

引用格式: 耿齐, 王惜康, 李变, 等. 一种用于 UT1 测量的高精度光纤陀螺的混合去噪方法[J]. 时间频率学报, 2025, 48(4): 253-261.

一种用于 UT1 测量的高精度光纤陀螺的混合去噪方法

耿齐^{1,2,3}, 王惜康^{1,2,†}, 李变^{1,2}, 高玉平^{1,2}, 李孝辉^{1,2}, 张首刚^{1,2}

- 中国科学院 国家授时中心, 西安 710600;
- 时间基准及应用重点实验室(中国科学院), 西安 710600;
- 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: 大型光纤陀螺仪可以实时输出包含地球自转信息的数据, 其中有用低频信号被大量噪声淹没, 为解算得到高时间分辨率的世界时(UT1), 需要分析噪声特性并研究噪声处理方法。通过对原始数据进行功率谱密度分析, 结合高频噪声特点, 针对性地设置截止频率, 并利用巴特沃斯滤波器对数据进行初步处理, 再结合经验模态分解(EMD)和累积标准化均值方法筛选信号中的混合项和信息项。利用奇异谱分析对混合项进行分解, 依据 Hurst 指数筛选出其中的有效次分量, 将其进行重构以完成对混合项的去噪, 将去噪后的混合项、信息项和趋势项重构得到去噪信号。针对去噪信号存在的漂移问题, 进一步分析了光纤陀螺仪数据和温度的关系, 利用极限学习机模型进行了温度误差补偿。实验结果表明: 所提出的方法和经典方法相比去噪效果更好, 且去噪后数据的标准差更小, 更具优越性。

关键词: 光纤陀螺仪; 功率谱分析; 低通滤波器; 经验模态分解; 奇异谱分析; Hurst 指数
DOI: 10.13875/j.issn.1674-0637.2025-04-0253-09

A hybrid denoising method for high-precision fiber optic gyroscopes in UT1 measurement

GENG Qi^{1,2,3}, WANG Xi-kang^{1,2,†}, LI Bian^{1,2}, GAO Yu-ping^{1,2},
LI Xiao-hui^{1,2}, ZHANG Shou-gang^{1,2}

- National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China;
- Key Laboratory of Time Reference and Applications, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China;
- University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Large optical fiber gyroscopes can output data in real time that includes information about the Earth's rotation. The useful low-frequency signals in the data are overwhelmed by a large amount of noise. To calculate the universal time (UT1) with high temporal resolution, it is necessary to analyze the noise characteristics

and study noise processing methods. By conducting power spectral density analysis on the original data and considering the characteristics of high-frequency noise, the cut-off frequency was set specifically and the data was initially processed using a Butterworth filter. Then, the empirical mode decomposition (EMD) and cumulative standardized mean method were combined to screen the mixed terms and information terms in the signal. The singular spectrum analysis (SSA) was used to decompose the mixed terms, and the effective sub-components were selected based on the Hurst index, which were then reconstructed to complete the denoising of the mixed terms. The denoised mixed terms, information terms, and trend terms were reconstructed to obtain the denoised signal. To address the drift problem in the denoised signal, the relationship between the fiber optic gyroscope data and temperature was further analyzed, and the extreme learning machine (ELM) model was used for temperature error compensation. The experimental results show that the proposed method has a better denoising effect compared with the classical methods, and the standard deviation of the denoised data is smaller. The proposed denoising method exhibits superiority.

Keywords: fiber optic gyroscope; power spectrum analysis; low-pass filter; empirical mode decomposition; singular spectrum analysis; hurst index

大型光纤陀螺仪是一种高精度的测地惯性测量仪器^[1-2], 与地球固连的大型光纤陀螺仪通过测量 Sagnac 效应相位差来测量地球自转角速度^[3], 兼具良好的实时性与安全性, 且无需依赖外部信息, 能够实现自主可控。该技术是当前国内外新兴的世界时测量技术, 但在测量过程中, 受高精度光电转换、高频采样及周围环境引起的周期性扰动等因素的影响, 所测得的地球自转角速度信息被淹没于大量噪声之中^[4]。这些噪声以高频噪声为主, 主要包含高频白噪声和周期噪声, 严重影响了世界时 (universal time, UT1) 的解算精度。因此, 光纤陀螺仪输出数据的噪声分析与处理是 UT1 解算首先要解决的关键问题。

