

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2109013

基于自适应谐波分量提取的航空发动机附件传动系统变速故障诊断方法*

张光耀¹, 王 义^{1,2}, 李晓蒙¹, 汤宝平^{1,2}, 秦 毅^{1,2}

(1. 重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044; 2. 重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆 400044)

摘要:针对当前基于无键相阶次跟踪(TLOT)的故障诊断所面临的转速谐波分量提取存在误差累积效应、瞬时相位难以准确估计等问题,本文提出了一种基于自适应谐波分量提取的航空发动机附件传动系统变速故障诊断方法。首先,通过低通滤波和降采样优化搜索空间并提升计算速度,在此基础上利用自相关平均周期进行自适应辛几何模态分解;其次,采用基于替代数据检验的伪谐波分量识别方法,完成转速谐波分量自适应分离结果的稀疏化表征。最后,基于转速谐波分量瞬时相位计算结果,对原始非平稳信号进行等角度重采样,利用傅里叶变换获取阶次谱以实现旋转机械装备的变速故障诊断。通过与典型信号分解方法对比,验证了所提方法的有效性;此外,对法国 Safran 某型航空发动机扫频试车过程中附件传动系统实测数据进行分析,所得阶次相对误差为 0.059%,优于同类方法计算结果,进一步显示了其工程应用价值。

关键词: 无键相阶次跟踪;变速故障诊断;自适应辛几何模态分解;替代数据检验;扫频试车

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A speed-varying fault diagnosis method for the aero-engine accessory transmission system based on adaptive harmonic components extraction

Zhang Guangyao¹, Wang Yi^{1,2}, Li Xiaomeng¹, Tang Baoping^{1,2}, Qin Yi^{1,2}

(1. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: To address the problems existed in the process of tacho-less order tracking (TLOT) based fault diagnosis, such as the error accumulation effect of harmonic components extraction and the difficulty of accurate instantaneous phase estimation, a speed-varying fault diagnosis method for the accessory transmission system based on adaptive harmonic components extraction is proposed. Firstly, the vibration signal is low-pass filtered and down-sampled for computation speed acceleration. Harmonic components are subsequently extracted by the adaptive symplectic geometry mode decomposition (ASGMD) based on the autocorrelation average periods. Secondly, surrogate data test is applied for pseudo components identification. Therefore, interferences induced by background noise can be filtered out adaptively. Finally, Hilbert transform is applied to obtain the instantaneous phase of the decomposed fundamental harmonic component. The TLOT is conducted to realize fault diagnosis for rotating machinery equipment under speed-varying conditions. The simulation analysis and an experiment from a Safran aero-engine during the frequency sweep test exhibit that the proposed method has a relative error of 0.059% in TLOT. This result is better than those of conventional approaches. The bright prospect is evaluated in industrial application.

Keywords: tacho-less order tracking; speed-varying fault diagnosis; adaptive symplectic geometry mode decomposition; surrogate data test; frequency sweep test

0 引言

随着现代航空业的快速发展,航空发动机正朝着高功、重比、大涵道的方向不断演进^[1]。作为航空发动机的动力输出关键核心部件,附件传动系统能够提供扭矩、驱动飞机和发动机附件、保障电子设备等部件正常工作,其重要性已超越传统“附件”的意义,成为航空发动机技术发展的6大组成部分之一。而附件传动工况具有高温、高压、高冲击、强时变等特点,极易引起零部件产生疲劳、裂纹、点蚀以及滑蹭损伤等故障,进而引起整个附件传动系统的异常振动甚至失效,危及生命财产安全^[2]。1985年6月,泛美航空一架波音747客机发动机失火,其原因是附件传动链中的滚动轴承损坏所致。此外,我国近年又发生一起航空发动机附件滚动轴承失效事故,导致发动机停止作业返厂排故。由此可见,针对航空发动机附件传动系统进行准确的故障诊断具有重大的工程意义,也能够为我国即将换装的国产商用发动机的生产和维保提供建设性的技术支撑。

地面试车条件下施加的扫频激励能够为航空发动机附件传动系统早期故障的主动激发提供契机,但是,时变试车谱会给后续信号的分析与解耦带来极大挑战。此外,对于附件传动系统而言,键相装置安装十分困难,导致附件传动系统瞬时转速信息难以直接获取^[3]。近年来,无键相阶次跟踪(tacho-less order tracking, TLOT)技术越来越广泛地应用于旋转机械故障诊断,其核心为在不依赖外部键相装置的前提下将非平稳时域信号转化为平稳的角域信号,进而抑制变工况造成的频谱模糊效应。需要指出的是,实施TLOT的关键在于振动信号的等角度重采样,而等角度区间的确定则依赖于转轴瞬时的准确提取。对于谐波信号而言,瞬时相位仅在单分量情况下才具有物理意义。针对这一问题,国内外专家学者开展了一系列研究。湖南大学Cheng等^[4]提出了基于广义解调时频分析的振动信号单一谐波分量获取方法,为变工况振动信号瞬时相位提取奠定了技术基础。Zhao等^[5]采用线调频小波变换近似估计瞬时转频,通过Kalman滤波实现单一谐波分量的提取。Feng等^[6]提出了一种基于迭代广义解调的非平稳复杂信号分解方法,并通过替代数据检验识别出真实的单一谐波分量。Wang等^[7]采用非线性模态分解方法对航空发动机振动数据进行分析,成功解耦得到了主轴的瞬时转频,且时间复杂度和算法准确度均十分理想。郭瑜等^[8]通过对最小二乘法估计得到的瞬时频率进行拟合并结合数值积分来获取转轴的瞬时相位,以此实现旋转机械的阶次跟踪。为了获取摩擦碰撞转子的快变振动信号,Chen等^[9]提出了一种自适应线调频模态分解方法,并由此构造了高分

辨率的时频表征。Tong等^[10]采用非线性压缩小波变换提取转子微弱故障特征,该方法可用于表征多分量非平稳信号的时频模式。杨伟等^[11]提出了一种基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和共振稀疏分解相结合的滚动轴承故障诊断方法,对包含故障信息丰富的低共振分量进行能量幅值谱分析,从而得到轴承的故障特征频率,验证了VMD共振稀疏分解的有效性。李舜酩等^[12]分析了盲源分离方法在非平稳信号分解中的应用,并进一步讨论了参数设置以及含噪声条件下的分解准确性问题。Pan等^[13]提出了辛几何模态分解(symplectic geometry mode decomposition, SGMD)方法,采用辛几何相似性变换以保证原始时间序列本征特性不变,进而分解重构出单分量信号,但是,针对自适应分量重构仍需要进一步研究,以提升该方法的工程实用价值。此外,陈是扞等^[14]讨论了信号分解方法在机械故障诊断中的应用,指出分解结果的稀疏性问题以及强时变调频信号的表征问题是反映信号分解算法性能的关键因素。

基于以上分析可知,当前谐波分量提取多是在时频分析的基础上开展的,然而,“时频分析—脊线提取—分量重构”这一串行的处理模式直接导致了计算误差的累积和放大;此外,对于高采样率、长采样时间的非平稳信号分解问题,上述方法的时间复杂度也在一定程度上超出了现行工业计算机的软硬件承受能力。

