

基于 SGHT 的航天器微振动信号处理方法*

陈继喆^{1,2,3}, 章海鹰^{1,2,4}

(1. 中国科学院国家天文台南京天文光学技术研究所 南京, 210042)

(2. 中国科学院天文光学技术重点实验室(南京天文光学技术研究所) 南京, 210042)

(3. 中国科学院大学 北京, 100049)

(4. 中国科学院大学天文与空间科学学院 北京, 100049)

摘要 针对现有常用航天器微振动信号处理方法的不足,以辛几何模态分解方法(Symplectic geometry mode decomposition, 简称 SGMD)为基础,结合希尔伯特谱分析(Hilbert spectrum analysis, 简称 HSA),提出辛几何-希尔伯特转换(Symplectic geometry Hilbert transform, 简称 SGHT)方法。首先,根据输入信号,采用辛矩阵相似变换求解 Hamilton 矩阵的特征值,利用其对应特征向量重构单分量信号;其次,通过计算归一化互信息,将相似的分量合并为辛几何分量(Symplectic geometry component, 简称 SGC),用输入信号与计算得到的 SGC 分量相减,得到新的输入信号进行下一轮迭代,直至满足终止条件;最后,进行希尔伯特转换,并输出结果。通过微振动信号模型的仿真验证,与目前常用的微振动信号处理方法相比,在非平稳的复杂微振动信号下,SGHT 方法表现出较好的分解性能和处理能力。使用该方法处理先进天基太阳天文台(advanced space-based solar observatory, 简称 ASO-S)卫星/全日面矢量磁像仪(full-disk vector magnetograph, 简称 FMG)载荷的地面微振动试验信号,可以识别出多个 SGC 分量,计算的角位移估计包络在 0.015° 以内,其结果对载荷研制具有实际工程意义。

关键词 航天器;微振动;辛几何;希尔伯特;边际谱

中图分类号 TH113.1

引言

航天器飞轮微振动是影响空间光学载荷成像质量的主要因素^[1]。为了评估微振动的影响,在研制阶段需要开展地面微振动试验^[2]。常见的试验方法是多点布置压电振动传感器,采集飞轮工作时不同位置的加速度信号。这种方法测量难度低,且可以对航天器内部进行测量,但得到的航天器微振动加速度信号需要进一步处理^[3]。

通常情况下,希望经过处理后的微振动信号提供两方面的信息:①频域上分析微振动能量集中的特定频段,指导载荷结构优化以避免与飞轮微振动发生共振;②时域上通过对微振动加速度信号二次积分,得到微振动线位移、角位移估计,判断平台扰动对光学成像的具体影响。因此,研究如何处理航天器微振动信号是开展地面微振动试验的必要保障。

为得到频域信息,考虑微振动信号的非平稳特性,可以采用希尔伯特-黄转换(Hilbert-Huang transform, 简称 HHT)进行处理,即将原始信号经过经验

模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)处理后,对各信号分量通过希尔伯特转换(Hilbert transform, 简称 HT)求解瞬时频率,绘制时间-频率-瞬时能量瀑布图,得到包含频域能量分布特征的边际谱。这种信号处理方法简单,但缺点是 EMD 分解过程中容易产生欠包络、过包络和频率混淆等问题,导致得到的频率成分可能在实际信号中并不存在,从而影响对微振动特征的识别。

为得到时域信息,常见的方法包括频域积分法和时域积分法。频域积分法通过快速傅里叶变换(fast Fourier transform, 简称 FFT)在频域实现加速度与位移的相互转换^[4];时域积分法通过例如辛普森公式的数值积分方法,直接对时域加速度信号进行积分。这两种方法都可以得到时域位移数据,但都存在低频段微小噪声和误差引发二次积分后位移出现巨大趋势偏差的问题。为了消减趋势偏差影响,目前有多种常用方法可以对加速度信号和积分位移进行处理。

* 中国科学院战略性先导科技专项资助项目(XDA15320102)

收稿日期:2021-08-24;修回日期:2021-10-25

从加速度信号入手,考虑到低频段噪声误差是引起位移趋势偏差的主要原因,高通滤波算法^[5]和低频衰减滤波算法^[6]选择舍去部分低频段加速度信号特征,对趋势偏差有一定改善,但需要根据工程经验设置低频参数,且没有消除通带内信号的噪声,噪声鲁棒性较差。小波积分方法尽管曾用于处理量子科学实验卫星的微振动加速度信号^[3],但同样需要选择恰当的窗函数构建衰减曲线^[7],也存在低频衰减算法的众多缺点。

