为观测矩阵，对原始信号进行采样得到观测数据 $\mathbf{y}$ ，假设采样率为 800 Hz，对观测信号施加 5 dB 的噪声，得到无噪声观测数据与有噪声观测数据，如图 3 所示。

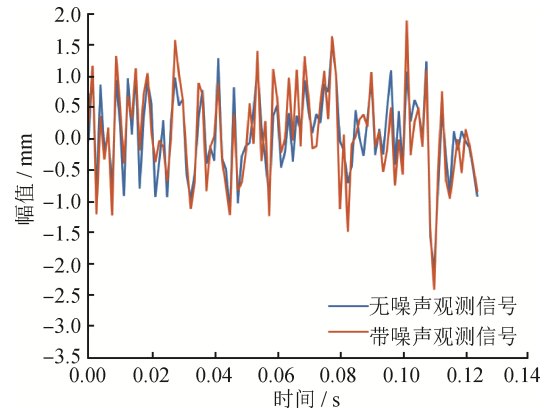


图3 仿真观测数据

Fig.3 Simulation observation data

3.1 无数据缺失仿真结果

分别采用 OMP 与 CMP 算法对数据进行分析，得到稀疏表示系数及熵变权重因子如图 4 所示。由图 4 可知，在无数据缺失的情况下，OMP 与 CMP 均可有效提取稀疏表示系数，CMP 熵变权重因子仅有少量元素出现了较低的权重值。

出现较低权重值的原因：①即使在无数据缺失的情况下，噪声也可能导致部分数据点的熵变权重因子较低；②CMP 算法本身就是为了在数据

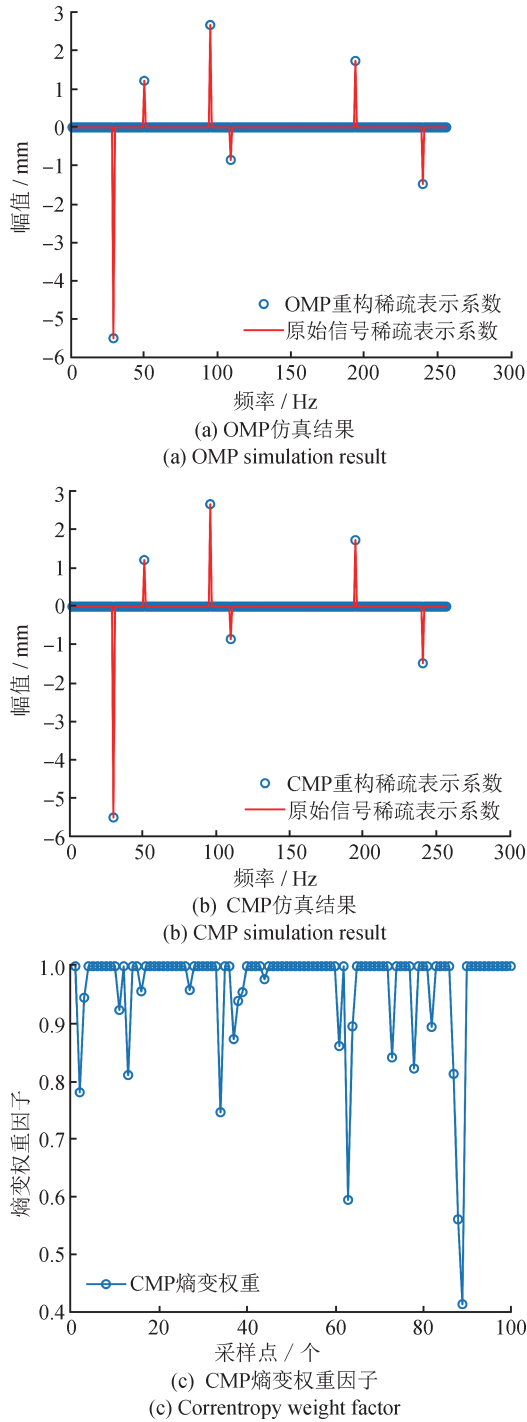


图4 无数据缺失条件下OMP与CMP结果对比

Fig.4 Comparison of OMP and CMP results without missing data

缺失或存在异常值的情况下, 仍能有效地进行特征提取和数据处理, 即使在无数据缺失的情况下, 该算法亦能够自动识别并降低潜在异常值的影响, 从而在权重分布上表现出较高的鲁棒性。