针对上述问题,本文提出了一种基于自适应谐波分量提取的航空发动机附件传动系统变速故障诊断方法。首先,通过低通滤波和降采样优化搜索空间并提升计算速度,在此基础上利用自相关平均周期进行自适应辛几何模态分解(adaptive symplectic geometry mode decomposition, ASGMD);其次,采用基于替代数据检验的伪谐波分量识别方法,实现自适应分离结果的有效检验和稀疏化表征;最后,在阶次跟踪的基础上实现航空发动机附件传动系统故障的有效诊断。仿真和试验结果表明了所提方法的可行性和有效性。

1 自适应辛几何模态分解方法

本文所提出的自适应辛几何模态分解方法首先通过信号预处理进行相空间重构,然后利用辛几何相似性变换求解Hamilton矩阵的特征值和特征向量,最后通过对角平均化和基于自相关平均周期的自适应重构方法获得辛几何单分量。

1.1 信号预处理

假定一维原始振动数据为 \mathbf{x}_R ,通过低通滤波将谐波分量提取操作限定在低频段范围内,即 $\mathbf{x}_R \rightarrow \mathbf{x}_L$ 。为了进一步提升计算效率,对低频段数据 \mathbf{x}_L 进行降采样操作,如式(1)所示。

$$\mathbf{x}(n\Delta t) = \mathbf{x}_L(n\Delta t)\delta(t - n\Delta t) \quad (1)$$

式中: $\delta(t)$ 为间距为 Δt 的采样脉冲函数。

1.2 相空间重构

根据 Takens 嵌入定理对预处理之后的振动数据 \mathbf{x} 进行相空间重构,得到轨迹矩阵:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_{1+\tau} & \cdots & \mathbf{x}_{1+(d-1)\tau} \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_{2+\tau} & \cdots & \mathbf{x}_{2+(d-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_m & \mathbf{x}_{m+\tau} & \cdots & \mathbf{x}_{m+(d-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: d 代表嵌入维度, τ 代表延迟时间,取 $\tau = 1$, 并且设定 $m = n - (d - 1)\tau$ [13]。采用功率谱密度(power spectral density, PSD)方法确定嵌入维度 [15] 为:

$$d = \begin{cases} n/3, & f_0 < 10^{-3} \\ 1.2F_s/f_{\max}, & f_0 \geq 10^{-3} \end{cases} \quad (3)$$

式中: F_s 为采样频率, f_{\max} 为 PSD 峰值频率, f_0 为归一化频率,且 $f_0 = f_{\max}/F_s$ 。

1.3 辛几何相似性变换

对轨迹矩阵 \mathbf{X} 进行自相关分析,可得协方差对称矩阵:

$$\mathbf{A} = \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (4)$$

由协方差矩阵 \mathbf{A} 建立 Hamilton 矩阵 \mathbf{M} :

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{A}^T \end{bmatrix} \quad (5)$$

对矩阵 \mathbf{M} 进行平方可得 \mathbf{W} ,即 $\mathbf{W} = \mathbf{M}^2$,易知 \mathbf{W} 也同样是 Hamilton 矩阵,利用式(6)构造辛几何矩阵 \mathbf{G} :

$$\mathbf{G}^T \mathbf{W} \mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{R} \\ \mathbf{0} & \mathbf{B}^T \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中:矩阵 \mathbf{G} 和 \mathbf{B} 分别为辛正交矩阵和上三角矩阵,此时,需要通过辛几何相似性变换获得矩阵 \mathbf{G} 。设置一个 Householder 矩阵 \mathbf{Q} ,并构造出矩阵 \mathbf{H} :

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (7)$$

可以证明矩阵 \mathbf{H} 也是 Householder 矩阵,因此,矩阵 \mathbf{G} 能够被矩阵 \mathbf{H} 所替代 [16]。由 Hamilton 矩阵的性质可知,若 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, d)$ 是矩阵 \mathbf{B} 的特征值,则 $\phi_i = \sqrt{\lambda_i} (i = 1, 2, \dots, d)$ 为协方差矩阵 \mathbf{A} 的特征值, $\mathbf{Q}_i (i = 1, 2, \dots, d)$ 为矩阵 \mathbf{A} 对应于特征值 ϕ_i 的特征向量。为了使分量易于辨识,按照降序排列特征值 $\phi_1 > \phi_2 > \dots > \phi_d$ 及其对应的特征向量 \mathbf{Q}_i 。

通过辛几何相似性变换,矩阵 \mathbf{Q} 保持了原始信号的本征特性。结合初始轨迹矩阵 \mathbf{X} 即可构造出系数矩阵 \mathbf{S} :

$$\mathbf{S}_i = \mathbf{Q}_i^T \mathbf{X}^T \quad (8)$$

利用特征向量矩阵 \mathbf{Q} 和系数矩阵 \mathbf{S} 可以获得重构矩阵 \mathbf{Z} ,如式(9)所示。

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{Q}_i \mathbf{S}_i \quad (9)$$

进而重构的相空间矩阵可以表示为:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Z}_1 + \mathbf{Z}_2 + \dots + \mathbf{Z}_d \quad (10)$$

1.4 对角平均化

由于得到的初始单分量 \mathbf{Z}_i 为 $m \times d$ 矩阵,因此,需要对其进行重新排序,转化为一组新的长度为 n 的一维序列,对角平均化方式为:

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k z_{p,k-p+1}^*, & 1 \leq k \leq d^* \\ \frac{1}{d^*} \sum_{p=1}^{d^*} z_{p,k-p+1}^*, & d^* < k \leq m^* \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{p=k-m^*+1}^{n-m^*+1} z_{p,k-p+1}^*, & m^* \leq k \leq n \end{cases} \quad (11)$$

式中: $d^* = \min(m, d)$, $m^* = \max(m, d)$, z_{ij} 为分量 \mathbf{Z}_i 中的元素,且 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq d$, 如果 $m < d$, 则有 $z_{ij}^* = z_{ij}$, 否则 $z_{ij}^* = z_{ji}$ 。

按照上述步骤依次对 d 个矩阵 \mathbf{Z}_i 进行对角平均,可以得到 d 组长度为 n 的序列 \mathbf{Y}_i ,即对应原始时间序列 \mathbf{x} 分解出的 d 个不同频带的分量。对角平均得到的初始辛几何分量(symplectic geometry components, SGCs)可以表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_1 + \mathbf{Y}_2 + \dots + \mathbf{Y}_d \quad (12)$$

1.5 单分量重构

通过前述辛几何相似性变换以及矩阵分解得到了 d 个单分量信号,但是,每个分量之间并不都是相互独立的,因此需要对初始 SGCs 进行重构操作 [13]。现有基于余弦相似性的度量方法对于复杂信号的重构效果并不理想,且需要人为设定相似度阈值 [17]。因此,本文采用自相关平均周期来评估 SGCs 之间的相似性,计算方式为:

$$\Gamma(\mathbf{Y}_i) = \frac{1}{n} \sum \mathcal{L}[\Theta(\mathbf{Y}_i(\tau_Y) * \tilde{\mathbf{Y}}_i(-\tau_Y))] \quad (13)$$