光纤陀螺仪的输出数据通常具有弱非平稳、非线性特性, 对含噪信号的处理方法主要包括低通滤波、经验模态分解、变分模态分解、小波分析及其各种改进的滤波方法, 此外还有经典统计建模、机器学习建模等各种随机误差建模补偿方法^[5]。滑动平均法是一种典型的低通滤波方法, 操作简单且能去除高频噪声, 但去噪后的数据存在相位延迟问题, 当平滑的时间尺度过大时相位延迟尤为严重。另外, 光纤陀螺仪输出数据中信号和噪声的频谱往往混叠, 而传统的滤波器假设噪声和有用信号处于不同频带, 难以取得很好的去噪效果。经验模态分解通过相关系数、排列熵、Hausdorff 距

离、Hurst 指数等方法^[6]剔除噪声项, 筛选标准较为主观, 容易丢失有用的信号。变分模态分解相较于经验模态分解而言有更为严谨的数学理论基础^[7], 但需手动预设模态数量及惩罚因子, 二者的取值会直接影响信号分解效果。小波分析及其改进方法也是处理光纤陀螺仪数据的常用方法^[8], 但去噪效果依赖于小波基、阈值函数、分解层数等参数的预先设定, 自适应性差。经典统计建模的随机误差补偿方法有自回归模型 (AR)、滑动平均模型 (MA)、自回归滑动平均模型 (ARMA) 等, 模型的定阶虽然可以依赖信息准则, 但仍需要通过反复建模比较来确定最佳模型, 且当数据具有复杂非线性关系或长期依赖关系时建模准确度较差。机器学习建模的随机误差补偿方法存在优化参数多、训练时间长、落地成本高及“黑箱性质”^[9-10]。

针对上述方法存在的问题, 本文对光纤陀螺仪数据进行功率谱密度分析, 结合分析结果提出了一种融合低通滤波器、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 以及奇异谱分析 (singular spectrum analysis, SSA) 的混合去噪方法。

1 噪声处理流程及原理

噪声分析及处理的流程如图 1 所示, 具体步

骤如下：对原始数据进行功率谱密度分析，结合分析结果采用巴特沃斯滤波器对数据进行初步处理，去除高频噪声；通过经验模态分解将滤波后的信号分为多个本征模态函数 (IMF) 和趋势项，利用累计标准化均值的方法将 IMF 分为两类：一类是

信号及噪声的混合项、另一类是信息项。对混合项进行奇异谱分析，并通过 Hurst 指数筛选出主要的次分量进行重构，信息项和趋势项则直接参与信号重构；分析光纤陀螺仪输出数据和温度的关系，采用极限学习机模型对温度带来的误差进行补偿。