从积分位移入手,位移的长周期趋势项是趋势偏差的主要构成。多项式去趋势方法通过对积分位移进行多项式拟合,将拟合的多项式剔除以去除趋势项。该方法主要针对因为初值不确定产生的趋势项误差,对其他原因产生的趋势项误差拟合效果较差。EMD方法分解得到的最长周期残余信号通常可以代表原信号的趋势或均值,因此也可以用于信号的去趋势处理^[8],但实际工程中受限于分解能力,效果并不理想。

针对现有常用航天器微振动信号处理方法的不足,笔者提出SGHT方法,自适应地完成频域特征获取及时域信号处理。首先,对输入的时域信号进行SGMD^[9-10],得到各信号分量,具有良好的噪声鲁棒性和分解性能;其次,引入归一化互信息作为评价指标,同时参考迭代式SGMD方法^[11],迭代式的输出单信号分量归类重组的SGC,进一步增强自适应能力、噪声鲁棒性和分解性能;最后,应用希尔伯特谱分析,得到各信号分量的瞬时频率,并以频域能量分布的形式输出结果。

在频域特征获取方面,SGHT方法将微振动加速度信号作为原始输入信号,可以在有噪声干扰的情况下,分解、重构信号并输出各SGC分量及对应的频谱特征,对于常用HHT方法难以处理的含噪非平稳微振动信号,SGHT方法具有显著优势。

在时域信息处理方面,首先,使用SGHT方法处理微振动加速度信号;其次,对处理后的微振动加速度信号二次积分,得到微振动位移估计;然后,将得到的位移估计作为输入信号再次进行SGHT处理,得到各SGC分量及对应的频谱特征;最后,将包含趋势项的SGC分量去除,得到更准确的二次积分位移结果。

1 基本原理

本研究辛几何-希尔伯特的转换流程见图1。

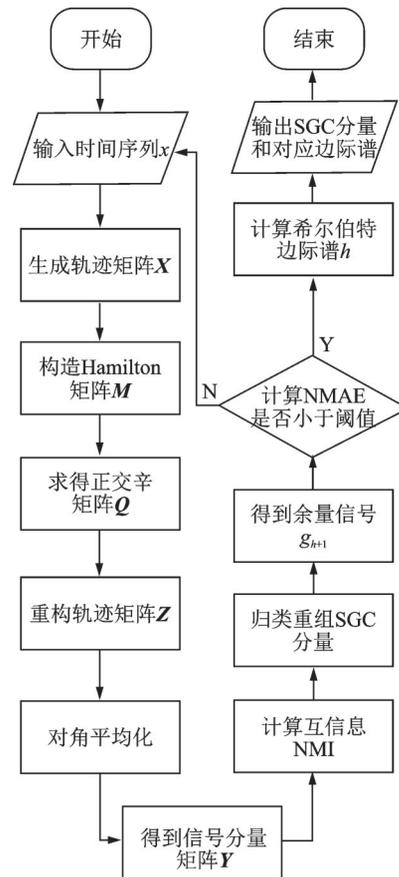


图1 辛几何-希尔伯特的转换流程

Fig.1 The process of SGHT

1.1 相空间重构

设输入的原始信号时间序列为 $x = x_1, x_2, \dots, x_n$, 其中 n 为数据长度, 重构序列可以得到轨迹矩阵 X 为

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(d-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m & x_{m+\tau} & \cdots & x_{m+(d-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: d 为嵌入维数; τ 为延迟时间, 可取 $1; m = n - (d-1)\tau$ 。

嵌入维数用功率谱密度法确定^[12], 首先计算信号时间序列 x 的功率谱密度 (power spectral density, 简称 PSD), 然后估计 PSD 中最大峰值对应的频率 f_{\max} , 嵌入维数即确定为 $d = 1.2 \frac{F_s}{f_{\max}}$, 其中 F_s 为输入信号的采样频率。为缩小计算规模, 嵌入维数最大限定为 200。

1.2 辛几何矩阵变换

令协方差对称矩阵 $A = X^T X$, 构造 Hamilton 矩

阵 M 为

$$M = \begin{bmatrix} A^T & 0 \\ 0 & -A \end{bmatrix} \quad (2)$$

令矩阵 $N = M^2$, 则 N 也为 Hamilton 矩阵。构造正交辛矩阵 Q

$$Q^T N Q = \begin{bmatrix} B & R \\ 0 & B^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: Q 为正交辛矩阵, 在变换后依然保留 Hamilton 矩阵的结构形式; B 为上三角矩阵, 即矩阵元素 $b_{ij} = 0 (i > j + 1)$ 。