式中:“*”代表卷积操作, $\Theta(\cdot)$ 为求取所有峰值的中间函数, $\mathcal{L}(\cdot)$ 为差分操作。在对 SGCs 的周期性有了量化评估之后,采用聚类算法即可进行 SGCs 之间的自适应重组。

为了排除原始信号中噪声分量的干扰,利用归一化平均绝对误差(normalized mean absolute error, NMAE)设置迭代终止条件 [13],即:

$$\text{NMAE}_k = \sum_{i=1}^n |\mathbf{r}_k(i)| / \sum_{i=1}^n |\mathbf{x}(i)| \quad (14)$$

式中: \mathbf{r} 为第 k 次迭代后的残差信号。单分量重构终止时,原始信号的分解结果为:

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=1}^N \text{SGC}_k(n) + \mathbf{r}_{N+1}(n) \quad (15)$$

式中: N 为最终的 SGCs 数量。

2 替代数据检验

为了从上述分解得到的SGCs中获得与转速相关的真实谐波分量,本文采用基于傅里叶变换(Fourier transform, FT)的替代数据检验方法^[6],实现ASGMD分解结果的验真和稀疏化表征。对于每一个分量 $x_c(t)$,通过相位随机化产生相应替代数据,即:

$$x_c^s(t) = \int \left[\int x_c(t) e^{-j2\pi ft} dt \right] e^{j\varphi_c(\xi)} df \quad (16)$$

式中: $\varphi_c(\xi)$ 代表随机相位,且服从均匀分布 $U[0, 2\pi]$, $s = 1, 2, \dots, N_s$ 代表替代数据序号, N_s 为替代数据的数量。

为了判断SGC分量的真伪,需要对其进行零假设检验,通过计算幅值 $A(\xi)$ 和频率 $f(\xi)$ 的谱熵获得替代数据的确定度:

$$\vartheta(\alpha_A, \alpha_f) = \alpha_A Q[A(\xi)] + \alpha_f Q[f(\xi)] \quad (17)$$

式中: α_A 和 α_f 分别代表幅值和频率谱熵的权重系数,且从 $\vartheta(1, 0)$ 、 $\vartheta(0, 1)$ 和 $\vartheta(1, 1)$ 中选择最大值作为零假设检验的最终确定度^[7]。 $Q(\cdot)$ 为计算谱熵操作,公式为:

$$Q[\kappa(x)] = - \int \frac{|\kappa(x)|^2}{\int |\kappa(x)|^2 dx} \log \frac{|\kappa(x)|^2}{\int |\kappa(x)|^2 dx} dx \quad (18)$$

假定原始SGC的确定度为 ϑ_0 ,其替代数据的确定度为 ϑ_β , $\beta = 1, 2, \dots, N_s$,若确定度 $\vartheta_\beta > \vartheta_0$ 的替代数据数量不低于 γN_s (本文取 $\gamma = 0.95$ ^[18]),则认为该SGC为真实分量。在分量验真之后,利用Hilbert变换即可得到第 k 阶谐波分量 $x_k(t)$ 的瞬时相位,即:

$$\Phi(t) = \frac{1}{k} \arctan \left[\frac{\tilde{x}_k(t)}{x_k(t)} \right] \quad (19)$$

式中: $\tilde{x}_k(t)$ 为 $x_k(t)$ 对应解析信号的虚部,计算方式为:

$$\tilde{x}_k(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x_k(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (20)$$

3 自适应谐波分量提取仿真验证

为了验证本文所提自适应谐波分量提取方法的有效性,通过式(21)所示的调幅调频(AM-FM)振动模型来进行变速工况条件下的谐波分量提取仿真:

$$x(t) = \sum_i A_i S_i(t) [1 + \kappa M(t)] + U(t) + n(t) \quad (21)$$

由式(21)可知,该模型产生的振动仿真信号包括3项,第1项表示由故障激发的冲击衰减信号, A_i 为第 i 个冲击信号 $S_i(t)$ 的幅值, $S_i(t)$ 表达式为:

$$S_i(t) = e^{-\beta(t - T_i - \tau)} \sin[2\pi f_r(t - \tau)] \quad (22)$$

式中: β 为阻尼系数, f_r 为共振频率, T_i 为第 i 个冲击出现

的时刻, τ 为滑移时间。假定轴承外圈固定,内圈出现故障且随主轴转动,则 $\kappa \neq 0$, $M(t)$ 代表主轴转速信息。式(21)中第2项为转速谐波信号,表示为:

$$U(t) = \sum_j B_j [1 + \mu N(t)] \cos[2\pi \lambda_j \int R(t) dt + \varphi_j] \quad (23)$$

式中: B_j 和 φ_j 分别代表第 j 个谐波的幅值和初始相位, λ_j 为谐波阶次, $1 + \mu N(t)$ 代表谐波的幅值调制,其中 $N(t)$ 的表达式为:

$$N(t) = \cos \left[2\pi \psi_j \int R(t) dt \right] \quad (24)$$

式中: ψ_j 为幅值调制系数, $R(t)$ 为主轴转速,设定为:

$$R(t) = \frac{2700 - 500 \sin(2\pi t)}{60} \quad (25)$$

此外,式(21)第3项 $n(t)$ 代表噪声成分。

仿真分析中假定AM-FM振动信号包含两阶转速谐波分量,参数设置如表1所示。信号采样频率设定为10 kHz,采样时间为1 s,主轴瞬时转频如图1所示,AM-FM条件下由内圈故障激发的瞬态冲击信号如图2~3所示,两阶非线性转速谐波信号如图4~5所示。

表1 AM-FM振动模型参数设置

Table 1 Parameters of the AM-FM vibration model

A/g	B_1/g	B_2/g	λ_1	λ_2	j	β
1	0.1	0.05	1	2	2	1 500
φ_1	φ_2	κ	μ	ψ_1	ψ_2	f_r/Hz
$\pi/3$	$-\pi/6$	5	0.2	0.3	0.6	2 000