3.2 20% 数据缺失仿真结果

随机选择20%的观测数据置零, 得到如图5所

示的观测数据结果。分别采用OMP与CMP算法对数据进行分析。为了比较两种算法的效果, 将真实信号的稀疏度作为先验信息输入到OMP中, 而CMP则在未知信号稀疏度的情况下进行处理。20%数据缺失条件下OMP与CMP结果对比如图6所示, 可知在此条件下, OMP算法仅能识别出5个稀疏表示系数中的3个, 并且识别的幅值与真实值存在显著差异; 尽管没有预设稀疏度, CMP算法仍能有效提取稀疏表示系数的位置和幅值。此外, CMP的熵变权重因子为数据缺失位置分配了接近于零的权重, 有效减少了数据缺失对特征提取结果的影响, 证明了该算法的鲁棒性。

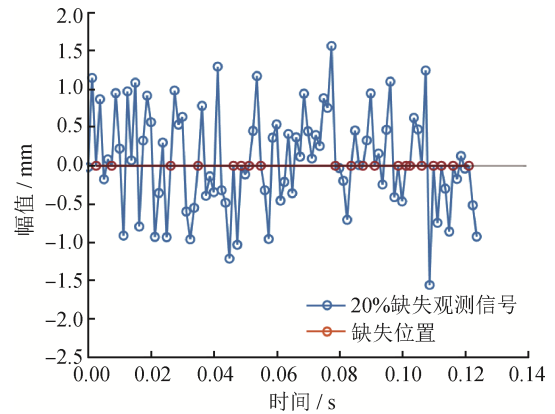


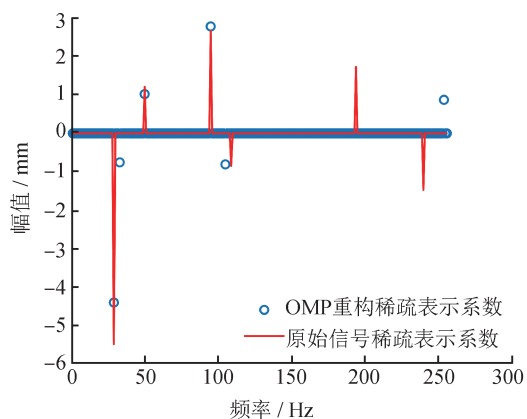
图5 20% 缺失仿真数据

Fig.5 20% missing simulation data

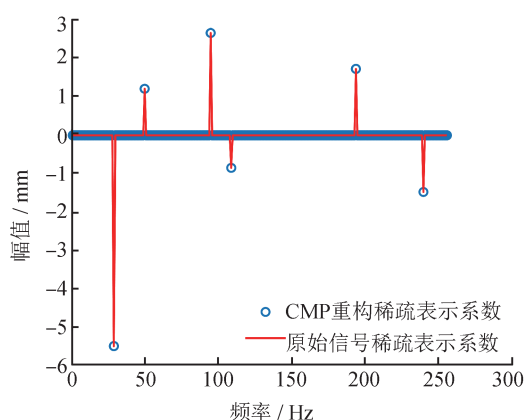
4 叶端定时数据缺失识别结果

采用课题组自主搭建的实验台(如图7所示)进行叶端定时数据缺失识别方法验证实验。该实验台由隔振台、电机、旋转部件、传感器安装部分、支撑件、气体激励喷嘴和安全罩7部分组成。隔振台用于安装和定位实验部件, 并减少环境振动带来的影响。旋转部件包括整体钛合金弯曲叶盘、联轴器、转轴和轴承, 采用高速主轴电机驱动旋转部件旋转。该实验台搭载了136 mm直径的整体钛合金弯曲叶盘, 并设计有可移动式传感器安装支座。机匣上刻有 $0^{\circ} \sim 300^{\circ}$ 的刻度, 支座可在机匣上移动, 通过螺栓定位安装位置, 安装误差不超过 $\pm 1^{\circ}$, 两传感器最小安装间隔为 8° , 传感器通过螺纹与可移动安装支座连接。