矩阵 B 可通过对矩阵 N 施密特正交化得到, 其特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ 。根据 Hamilton 矩阵的性质可知, 矩阵 A 的特征值 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} (i = 1, 2, \dots, d)$, 设 $V_i (i = 1, 2, \dots, d)$ 为矩阵 A 对应于特征值 σ_i 的特征向量。

计算转换系数矩阵 $S_i = V_i^T X^T$, 得到重构矩阵 $Z_i = V_i S_i, Z_i (i = 1, 2, \dots, d)$ 即为初始单分量矩阵。重构轨迹矩阵 Z 由 d 个组分组成, 可写为 $Z = Z_1 + Z_2 + \dots + Z_d$ 。

1.3 对角平均化

实际得到的重构轨迹矩阵 Z_i 为 $m \times d$ 矩阵, 为了得到长度为 n 的时间序列, 需要对其进行对角平均化。对于任一初始单分量矩阵 Z_i , 定义矩阵的各元素为 z_{ij} , 其中: $1 \leq i \leq d; 1 \leq j \leq m$ 。令 $d^* = \min(m, d), m^* = \max(m, d), n = m + (d - 1)\tau$ 。当 $m < d$ 时, 定义 $z_{ij}^* = z_{ij}$; 否则 $z_{ij}^* = z_{ji}$ 。对角平均化可由式(4)进行计算

$y_k =$

$$\begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k z_{p, k-p+1}^* & (1 \leq k < d^*) \\ \frac{1}{d} \sum_{p=1}^{d^*} z_{p, k-p+1}^* & (d^* \leq k < m^*) \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{p=k-m^*+1}^{n-m^*+1} z_{p, k-p+1}^* & (m^* \leq k \leq n) \end{cases} \quad (4)$$

由式(4)计算得到的 y_1, y_2, \dots, y_n 即为对 Z_i 处理得到的一组长度为 n 的一维时间序列 Y_i 。对各重构轨迹矩阵 Z_i 依次处理, 可得到原信号分解的 d 组长度为 n 的分量, 即原信号 $x = Y = Y_1 + Y_2 + \dots + Y_d$ 。

1.4 单分量重构

矩阵分解得到 d 个单分量信号后, 并非每个单

分量都是独立分量, 多个不同分量可能由相同的原因引起扰振, 具备相似的特征。因此, 本方法将归一化互信息 (normalized mutual information, 简称 NMI) 作为评价指标, 将 NMI 较高的分量归类重组。同时, 测得的原始信号可能还包括测量误差和其他因素引起的噪声, 这些分量不宜归类重组, 需要设置合适的终止条件。

计算 Y_1 与其他分量的归一化互信息, 即

$$NMI = \frac{E_B(X) + E_B(Y) - E_J(X, Y)}{\sqrt{E_B(X) E_B(Y)}} \quad (5)$$

其中: $E_B(A) = -\sum_a P(a) \log P(a)$, 为边界熵; $E_J(X, Y) = -\sum_x \sum_y P(x, y) \log P(x, y)$, 为联合熵。

若存在其他分量与 Y_1 的归一化互信息高于设定的阈值, 则所有符合阈值条件的分量与 Y_1 归类重组为 SGC 分量; 若不存在此条件分量, 则 Y_1 单独组成 SGC 分量。

在原始信号中去除得到的 SGC 分量, 得到余量信号 $g_{h+1}(t)$ 为

$$g_{h+1}(t) = x(t) - \sum_{i=1}^h SGC_i(t) \quad (6)$$

计算所得残余项和原信号之间的归一化平均绝对误差 (normalized mean absolute error, 简称 NMAE), 即

$$NMAE = \sum_{i=1}^{N_{\text{point}}} \left| \frac{g_{h+1}(i)}{x(i)} \right| \quad (7)$$

其中: $g_{h+1}(i), x(i)$ 分别为 $g_{h+1}(t), x(t)$ 时程的位移采样值; N_{point} 为信号的时间采样点数。

NMAE 作为归一化指标, 其最大值为残余项信号且是原信号自身时, 则 NMAE 为 1; 其最小值为不存在残余项信号时, 则 NMAE 为 0。因此, 根据此范围可以将 NMAE 的默认阈值确定为 0.1。当 NMAE 小于给定阈值即代表原始信号已经完成分解; 否则得到的余量信号将作为新一轮分解过程的输入信号, 并分解得到新的 SGC 分量。

1.5 边际谱计算

对处理后的 SGC 分量进行希尔伯特变换, 即

$$\widetilde{SGC}_i(t) = H[SGC_i(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{SGC_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (8)$$

其中: $\widetilde{SGC}_i(t)$ 为希尔伯特变换的 SGC 分量信号; P

表示取积分的柯西主值。

构造解析函数

$$z_i(t) = \text{SGC}_i(t) + \widetilde{\text{SGC}}_i(t) = a_i(t)e^{j\theta_i(t)} \quad (9)$$