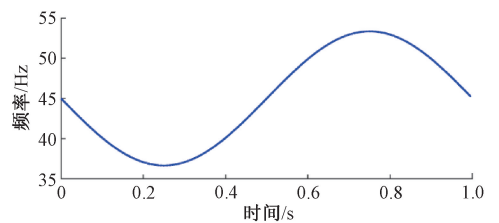


图1 主轴瞬时转频

Fig. 1 Instantaneous frequency of the shaft

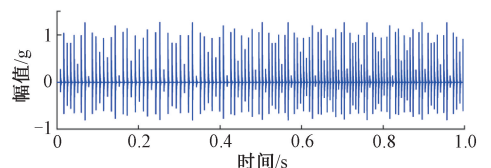


图2 由内圈故障激发的瞬态冲击信号

Fig. 2 Transient impulses induced by the inner race fault

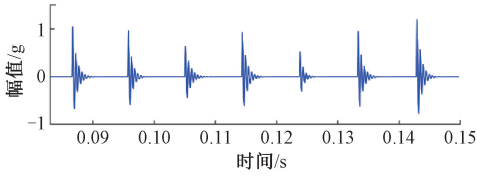


图3 瞬态冲击信号局部放大图

Fig. 3 Zoomed view of the transient impulses

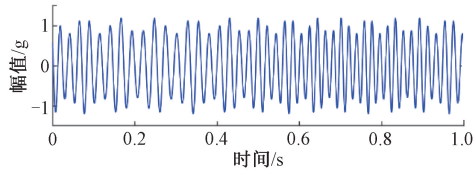


图4 基频转速谐波信号

Fig. 4 The fundamental harmonic signal

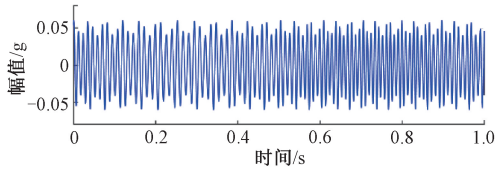


图5 二倍频转速谐波信号

Fig. 5 The second order frequency-doubling harmonic signal

3.1 无噪声谐波分量提取仿真实验

由前述分析可知,无噪声条件下该振动模型共包含冲击信号、基频和二倍频转速谐波信号等3种模态。为了验证所提 ASGMD 方法的良好分解性能,将其与当前

较为经典的 VMD 方法进行对比分析,设置 VMD 模态个数 $K = 3$, 惩罚因子 $\alpha = 2$ 。两种方法的分解结果分别如图 6~7 所示。

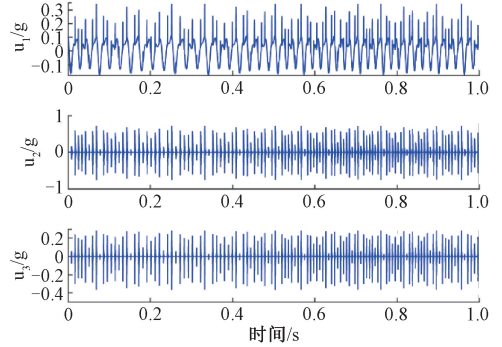


图6 无噪声条件下 VMD 分解结果

Fig. 6 Decomposition results of the noise-free AM-FM vibration signal by the VMD method

由图 6 可知,虽然设置 VMD 模态个数为 3,但是根据其时域波形可知,VMD 分解结果实际为两个模态分量,模态 1 为两阶转速谐波信号的叠加,模态 2 为冲击信号。由于 VMD 无法将两阶转速谐波信号分离解耦,因此,该方法对于上述 AM-FM 振动信号的分解性能存在不足。图 7 为 ASGMD 分解结果,通过对比分析可知,ASGMD 对于冲击信号、基频和二倍频转速谐波信号进行了较为充分的分解,虽然二倍频转速谐波信号在幅值跟踪方面存在一定误差,但是其与真实信号存在“锁相”现象,说明相位跟踪仍然较为准确。由此可以证明所提 ASGMD 方法具有优越的谐波分量提取性能。

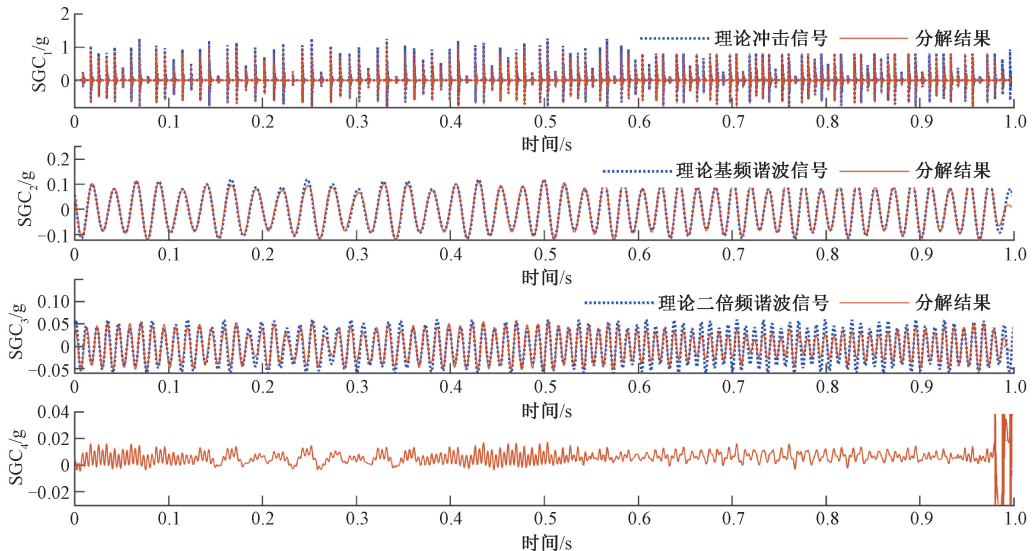


图7 无噪声条件下 ASGMD 分解结果

Fig. 7 Decomposition results of the noise-free AM-FM vibration signal by the ASGMD method

3.2 含噪声谐波分量提取仿真验证

由于实际振动信号中包含噪声成分, 因此, 利用高斯白噪声对上述 AM-FM 信号进行加噪处理, 获取信噪比为 -5dB 的含噪声振动信号, 如图 8 所示。

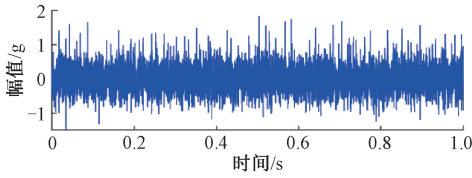


图 8 含 -5dB 噪声 AM-FM 振动仿真信号

Fig. 8 Noisy AM-FM vibration signal with SNR equal to -5dB

为了验证含噪声条件下 ASGMD 方法的良好分解性能, 仍然将其与 VMD 方法进行对比, 设置 VMD 模态个数

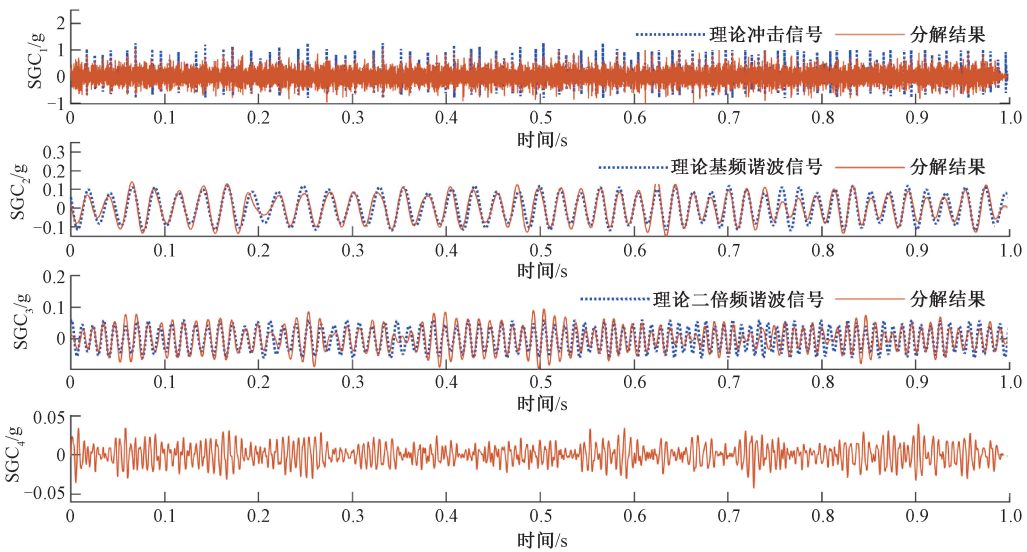


图 10 含噪声条件下 ASGMD 分解结果

Fig. 10 Decomposition results of the noisy AM-FM vibration signal by the ASGMD method