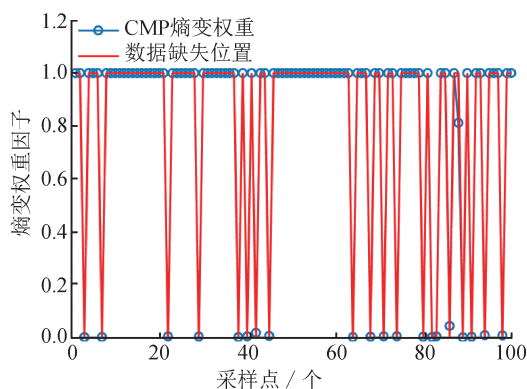
根据等角紧框架布局方法^[18], 选择传感器安装位置为 $[0^{\circ}, 32^{\circ}, 105^{\circ}, 261^{\circ}]$, 由于实验台难



(a) OMP仿真结果
(a) OMP simulation result



(b) CMP仿真结果
(b) CMP simulation result



(c) CMP熵变权重因子
(c) Correntropy weight factor

图6 20%数据缺失条件下OMP与CMP结果对比

Fig.6 Comparison of OMP and CMP results with 20% missing data

以激励出多阶振动频率,本研究采用非共振区的叶端定时数据,并人工叠加1.4倍、3倍和5倍振动阶次的共振波形。为模拟实际数据缺失情况,随机选取了30%数据进行置零处理,生成实验数据如图8所示。

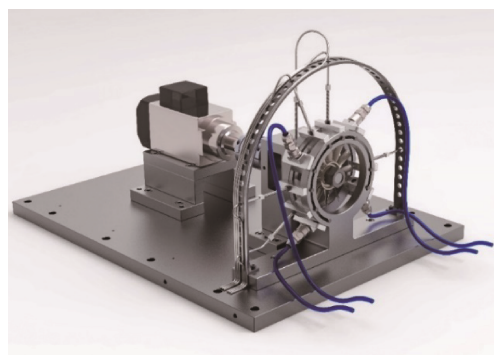


图7 叶端定时实验台

Fig.7 Blade tip timing test rig

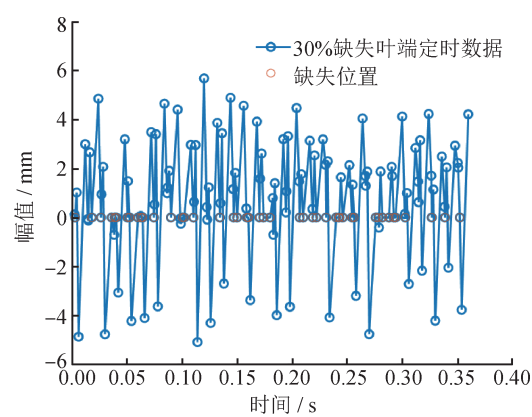


图8 30%缺失叶端定时数据

Fig.8 Blade tip timing data with 30% missing data

30%数据缺失条件下OMP与CMP结果对比如图9所示,可知在此条件下OMP仅能识别3倍与5倍振动阶次,而无法识别1.4倍振动阶次,且幅值识别精度较差。

本文所提出的CMP方法有效地识别了三个振动阶次,且均具有较好的识别精度。为了进一步衡量CMP的频率恢复精度,提出频率分析误差 R_{MSE} 计算公式,即

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \hat{f}_i)^2} \quad (14)$$

式中: N 为频谱估计点数, $\hat{f}_i$ 为坐标归一化后的频率估计幅值, f_i 为归一化真实频率成分幅值。计算可得OMP的频率分析幅值误差为0.5686,CMP的频率分析幅值误差为0.05。