其中： $a_i(t)$ 为包络信号； $\theta_i(t)$ 为瞬时相位； $\omega_i(t)$ 为瞬时角频率。

$$a_i(t) = \sqrt{\text{SGC}_i(t)^2 + \widetilde{\text{SGC}}_i(t)^2} \quad (10)$$

$$\theta_i(t) = \arctan\left(\frac{\widetilde{\text{SGC}}_i(t)}{\text{SGC}_i(t)}\right) \quad (11)$$

$$\omega_i(t) = \frac{d\theta_i(t)}{dt} \quad (12)$$

该信号的希尔伯特谱可表示为

$$H(\omega, t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\theta_i(t)} \quad (13)$$

希尔伯特边际谱表示为

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (14)$$

希尔伯特边际谱幅值是每一个频率点幅值在时间全局上的积分^[13]，从统计学角度看，幅值越大表示具有该频率的特征分量在整个信号持续时间内某一时刻出现的可能性较高，因此能够精确反映某一频率是否真实存在^[14]，其幅值是适合定性分析的无量纲量。最终，输出所有SGC分量及其对应的希尔伯特边际谱。

2 仿真实验

2.1 微振动模型

为了模拟实际信号在频谱中呈现“纵”状分布的特性，在现有航天器飞轮微振动模型^[15]的基础上，假定飞轮转动过程中转速和幅值变化的瞬态效应不可忽略，但其在微小时间段(1个谐波周期)内仍保持常数。因此，在原线性稳态模型中引入变化因子，微振动模型可表示为

$$a(t) = \sum_{i=1}^n C_i f_{rwa}^2 \alpha_{ij} \sin(\pi h_i f_{rwa} \beta_{ij} t + \varphi_i) \quad (15)$$

其中： $a(t)$ 为加速度； n 为模型总阶数； C_i 为第 i 阶谐波的振幅系数； f_{rwa} 为飞轮转速频率； α_{ij} 和 β_{ij} 分别为控制幅值和周期的随机变化因子； j 为第 j 个谐波周期； h_i 为谐波级次； t 为时间； φ_i 为 $[0, 2\pi]$ 区间内的随机相位。

微振动模型的优点在于可以根据公式积分推导出加速度模型所对应的理论位移，便于对仿真信号积分处理后的结果进行验证。

参考微振动信号特性^[15]和其他现有微振动模型参数^[16]，微振动模型参数体现如下：各阶谐波级次呈倍数递增，一般低阶谐波级次振幅较大，是微振动信号中的主导；高阶谐波级次振幅较小，通常可以认为前几阶谐波级次生成的信号足以反映微振动信号特性。因此，选用3阶谐波级次用于生成仿真信号，设定变化因子 α_{ij} 和 β_{ij} 在 $[0.75, 1.25]$ 区间内随机，其他微振动模型信号生成参数如表1所示。

表1 微振动模型信号生成参数

Tab.1 Signal generation parameters of micro-vibration model

振幅系数 C_i	谐波级次 h_i
80	1.00
40	1.99
28	3.18

根据式(15)和表1，生成不同飞轮转速下的微振动加速度仿真信号。模拟飞轮转速为2 kr/min时的微振动加速度仿真信号如图2所示，其中： a_1, a_2, a_3 为仿真信号各成分； a_{sum} 为总的仿真信号。

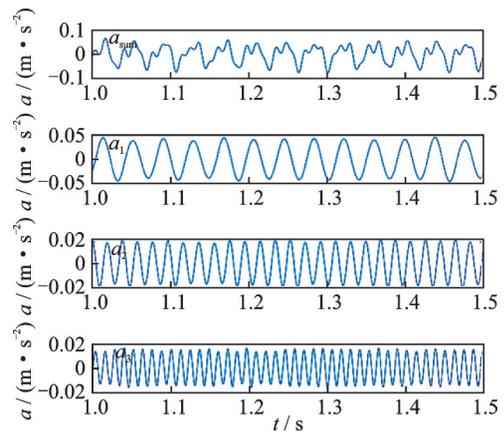


图2 飞轮转速为2 kr/min时的微振动加速度仿真信号(1~1.5 s)

Fig.2 Simulation signal of micro-vibration acceleration at flywheel speed of 2 kr/min (1~1.5 s)

2.2 频谱特征获取的仿真实验

以2.1节生成的模拟飞轮转速为2 kr/min时的微振动加速度仿真信号为对象，加入信噪比为10 dB的高斯白噪声，验证本研究SGHT方法的频谱特征获取能力，同时选取HHT方法进行对比。为抑制HHT和SGHT方法处理后端点效应的影响，HHT和SGHT方法的输入均经过极值对称延拓方法^[17]