由图 9 可知, 在 -5dB 噪声影响下, VMD 方法仅能对振动信号中的冲击成分有一定的跟踪能力, 对于其中两阶转速谐波信号则无法进行准确的分离解耦, 这表明在该噪声条件下, VMD 方法无法适用于 AM-FM 振动信号中谐波分量的提取。图 10 所示为相同噪声强度下 ASGMD 方法的分解结果, 通过对比分析可知, ASGMD 分解得到的两阶转速谐波信号虽然在幅值跟踪方面存在一定误差, 但是均存在“锁相”现象, 说明相位跟踪较为准确, 这为后续基于等角度重采样的 TLOT 故障诊断的实施提供了前置条件。由此可见, 即使在含噪声情况下, ASGMD 也同样具备良好的谐波分量提取性能。

为了进一步验证“锁相”现象, 分别对图 10 中分解得到的两阶转速谐波分量进行 Hilbert 变换以获取瞬时相位信息, 相位对比结果如图 11~12 所示。

$K = 3$, 惩罚因子 $\alpha = 2$, 两种方法的分解结果如图 9~10 所示。

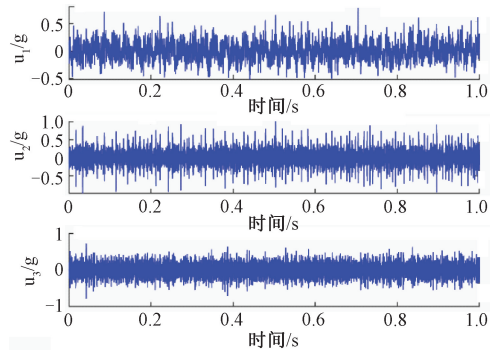


图 9 含噪声条件下 VMD 分解结果

Fig. 9 Decomposition results of the noisy AM-FM vibration signal by the VMD method

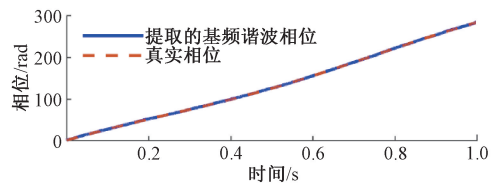


图 11 提取的基频谐波瞬时相位对比

Fig. 11 Phase comparison of the decomposed fundamental harmonic signal

由图 11 和 12 可知, 本文所提 ASGMD 方法分解得到的基频和二倍频转速谐波分量的瞬时相位与真实相位信息匹配较好, 说明在含噪声情况下, ASGMD 方法仍能够提取到较为准确的转速谐波分量, 这为后续实施的基于 TLOT 技术的故障诊断奠定了基础。

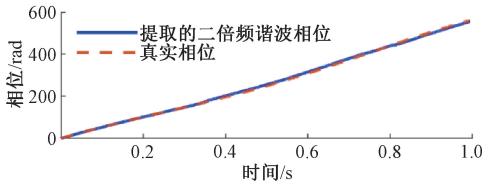


图 12 提取的二倍频谐波瞬时相位对比

Fig. 12 Phase comparison of the decomposed second order frequency-doubling harmonic signal

3.3 ASGMD 方法抗噪性能和计算效率分析

为了验证本文所提 ASGMD 方法的抗噪性能,在前述 3.1 小节得到的 AM-FM 振动信号的基础上,分别添加信噪比为 $-10\sim 5$ dB 的高斯白噪声,对分解得到的基频转速谐波信号进行瞬时相位估计,并采用平均绝对误差和中值绝对误差两种指标对瞬时相位估计结果进行量化分析,结果如图 13 所示。可知即使在强背景噪声条件下,ASGMD 提取得到的基频转速谐波分量瞬时相位仍然较为准确,证明了该方法具备良好的噪声鲁棒性。

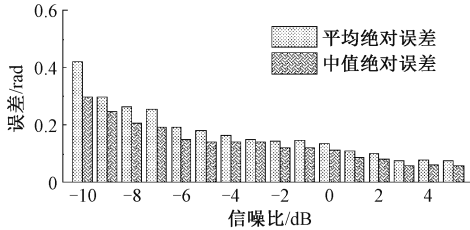


图 13 不同信噪比条件下基频谐波分量瞬时相位估计误差
Fig. 13 Phase estimation error of the decomposed fundamental harmonic component with different SNRs

此外,针对上述构建的 AM-FM 振动仿真模型,通过设置采样时间生成不同长度的振动仿真信号,以此分析所提 ASGMD 方法的计算效率,如图 14 所示。由于进行了低通滤波,使得谐波分量提取操作限定在低频段范围内,在此基础上通过信号降采样进一步缩短了计算耗时。通过对比分析可知,本文所提 ASGMD 方法的计算效率得到了较为明显地优化和提升,能够为后续开展的基于 TLOT 的故障诊断提供有力支撑。

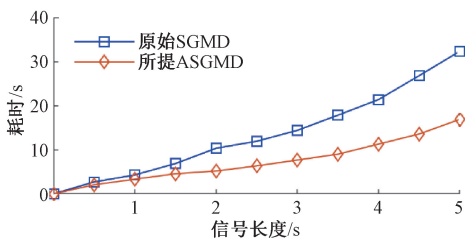


图 14 不同信号长度下计算耗时对比

Fig. 14 Comparison of time consumption under different signal length conditions

4 航空发动机附件传动系统故障诊断

为了验证本文所提方法在实际工业应用中的有效性,基于法国 Safran 发动机公司提供的民用航空发动机振动数据进行附件传动系统变速故障诊断试验研究。

Safran 航空发动机结构及传感器安装位置如图 15 所示,该发动机包含 2 个主轴和 1 个附件机匣,其运动学结构如图 16 所示。发动机的振动数据通过两个加速度传感器和一个转速计进行采集,其中,1[#]和 2[#]加速度传感器分别安装在靠近径向驱动轴的中间壳体和轴 L5 的附件机匣法兰盘上。由图 15 可知,1[#]加速度传感器主要负责收集发动机高压 (high-pressure, HP) 主轴的运行信息,2[#]加速度传感器则采集附件机匣的健康状态数据。此外,转速计用于提供轴 L4 的转速信息^[20]。在该发动机地面试车过程中,采样频率设置为 44.1 kHz,采样长度约为 200 s。用于支撑轴 L1、L4 和 L5 的滚动轴承故障阶次如表 2 所示。