根据图9(c)可知,CMP算法在处理真实实验数据时,虽然无法将所有数据缺失位置权重置零,但通过赋予多数数据缺失位置小权重,有效地降低了数据缺失对特征提取的影响。

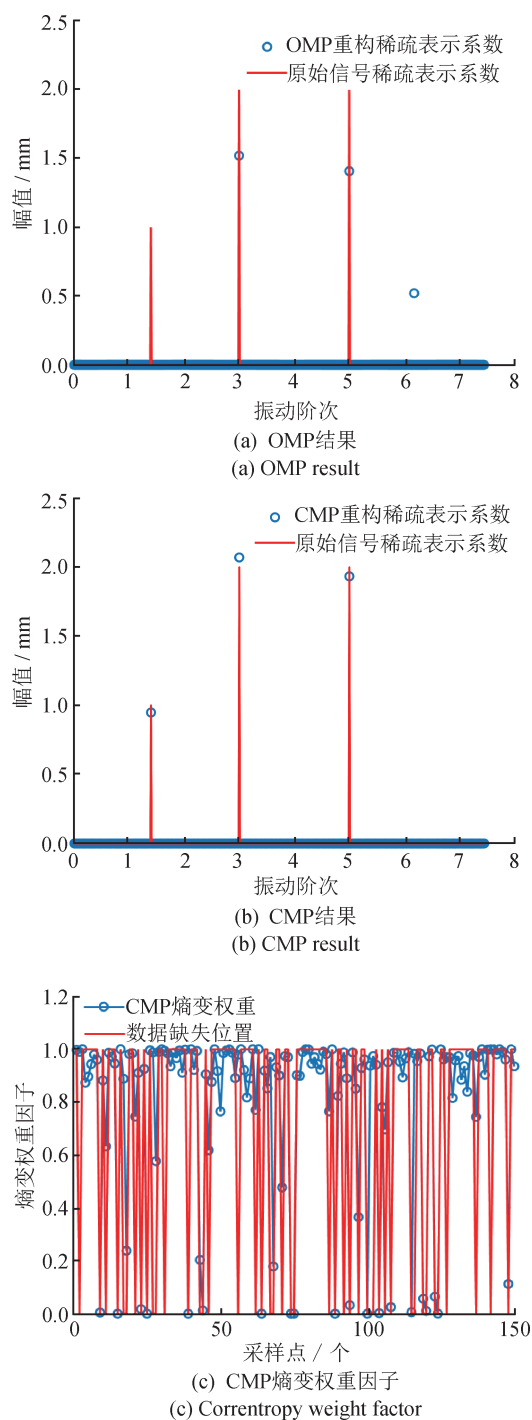


图9 30%数据缺失条件下OMP与CMP结果对比
Fig.9 Comparison of OMP and CMP results under 30% missing data conditions

5 结论

针对叶端定时系统采集过程中常见的数据丢失问题进行了研究,提出了基于熵变匹配追踪的缺失数据特征识别方法,并阐述了该方法在处理叶端定时数据时的具体流程。开展了仿真分析以

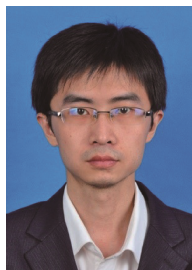
及实验对比,结果显示相较正交匹配追踪方法,基于熵变匹配追踪的叶端定时数据缺失识别方法可以有效降低数据缺失对稀疏表示系数识别结果的影响,证明了该方法的鲁棒性,为解决叶端定时系统中常见的数据丢失问题提供了新思路,推动了数据缺失条件下叶片振动参数识别技术发展,为叶端定时数据实际应用提供了保障。