预处理。

使用 HHT 方法对预处理信号的处理结果如图 3 所示。

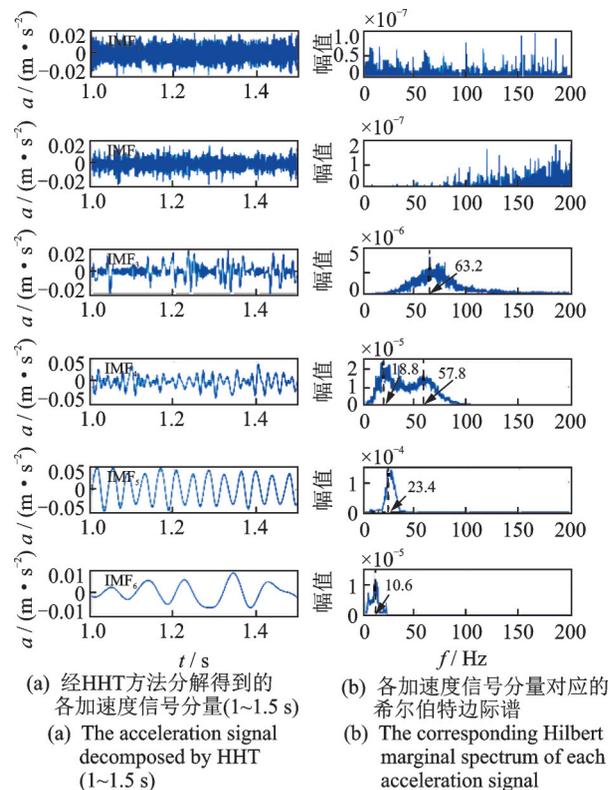


图 3 HHT 方法对预处理信号的处理结果

Fig.3 Processing results of simulation signal by HHT

HHT 方法的主要思路是:先对输入信号进行 EMD 分解,再对分解得到的本征模函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)分量做希尔伯特转换,得到信号分量的瞬时频率。因为本研究更加关注频域上微振动能量的整体分布特征,所以选用希尔伯特边际谱。

由图 3 可以看出,HHT 方法难以对仿真信号进行分解,其边际谱中可辨别的频率峰值出现在了 11, 19, 23, 58 和 63 Hz,其中只有 23 Hz 的信号分量与仿真信号某成分特征相符,其他信号分量均不同程度出现了模态混淆现象,得到的频谱特征结果无法反映输入信号的基本特征。

使用 SGHT 方法对预处理信号的处理结果如图 4 所示。

由图 4 可以看出,SGHT 方法能够准确地对输入信号进行分离、降噪及识别,得到特征频率分别为 26, 58 和 84 Hz 的信号分量,同时分离得到的各 SGC 分量与混合前的各信号成分基本相符,可反

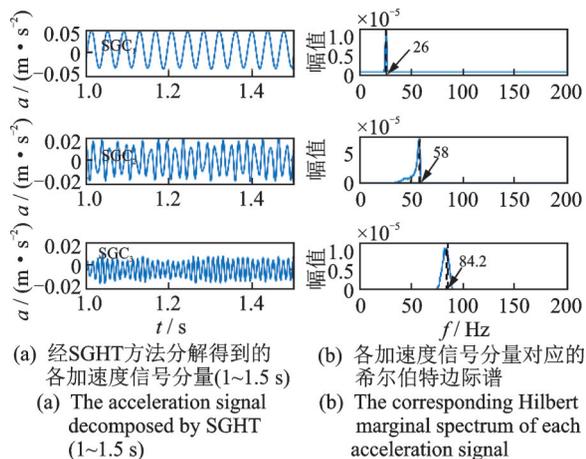


图 4 SGHT 方法对预处理信号的处理结果

Fig.4 Processing results of simulation signal by SGHT

映原始信号成分的物理意义。与 HHT 方法相比,SGHT 方法在降噪和分解方面具有显著优势,能够有效处理微振动加速度仿真信号,因此 SGHT 算法在频域特征获取方面符合微振动信号处理要求。

2.3 时域信号处理的仿真实验

同样以 2.1 节生成的模拟飞轮转速为 2 kr/min 时的微振动加速度仿真信号为对象,加入信噪比为 10 dB 的高斯白噪声,验证本研究 SGHT 方法的时域信号处理能力,即根据加速度仿真信号处理得到线位移估计,并与工程常用处理方法进行对比。