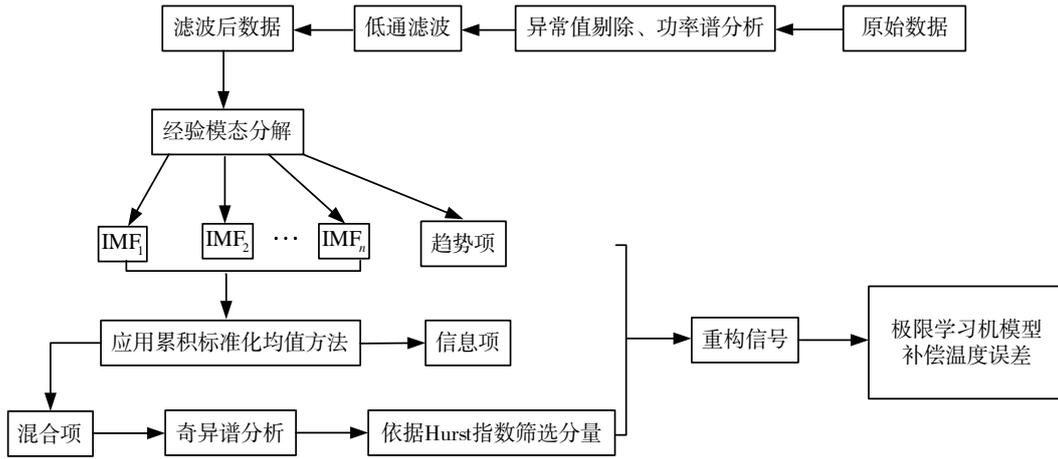


图 1 噪声分析与处理流程图

1.1 经验模态分解

经验模态分解是一种处理非线性非平稳信号的有效方法，原始信号经过 EMD 处理后可自适应地分解为一系列 IMF 和趋势项。EMD 分解的具体步骤如下。

1) 找到原始信号 $x(t)$ 的所有极值点，计算所有极大值和极小值。

2) 利用三次样条函数拟合信号 $x(t)$ 的上下包络线，计算上下包络线均值 $m_1(t)$ ，令：

$$f_1(t) = x(t) - m_1(t) \tag{1}$$

判断 $f_1(t)$ 是否满足以下两个条件^[11]：①极值点数和零点最多相差 1；②上下包络线均值为 0。条件②较为苛刻，一般只要满足：

$$\frac{\sum [f_{k-1}(t) - f_k(t)]^2}{\sum [f_{k-1}(t)]^2} \leq S_0 \tag{2}$$

式 (2) 中，阈值 S_0 可以自定义。如果 $f_1(t)$ 不满足这两个条件，需要将它视作原始信号，重复以上步骤直到满足条件，由此可以得到第一个 IMF 分量 $c_1(t)$ 。

3) 将 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ 作为原始信号并且重

复步骤 1) 和 2)，可以得到第二个 IMF 分量 $c_2(t)$ 。

4) 重复上述步骤 n 次后可以得到 n 个频率由高到低的 IMF 分量 $c_1(t)$ 、 $c_2(t)$ 、 \dots 、 $c_n(t)$ ，当 $r_n(t) = r_{n-1}(t) - c_n(t)$ 是单调函数时迭代停止，其中 $r_n(t)$ 是趋势项，此时原始信号可以表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \tag{3}$$

1.2 累积标准化均值方法

EMD 分解得到若干个 $IMF_i(t)$ ，前 m 个分量的累积标准化均值为^[12]

$$\hat{h}_m = \text{mean} \left(\sum_{i=1}^m \left(I_i(t) - \frac{\text{mean}(I_i(t))}{\text{std}(I_i(t))} \right) \right) \tag{4}$$

式 (4) 中， $\text{mean}(I_i(t))$ 和 $\text{std}(I_i(t))$ 分别代表 $I_i(t)$ 的均值和标准差。累积标准化均值方法通过“均值/标准差”的比值，将 IMF 分量的绝对均值偏移转化为相对尺度下的偏移。当 $IMF_i(t)$ 由噪声主导转变为信号主导时， \hat{h}_m 会显著偏离零值，由此可以将 $IMF_i(t)$ 分类。

1.3 奇异谱分析

奇异谱分析无需预设数据的平稳性或者线性，是一种非参数、数据驱动的时间序列分析方法，适

合处理非线性非平稳的时间序列数据。SSA 分为分解和重构两个阶段，具体的步骤如下^[13]。

1) 通过滑动窗口将一维时间序列转化为轨迹矩阵: 已知时间序列数据 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 其中 N 代表时间序列长度。记滑动窗口大小为 M ($2 \leq M \leq [N/2]$), 则窗口的滑动次数 $L = N - M + 1$, 从而可以构建一个 $M \times L$ 维的轨迹矩阵, 将其记为 \mathbf{X} , 其中元素表示如下:

$$\mathbf{X}(i, j) = x_{i+j-1} (1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq L)。 \quad (5)$$

2) 将轨迹矩阵 \mathbf{X} (假设矩阵秩为 r) 进行奇异值分解:

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T。 \quad (6)$$

式(6)中 \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 均为单位正交阵, \mathbf{U} 的列向量 \mathbf{u}_i 是 $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 的特征向量, \mathbf{V} 的列向量 \mathbf{v}_i 是 $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ 的特征向量, $\mathbf{\Sigma}$ 是对角矩阵, 对角线元素是 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r$ (其余为 0), σ_i 为奇异值, 可以将 \mathbf{X} 表示为

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^r \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T。 \quad (7)$$

3) 分组: 本文采用的分组方法是将每个奇异值单独分为一组, 共有 r 组, 每组对应的子矩阵为 $\mathbf{X}_i = \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$, 则 $\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \dots + \mathbf{X}_r$ 。

4) 重构: 将每个分组的子矩阵 \mathbf{X}_i 进行反对角线均值化处理, 将其还原成长度为 N 的一维时间序列。反对角线均值化处理后的第 i 个重构分量表示为 $\tilde{\mathbf{X}}_i = \{\tilde{x}_i(1), \tilde{x}_i(2), \dots, \tilde{x}_i(N)\}$, 其中的 $\tilde{x}_i(k)$ 为

$$\tilde{x}_i(k) = \frac{1}{\#\{(p, q) | p+q=k+1, 1 \leq p \leq M, 1 \leq q \leq L\}} \times \sum_{p+q=k+1} [\mathbf{X}_i]_{p,q}。 \quad (8)$$

式(8)中, p 、 q 分别代表 \mathbf{X}_i 的第 p 行和第 q 列, $[\mathbf{X}_i]_{p,q}$ 代表 \mathbf{X}_i 的第 p 行、第 q 列的元素, $\#$ 是计数符号, 表示集合中元素的个数。重构后的轨迹矩阵为

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^r \tilde{\mathbf{X}}_i。 \quad (9)$$

奇异值 σ_i 越小, 对应的分量 \mathbf{X}_i 的重要程度越低。

1.4 Hurst 指数

Hurst 指数由英国水文学家 Hurst 提出, 用于描述时间序列的长期相关性与趋势持久性, 将其记为 H , 取值范围是 $(0, 1)$ 。Hurst 指数计算方法多样, 这里采用重标极差分析法进行如下计算^[14]。

1) 将时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 划分为长度为 n 的若干个连续不重叠的子序列, n 从小到大取值以便于覆盖不同时间尺度, 当最后一个子序列长度不足 n 时舍去该部分, 记子序列总数为 K 。

2) 对第 m 个子序列 $\mathbf{X}_m = \{x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn}\}$ 求平均 ($m=1, 2, \dots, K$):

$$\bar{X}_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{mi}。 \quad (10)$$

3) 计算第 m 个子序列的累积偏差 Y_m ($m=1, 2, \dots, K$):

$$Y_m = \sum_{i=1}^t (x_{mi} - \bar{X}_m)。 \quad (11)$$

式(11)中, $t=1, 2, \dots, n$ 。

4) 记第 m 个子序列的极差为 R_m , 标准差为 S_m , 计算重标极差值 $(R/S)_m$ 以及平均重标极差 $(R/S)_n$ ($m=1, 2, \dots, K$):

$$R_m = \max(Y_m) - \min(Y_m), \quad (12)$$

$$S_m = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{mi} - \bar{X}_m)^2}, \quad (13)$$

$$(R/S)_m = R_m / S_m, \quad (14)$$

$$(R/S)_n = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (R/S)_i。 \quad (15)$$

5) 拟合对数关系: 平均重标极差 $(R/S)_n$ 和子序列长度 n 、Hurst 指数 H 存在以下关系:

$$(R/S)_n \propto n^H。 \quad (16)$$

式(16)两边同时取自然对数:

$$\ln((R/S)_n) = H \cdot \ln(n) + C。 \quad (17)$$

拟合线性方程可以得到斜率 H 。

不同范围的 Hurst 指数代表不同含义: $0 < H < 0.5$ 代表时间序列具有反持续性, 围绕均值振荡。 $H=0.5$ 代表时间序列为随机游走 (白噪声), $0.5 < H < 1$ 代表时间序列具有持久性, 有长期相关性。