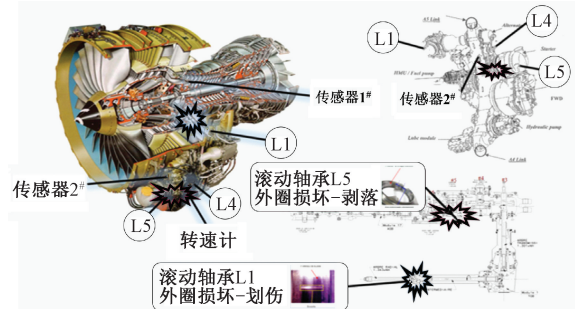


图 15 Safran 航空发动机结构及传感器安装位置^[19]

Fig. 15 The internal structure of the Safran aero-engine and the sensors' locations^[19]

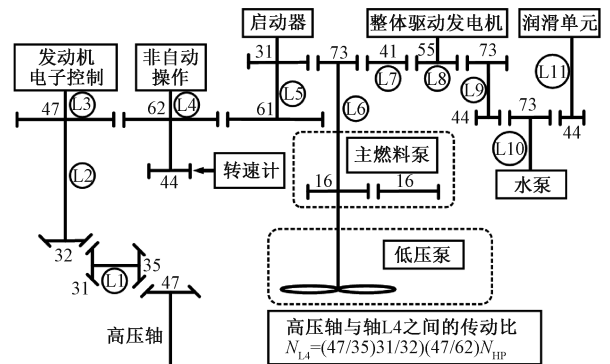


图 16 发动机附件机匣运动学结构^[19]

Fig. 16 Kinematics of the aero-engine accessory gearbox^[19]

表 2 滚动轴承故障阶次^[19]

Table 2 Fault characteristic orders of relevant rolling bearings^[19]

故障位置	L1	L4	L5
外圈	4.066	4.030	7.759
内圈	5.934	5.970	10.241
滚动体	2.584	2.480	3.559
保持架	0.407	0.403	0.431

在发动机地面试车过程中,1[#]加速度传感器采集到的主轴振动数据如图 17 所示,对该振动数据进行时频分析可得时频分布(time-frequency distribution, TFD)图像如图 18 所示。由时频分布图像可知,发动机在扫频试车过程中存在若干转速谐波倍频分量,但是,由于该过程存在大量强背景噪声、临近转轴振动干扰以及混杂诸多交叉频率分量等因素,导致难以通过常规脊线提取及分量重构等方法获得特定的谐波分量;此外,基于时频分布的信号分解方法由于存在过程累积误差、时间复杂度高等问题,其工程应用效果也大大受限。

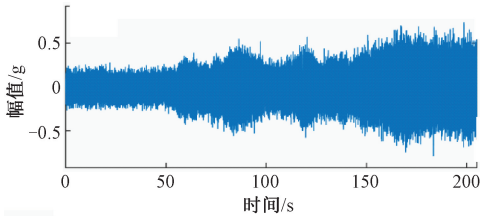


图 17 发动机 HP 主轴振动数据

Fig. 17 Vibration signal of the aero-engine HP shaft

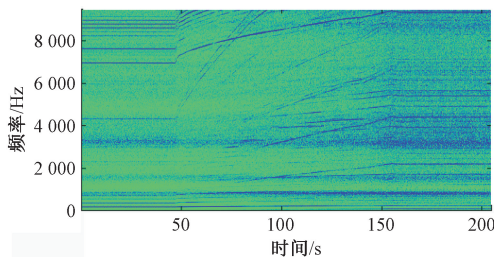


图 18 发动机 HP 主轴振动数据时频分布

Fig. 18 TFD of the aero-engine HP shaft vibration signal

针对上述问题,采用本文提出的基于自适应谐波分量提取的航空发动机附件传动系统变速故障诊断方法对其进行分析处理。为了提升计算速度,首先对原始振动数据进行低通滤波,设置截止频率为 500 Hz,在此基础上降采样至 1 kHz。振动信号预处理完成之后进行 ASGMD 操作,通过计算 SGCs 的自相关平均周期并自适应聚类可以获得单分量重构信号,结果如图 19 和 20 所示。

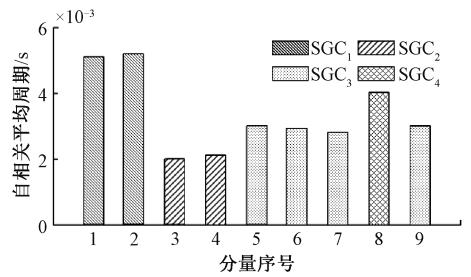


图 19 SGCs 单分量自适应重构结果

Fig. 19 Adaptive reconstruction of the SGCs

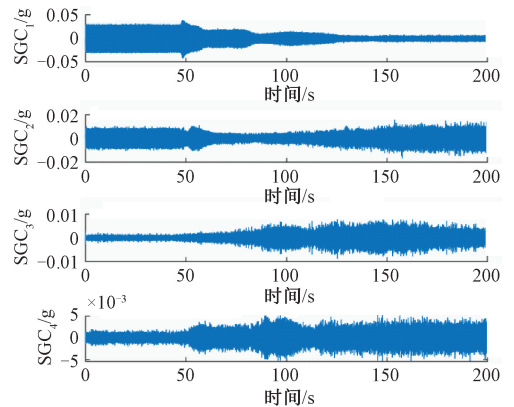


图 20 ASGMD 分解结果时域波形

Fig. 20 Waveform of the decomposed SGCs by ASGMD

由辛几何相似性变换可知,协方差矩阵 \mathbf{A} 按照降序排列其特征值 $\phi_1 > \phi_2 > \dots > \phi_n$ 及对应的特征向量 \mathbf{Q} ,且特征值越大,特征向量对应的单分量重构信号对原始振动信号的能量强度贡献越大。因此,基于低频段范围内能量优先原则选取基频谐波信号,并通过替代数据检验依次对单分量重构之后的 SGCs 进行验真操作,以排除噪声干扰等因素导致的伪谐波分量问题,从而完成谐波分量的稀疏化表征。

由图 20 可知,选取 SGC₁ 为初始基频转速谐波分量,通过设置 40 次零假设检验判断分量的真伪,其确定度计算结果如图 21 所示,可知 40 次零假设检验中替代数据的确定度 ϑ_β 均大于原始分量 SGC₁ 的确定度 ($\vartheta_0 = 1.492$),由此可知 SGC₁ 为真实转速谐波分量。