用于对比的常见处理方法包括:加速度处理方法高通滤波;积分方法辛普森公式积分;位移处理方法多项式去趋势和 EMD。组合这 3 种方法得到整体信号处理方法,同时还有整体处理信号的小波积分方法。高通滤波设置低频截止频率为 10 Hz。小波积分参考文献[3]中的参数,设置最低截止频率为 5 Hz,最高截止频率为 500 Hz,窗函数为高斯窗($\sigma = 10$)。同时,为抑制 EMD 和 SGHT 方法处理后端点效应的影响,EMD 和 SGHT 的输入经过极值对称延拓方法预处理。

对微振动加速度仿真信号采用选定的加速度处理方法、积分方法及位移处理方法进行处理,比较处理得到的线位移估计与微振动模型直接得到的理论位移,各方法得到的线位移估计误差结果如表 2 所示。

表 2 中,平均差值误差定义为线位移估计 $x_{est}(t)$ 与理论位移 $x_{ideal}(t)$ 的差值在时程内的峰值相对于理论位移 $x_{ideal}(t)$ 峰值的误差平均值,即

表2 各方法得到的线位移估计误差结果

Tab.2 The error results of the estimated linear displacement processing by each method

加速度处理方法	积分方法	位移处理方法	线位移估计与理论位移的平均差值误差	线位移估计与理论位移的累计相对误差
未处理	辛普森公式	多项式去趋势	31.631 7	19.617 4
高通滤波	辛普森公式	多项式去趋势	0.403 3	0.531 0
高通滤波	辛普森公式	EMD	0.517 5	0.210 5
—	小波积分	—	0.323 6	0.336 1
本研究 SGHT	辛普森公式	本研究 SGHT	0.310 3	0.138 3

$$E_{md} = \frac{1}{2} \left\{ \left| \frac{\max[x_{est}(t) - x_{ideal}(t)]}{\max[x_{ideal}(t)]} \right| + \left| \frac{\min[x_{est}(t) - x_{ideal}(t)]}{\min[x_{ideal}(t)]} \right| \right\} \quad (16)$$

累计相对误差定义为线位移估计与理论位移差值绝对值的总和与理论位移绝对值总和的比值,即

$$E_{cr} = \sum_{i=1}^{N_{point}} \frac{|x_{est}(i) - x_{ideal}(i)|}{|x_{ideal}(i)|} \quad (17)$$

其中: $x_{est}(i), x_{ideal}(i)$ 分别为 $x_{est}(t), x_{ideal}(t)$ 时程的位移采样值; N_{point} 为信号的时间采样点数。

部分方法线位移估计与理想位移的绝对误差如图5所示。

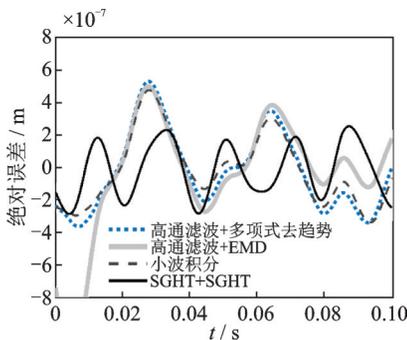


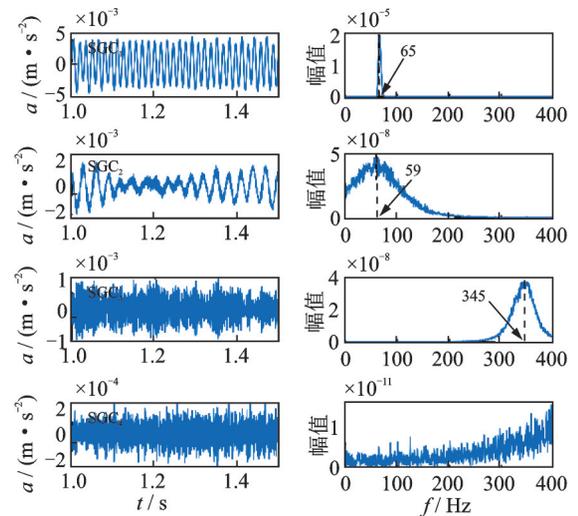
图5 部分方法线位移估计与理想位移的绝对误差(0~0.1 s)
Fig.5 The absolute error between the estimated linear displacement and ideal displacement of partial methods (0~0.1 s)

由表2和图5可以看出:未处理的加速度信号在二次积分后,即便以多项式去趋势方法处理位移,得到的结果依然出现了较大的误差偏差,这是因为二次积分会放大未处理信号低频段的微小噪声,导致积分结果无法体现实际位移;高通滤波和小波积分针对这一问题,通过对低频段加速度信号的过滤和衰减,使积分误差降低至一定范围,但缺点是会损