参考文献

- [1] 田森,吴娅辉,贾志婷,等. 基于Campbell理论的航空发动机涡轮叶片共振裕度分析[J]. 计测技术, 2022, 42(4): 42-50.
TIAN S, WU Y H, JIA Z T, et al. Analysis of resonance margin of aero-engine turbine blade based on Campbell theory[J]. Metrology & Measurement Technology, 2022, 42(4): 42-50. (in Chinese)
- [2] 吴娅辉,谢兴娟,孙浩琳. 微波间隙测量系统研究[J]. 计测技术, 2016, 36(6): 37-39, 42.
WU Y H, XIE X J, SUN H L. Research on measurement system for blade tip clearance based on microwave [J]. Metrology & Measurement Technology, 2016, 36 (6) : 37-39, 42. (in Chinese)
- [3] WILSHIRE B, OWEN D. Recent advances in creep and fracture of engineering materials and structures[M]. 1982.
- [4] 寇光杰,杨正伟,贾庸,等. 复杂型面叶片裂纹的超声红外热成像检测[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(12): 91-99.
KOU G J, YANG Z W, JIA Y, et al. Detection on cracks in blades with complex profile based on ultrasonic infrared thermal imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48 (12): 91-99. (in Chinese)
- [5] GODBOLE U, GOKHALE A. Eddy current inspection in aircraft industry[C]// Proceedings of the National Seminar on Non-Destructive Evaluation. Hyderabad, 2006: 319-325.
- [6] JACKSON P. Resistance strain gauges and vibration measurement [J]. Journal of the British Institution of Radio Engineers, 1954, 14 (3) : 106-114.
- [7] SEVER I A. Experimental validation of turbomachinery blade vibration predictions[D]. London: Imperial College London (University of London), 2004.
- [8] THOMAS J. A new technique for investigating blade vibrations[J]. Bristol Siddeley Journal, 1962.
- [9] DOWLING M J. Application of non-stationary analysis to

- machinery monitoring[C]// 1993 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. IEEE, 1993, 1: 59–62.
- [10] WAGNER M, SCHULZE A, VOSSIEK M, et al. Novel microwave vibration monitoring system for industrial power generating turbines [C]// ARFTG Conference Digest — Spring, 51st. IEEE Xplore, 1998, 33: 143–146.
- [11] WU S, RUSSHARD P, YAN R, et al. An adaptive on-line blade health monitoring method: from raw data to parameters identification [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(5): 2581–2592.
- [12] WU S, WANG Z, LI H, et al. Blade crack detection using blade tip timing [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1–13.
- [13] PHAM D S, VENKATESH S. Improved image recovery from compressed data contaminated with impulsive noise [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 21(1): 397–405.
- [14] LIU W, POKHAREL P P, PRINCIPE J C. Correntropy: properties and applications in non-Gaussian signal processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(11): 5286–5298.
- [15] WU S, TIAN S, CHEN X, et al. Digital twin-driven blade rub-impact diagnosis using blade tip timing [J]. Measurement, 2024, 231. DOI: 10.1016/j.measurement.2024.114539.
- [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] WANG Y, TANG Y Y, LI L. Correntropy matching pursuit with application to robust digit and face recognition [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 47(6): 1354–1366.
- [18] WU S, ZHAO Z, YANG Z, et al. Physical constraints fused equiangular tight frame method for blade tip timing sensor arrangement [J]. Measurement, 2019, 145: 841–851.

(本文编辑: 刘圣晨, 贾钧洁)



第一作者: 杨志勃(1987—), 男, 教授, 工学博士, 博士生导师, 现任西安交通大学航空发动机研究所副所长。入选国家自然科学基金委优秀青年、陕西省杰出青年、陕西省青年科技新星、陕西省青年托举人才等。目前担任机械工程学会高级会员, 振动工程学会动态信号分析专委会常务委员、故障诊断分会青年理事, 担任30余个SCI期刊的审稿人, SCI期刊客座编辑, 国际计算力学大会分会主席等。主要研究方向包括机械结构健康监测、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。



通信作者: 吴淑明(1993—), 女, 助理教授, 工学博士, 现任 IEEE Instrumentation and Measurement Society Young Professional Representative。入选西安市青年人才托举计划, IEEE Graduate Fellowship, Zonta Amelia Earhart Fellow。主要研究方向包括航空发动机转子叶片状态监测与故障诊断、微波测量与信号分析方法、核电系统汽动给水泵/循泵叶轮健康监测。