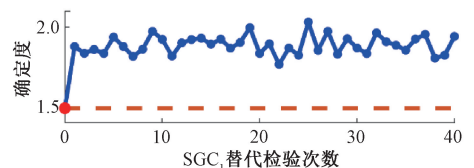


图 21 SGC₁ 替代数据检验结果

Fig. 21 Surrogate data test result of the SGC₁

同理,依次对剩余 SGCs 分量进行替代数据检验,结果如图 22~24 所示。依据前述设定的分量真伪判断准则,可知 SGC₂ 和 SGC₃ 为真实分量,SGC₄ 则为伪分量,予以去除。

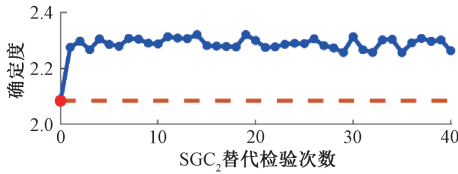


图 22 SGC₂ 替代数据检验结果

Fig. 22 Surrogate data test result of the SGC₂

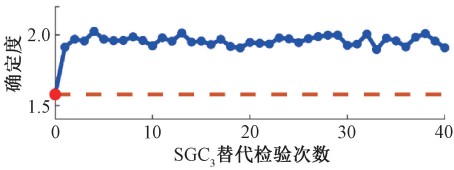


图 23 SGC₃ 替代数据检验结果

Fig. 23 Surrogate data test result of the SGC₃

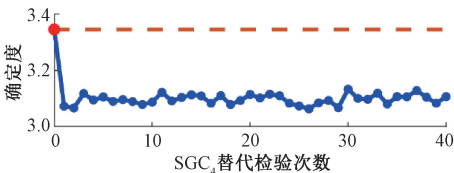


图 24 SGC₄ 替代数据检验结果

Fig. 24 Surrogate data test result of the SGC₄

经过 ASGMD 自适应分解重构以及替代数据检验,从原始振动信号中提取得到的基频转速谐波分量的时频分布如图 25 所示。可知提取的基频转速谐波分量单一性较好,背景噪声等干扰成分相对微弱。为了验证谐波分量提取的准确性,通过脊线跟踪手段获取其瞬时频率,结果如图 26 所示。

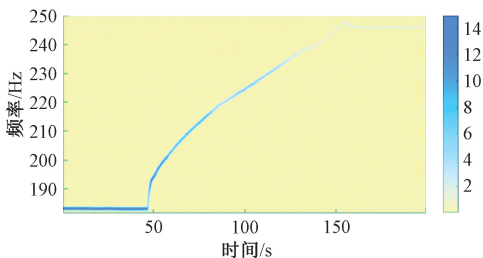


图 25 提取到的基频转速谐波信号时频分布

Fig. 25 TFD of the extracted fundamental harmonic signal

分别采用倒谱多阶方法 (cepstrum-based multi-order approach, CMOA)、最大值跟踪卡尔曼滤波 (maximum tracking + Vold-Kalman filter, MTVKF) 以及多阶概率方

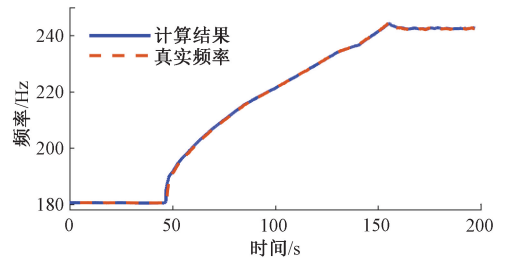


图 26 基频转速谐波分量瞬时频率估计结果

Fig. 26 Instantaneous frequency estimation of the extracted fundamental harmonic signal

法 (multi-order probabilistic approach, MOPA) 进行瞬时频率提取准确性对比分析,并利用平均绝对误差和中值绝对误差两个指标量化计算误差,同时考虑了计算过程的耗时问题。不同方法的初始参数设置如表 3 所示,瞬时频率估计误差和计算耗时分别如图 27 和 28 所示^[20]。本文所提方法的瞬时频率估计误差为 0.100 9 Hz,耗时 9.581 s (运行环境为 Intel Core™ i5-9400F 2.9 GHz CPU 8 GB RAM),低于 CMOA 和 MOPA 方法的估计误差和时间消耗,虽然 MTVKF 方法的估计误差最小 (0.037 Hz),但是其需要先验知识作为支撑,且计算耗时远高于其他方法。综上所述,本文所提方法在计算准确度和耗时方面较为理想,能够满足工业应用的实际计算需求。

表 3 不同方法初始参数设置^[20]

Table 3 Initial parameters of different methods^[20]

方法	初始参数
CMOA	$\omega_{\min} = 175 \text{ Hz}, \omega_{\max} = 230 \text{ Hz}, \{N_i\} = \{1, 1.342\}$
MTVKF	$\omega_{\min} = 175 \text{ Hz}, \omega_{\max} = 230 \text{ Hz}, \{N_i\} = \{1, 1.342\}$
MOPA	$\omega_{\text{init}} = 6\ 960 \text{ Hz}$
ASGMD	不依赖先验参数设置

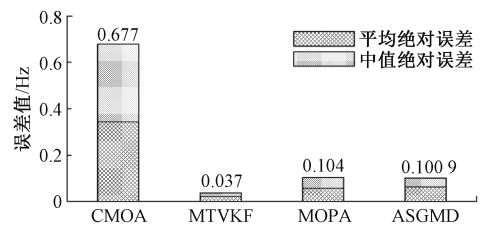


图 27 不同方法瞬时频率估计误差对比

Fig. 27 Instantaneous frequency estimation error comparison of different methods

对提取到的发动机主轴转速谐波分量进行 Hilbert 变换,得到该主轴的瞬时相位信息,利用相位信息对 2# 加速度传感器采集到的振动数据进行等角度重采样,利用 Fourier 变换得到阶次谱,如图 29 所示。结合表 2 中的滚

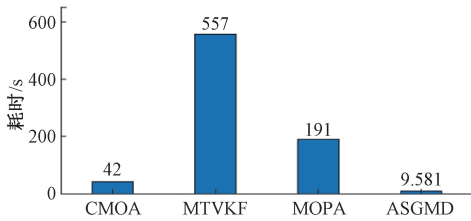


图 28 不同方法耗时对比

Fig. 28 Time consumption comparison of different methods

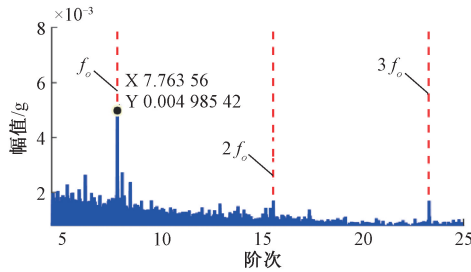


图 29 滚动轴承 L5 阶次跟踪结果

Fig. 29 The order tracking result of the rolling bearing L5

动轴承故障阶次可知,滚动轴承 L5 出现了外圈故障(理论故障阶次为 7.759,计算结果为 7.76356,相对误差 0.059%),这与图 15 中给定的故障信息一致。