失低频段信号的部分有效信息;EMD方法通过分解分离信号中的长周期趋势项,相较于多项式去趋势方法的简单拟合具有一定优势,但EMD方法的处理结果受端点效应影响,造成两端的绝对误差较大;将SGHT方法同时应用于加速度处理和位移处理,其能够在不损失低频段信号有效信息的基础上,对加速度信号中的噪声进行有效的处理,得到与理论误差最为接近的线位移估计结果。因此,SGHT方法在时域信号处理方面符合微振动信号处理要求,可以有效得到线位移估计数据,且优于常用的其他方法。

3 工程应用

使用SGHT方法对ASO-S卫星/FMG载荷地面微振动信号进行处理,结果如图6所示。



(a) 经SGHT方法分解得到的各加速度信号分量(1~1.5 s)
(b) 各加速度信号分量对应的希尔伯特边际谱
(a) The acceleration signal decomposed by SGHT (1~1.5 s)
(b) The corresponding Hilbert marginal spectrum of each acceleration signal

图6 SGHT方法对ASO-S/FMG微振动信号的处理结果
Fig.6 Processing results of ASO-S/FMG micro-vibration signal by SGHT

根据ASO-S卫星微振动试验大纲,在FMG载荷安装面上共布置4个三轴加速度传感器,负责记录飞轮不同转速工况下的微振动试验数据。在微振动试验结束后,使用SGHT方法对各工况下4个加速度传感器的3个轴向加速度数据进行频域处理。其中四飞轮在2 kr/min稳定转速工况下1个加速度传感器的 z 方向经处理后的数据见图6。由图可以看出,SGHT方法能够对实际微振动加速度信号进行有效的分离、降噪及识别,识别到特征频率分别为59,65和345 Hz的信号分量,其中能量较大的65 Hz信号分量的频率约为该工况飞轮转速的2倍,是该测点的主要微振动来源。根据这些频谱信息,可以进一步指导载荷的结构设计,以避免在相应频率附近发生共振。

同时,为了判断平台扰动对光学成像的具体影响,需要根据试验测得的微振动加速度信号估计载荷安装面的角位移,即进行时域处理。首先,用SGHT作为加速度处理方法,对各加速度传感器各轴向加速度数据进行处理;其次,用辛普森公式作为积分方法,对处理后的加速度信号进行二次积分;然后,再次用SGHT方法作为位移处理方法,分离趋势项,得到各测点的微振动线位移估计;最后,用最小二乘法拟合各测点形成平面,得到测点安装面即载荷安装面的角位移估计。对四飞轮同时工作在2 kr/min稳定转速工况的数据进行处理,经SGHT方法处理得到的载荷安装面微振动角位移估计如图7所示。由图可以看出,经SGHT方法处理得到的该工况下载荷安装面微振动角位移估计均在 $0.015''$ 以内,进一步分析角位移是以10 Hz特征频率为主的周期信号,这一角位移估计可以作为载荷外部的平台扰动数据,进一步验证FMG载荷稳像系统的摆镜控制算法,判断微振动平台扰动对载荷成像是否构成影响。

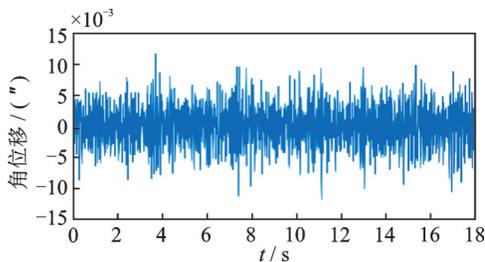


图7 经SGHT方法处理得到的载荷安装面微振动角位移估计

Fig.7 The estimated angular displacement of micro-vibration of payload surface processed by SGHT