为了验证本文所提 ASGMD 方法在上述航空发动机附件传动机匣故障诊断中的有效性,分别采用多阶概率方法(MOPA)^[19]、快速峭度图+随机共振(fast kurtogram + stochastic resonance, FK+SR)^[19]、均方根容积卡尔曼滤波(square-root cubature Kalman filter, SRCKF)^[19]等方法进行对比分析,阶次跟踪的相对误差对比如图 30 所示。由图中可知,本文所提 ASGMD 方法得到的轴承故障阶次相对误差最小,进一步验证了其在航空发动机附件传动系统故障诊断中的有效性。

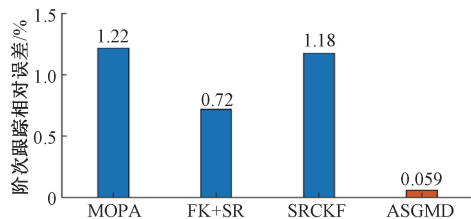


图 30 不同方法阶次跟踪结果^[19]

Fig. 30 Order tracking results of different methods^[19]

5 结 论

针对当前 TLOT 过程中基于时频分析、脊线提取和分量重构这一串行的谐波分量获取方法存在的误差累积

和放大、时间复杂度高等问题,提出了一种基于自适应谐波分量提取的航空发动机附件传动系统变速故障诊断方法,并得到如下结论。

1) 采用自相关平均周期作为 SGCs 相似性的度量准则,可以有效提高 SGCs 自适应重组的准确度。

2) 通过基于傅里叶变换的替代数据检验可以实现 SGCs 的有效验真,进而排除噪声干扰等因素导致的伪谐波分量问题。

3) 仿真实验和 Safran 航空发动机扫频试车试验验证了所提方法可以有效提取复杂信号中的转速谐波分量,进而准确获取瞬时相位信息,为后续开展的基于阶次跟踪的故障诊断奠定基础。

参考文献

[1] 苗强, 蒋京, 张恒, 等. 工业大数据背景下的航空智能发动机: 机遇与挑战[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 1-12.
MIAO Q, JIANG J, ZHANG H, et al. Development of aviation intelligent engine under industrial big data: Chances and challenges[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 1-12.

[2] 郭梅, 陈聪慧, 胡兴海, 等. 航空发动机附件机匣结构设计方法研究[J]. 机械传动, 2017, 41(3): 211-216.
GUO M, CHEN C H, HU X H, et al. Research of the aero engine accessory gearbox structure design method[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017, 41(3): 211-216.

[3] 余晓霞, 汤宝平, 魏静, 等. 强背景噪声条件下自适应图卷积神经网络的航空发动机附件机匣故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(8): 78-86.
YU X X, TANG B P, WEI J, et al. Fault diagnosis for aero-engine accessory gearbox by adaptive graph convolutional networks under intense background noise conditions [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(8): 78-86.

[4] CHENG J S, YANG Y, YU D J. Application of the improved generalized demodulation time-frequency analysis method to multi-component signal decomposition[J]. Signal Processing, 2009, 89(6): 1205-1215.

[5] ZHAO M, LIN J, WANG X F, et al. A tacho-less order tracking technique for large speed variations [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(1): 76-90.

[6] FENG Z P, CHEN X W. Adaptive iterative generalized demodulation for nonstationary complex signal analysis:

- Principle and application in rotating machinery fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 110: 1-27.
- [7] WANG Y, TANG B P, QIN Y, et al. Rolling bearing fault detection of civil aircraft engine based on adaptive estimation of instantaneous angular speed [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(7): 4938-4948.
- [8] 郭瑜, 秦树人, 汤宝平, 等. 基于瞬时转频估计的旋转机械阶比跟踪[J]. *机械工程学报*, 2003, 39(3): 32-36.
- GUO Y, QIN SH R, TANG B P, et al. Order tracking of rotating machinery based on instantaneous frequency estimation [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2003, 39(3): 32-36.
- [9] CHEN S Q, YANG Y, PENG Z K, et al. Detection of rub-impact fault for rotor-stator systems: A novel method based on adaptive chirp mode decomposition [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, 440: 83-99.
- [10] TONG C W, CHEN X F, WANG S B. Nonlinear squeezing wavelet transform for rotor rub-impact fault detection [J]. *Model Validation and Uncertainty Quantification*, 2019, 3: 21-29.
- [11] 杨伟, 王红军. 基于VMD共振稀疏分解的滚动轴承故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(9): 20-27.
- YANG W, WANG H J. Fault diagnosis of rolling bearing based on VMD and resonance sparse decomposition [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2018, 32(9): 20-27.
- [12] 李舜酩, 郭海东, 李殿荣. 振动信号处理方法综述[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(8): 1907-1915.
- LI S M, GUO H D, LI D R. Review of vibration signal processing methods [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(8): 1907-1915.
- [13] PAN H Y, YANG Y, LI X, et al. Symplectic geometry mode decomposition and its application to rotating machinery compound fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 114: 189-211.
- [14] 陈是扞, 彭志科, 周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(17): 91-107.
- CHEN SH Q, PENG ZH K, ZHOU P. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(17): 91-107.
- [15] BONIZZ P, KAREL M H, MESTE O, et al. Singular spectrum decomposition: A new time series decomposition [J]. *Advances in Adaptive Analysis*, 2014, 6(4): 107-109.
- [16] LEI M, MENG G. Symplectic principal component analysis: A new method for time series analysis [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2011: 34-35.
- [17] ZHANG X Y, LI C S, WANG X B, et al. A novel fault diagnosis procedure based on improved symplectic geometry mode decomposition and optimized SVM [J]. *Measurement*, 2021, 173: 1-17.
- [18] THEILER J, EUBANK S, LONGTIN A, et al. Testing for nonlinearity in time series: The method of surrogate data [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 58(1-4): 77-94.
- [19] ANTONI J, GRIFFATON J, ANDRE H, et al. Feedback on the Surveillance 8 challenge: Vibration-based diagnosis of a Safran aircraft engine [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 97: 112-144.
- [20] PEETERS C, LECLERE Q, ANTONI, et al. Review and comparison of tachless instantaneous speed estimation methods on experimental vibration data [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 129: 407-436.

作者简介



张光耀, 2015年于重庆大学获得学士学位, 2018年于西安交通大学获得硕士学位。现为重庆大学机械与运载工程学院博士研究生, 主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail: guangyao9875@163.com

Zhang Guangyao received his B.Sc. degree from Chongqing University in 2015, and received his M.Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2018. He is currently a Ph.D. candidate in the College of Mechanicac and Vehicle Engineering at Chongqing University. His main research interest is rotating machinery fault diagnosis.



王义(通信作者), 2011年于西南交通大学获得学士学位, 2017年于西安交通大学获得博士学位, 现为重庆大学机械与运载工程学院副教授, 主要研究方向为智能信息处理与旋转机械故障诊断。

E-mail: wycqdx@cqu.edu.cn

Wang Yi (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2011, and received his Ph.D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2017. He is currently an associate professor in the College of Mechanicac and Vehicle Engineering at Chongqing University. His main research interests include intelligent information processing and rotating machinery fault diagnosis.