通过对不同转速工况下的试验数据进行处理,所得到的角位移估计还可以用于确定载荷在轨工作时合适的飞轮转速工况,减小工况对载荷性能的影响。

4 结 论

1) 在频域特征获取方面,SGHT方法可以在有噪声干扰的情况下,分解、重构信号并输出各信号分量及对应的频谱特征。

2) 在时域信息处理方面,使用SGHT方法作为加速度和位移处理方法,能够得到较为准确的线位移估计结果。

3) 使用SGHT方法处理ASO-S卫星FMG载荷的地面微振动试验信号,处理得到的频谱特征和角位移估计可以进一步指导载荷的研制工作。

4) SGHT方法作为一种新兴信号处理方法,目前还存在计算规模大、易受端点效应影响等缺点,有待进一步研究和完善。

参 考 文 献

- [1] EYERMAN C E. A systems engineering approach to disturbance minimization for spacecraft utilizing controlled structures technology[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1990.
- [2] LIU K C, MAGHAMI P, BLAUROCK C. Reaction wheel disturbance modeling, jitter analysis, and validation tests for solar dynamics observatory[C] // AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit. Honolulu: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2008:7232.
- [3] 赵丹, 黄迪山, 邓雷, 等. 量子科学实验卫星微振动地面测试与估计方法[J]. 空间科学学报, 2017, 37(5): 593-600.
ZHAO Dan, HUANG Dishan, DENG Lei, et al. Ground measurement and signal estimation for micro-vibration of quantum science experimental satellite[J]. Chinese Journal of Space Science, 2017, 37(5): 593-600. (in Chinese)
- [4] 徐庆华. 试采用FFT方法实现加速度、速度与位移的相互转换[J]. 振动、测试与诊断, 1997, 17(4): 30-34.
XU Qinghua. Conversion between vibrational acceleration, velocity and displacement using FFT[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 1997, 17(4): 30-34. (in Chinese)
- [5] 顾名坤, 吕振华. 基于振动加速度测量的振动速度

- 和位移信号识别方法探讨[J]. 机械科学与技术, 2011(4):522-526.
- GU Mingkun, LÜ Zhenhua. Identification of a mechanism's vibration velocity and displacement based on the acceleration measurement[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2011(4):522-526. (in Chinese)
- [6] 胡玉梅, 周英杰, 朱浩, 等. 基于趋势项误差控制的频域积分算法研究与应用[J]. 振动与冲击, 2015, 34(2):171-175.
- HU Yumei, ZHOU Yingjie, ZHU Hao, et al. Integration algorithm based on trend-control of error in frequency domain[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(2):171-175. (in Chinese)
- [7] HUANG D S, DU J C, ZHANG L, et al. A wavelet-based algorithm for numerical integration on vibration acceleration measurement data[J]. Journal of Vibro-engineering, 2014, 16(7):3469-3479.
- [8] 王燕, 薛云朝, 马铁华. 基于EMD和最小二乘法的零漂处理方法研究[J]. 北京理工大学学报, 2015, 35(2):118-122.
- WANG Yan, XUE Yunchao, MA Tiehua. Research on zero drift processing method using EMD and least-square[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2015, 35(2):118-122. (in Chinese)
- [9] 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 & Signal Processing, 2019, 114: 189-211.
- [10] 程正阳, 王荣吉, 潘海洋. 辛几何模态分解方法及其分解能力研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(13):27-35.
- CHENG Zhengyang, WANG Rongji, PAN Haiyang. Symplectic geometry mode decomposition method and its decomposition ability [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(13):27-35. (in Chinese)
- [11] JIN H, LIN J H, CHEN X Q, et al. Modal parameters identification method based on symplectic geometry model decomposition [J]. Shock and Vibration, 2019, 2019:1-26.
- [12] BONIZZU P, KAREL J M H, MESTE O, et al. Singular spectrum decomposition: a new method for time series decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2014, 6(4): 1450011.
- [13] 封雷, 卫炜, 刘曦, 等. 基于HHT的导弹发射冲击时频谱分析[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(1): 148-154.
- FENG Lei, WEI Wei, LIU Xi, et al. Time frequency spectrum analysis of shock signals generated by missile launching based on the Hilbert-Huang transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(1):148-154. (in Chinese)
- [14] 张郁山. 希尔伯特-黄变换(HHT)与地震动时程的希尔伯特谱[D]. 北京: 中国地震局地球物理研究所, 2003.
- [15] 董瑶海. 航天器微振动:理论与实践[M]. 北京:中国宇航出版社, 2015:30-57.
- [16] 徐赵东, 翁沉卉, 朱俊涛. 航天器中反作用轮干扰力仿真研究[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(5): 881-885.
- XU Zhaodong, WENG Chenhui, ZHU Juntao. Method for reaction wheel assembly simulation on spacecraft [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(5):881-885. (in Chinese)
- [17] RILLING G, FLANDRIN P, GONCALVES P. On empirical mode decomposition and its algorithms[C]// IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing. Grado: IEEE, 2003: 8-11.



第一作者简介:陈继喆,男,1995年11月生,博士生。主要研究方向为空间天文仪器。曾发表《ASO-S/FMG 稳像系统的柔性支撑摆镜设计与仿真》(《天文学报》2020年第61卷第4期)等论文。

E-mail:jzchen@niaot.ac.cn

通信作者简介:章海鹰,男,1967年7月生,博士、研究员。主要研究方向为太阳仪器。

E-mail:zhy@niaot.ac.cn