2 实测数据噪声特性分析

2.1 奇异值剔除

本文所用数据来源于中国科学院国家授时中心高精度光纤陀螺仪实验平台，采样频率为 1 Hz。选择 2025-04-01 UTC 00:00:00 至 2025-04-07 UTC 23:59:59 时间段的测量数据，利用该光纤陀螺的初始标度系数将其转换为角速度数据后进行分析，下文所说的原始数据均指转换后的角速度数据。数据中存在偏离正常数据分布的异常值，为避免对后续分析产生不良影响，需要剔除异常值并用和异常值相邻的正常数据点的插值结果替换异常值以保证数据的连续性，这里我们采用 3σ 原则^[15]剔除异常值。

2.2 功率谱密度分析

功率谱密度分析将信号由时域转换到频域，将时域上的混叠信息按照频率分类，拆分出有用信号、噪声、周期性等成分，为噪声抑制提供可靠依据。不同类型的噪声在功率谱图上具有不同的特征。高频白噪声的功率谱密度在整个频域内近似均匀分布，在功率谱图上表现为相对平坦的曲线，周期噪声的核心特征是能量集中在特定频率，在功率谱密度分析图上表现为尖锐的、孤立的峰值。这里采用 Welch 平均周期图法，通过对信号进行分段、加窗、重叠和平均来进行功率谱密度估计，结果见图 2。

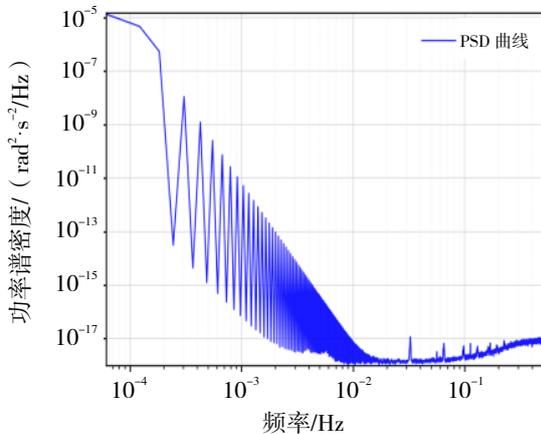


图2 原始数据的功率谱密度分析

由图 2 直观看出低频段由 $1/f$ 噪声主导，从 0.01 Hz 之后功率谱密度的曲线相对平缓，高频段呈现“连续平滑频谱 + 孤立峰值”的混合特征，说明存在周期噪声。周期噪声可能源于光路偏振误差、测试平台的周期抖动以及外界环境干扰等因素，该类噪声的频率通常由干扰源的固有属性决定，具有稳定性。我们选取 7 d 的数据并绘制存在孤立峰值的频率段的功率谱密度，结果见图 3。

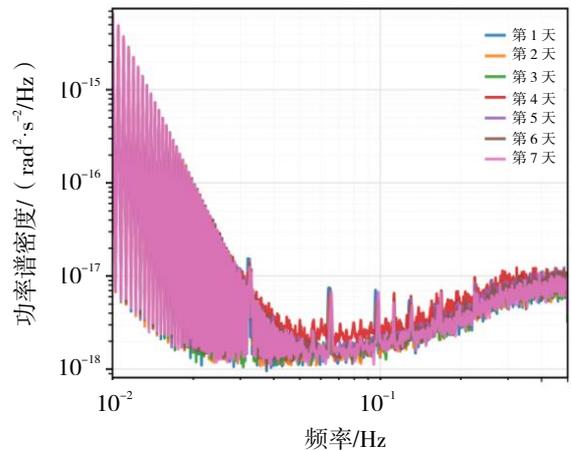


图3 光纤陀螺仪 7 d 角速度数据的功率谱分析

图 3 显示，在这 7 d 的数据中，有若干个孤立峰值出现的频率和幅度几乎一致，说明该频率成分具备周期性干扰的特征，从而证明高频段噪声包含了白噪声和周期噪声。

3 实测数据噪声处理

3.1 基于巴特沃斯滤波器的数据处理

巴特沃斯滤波器是一种典型的低通滤波器，特点是通频带内的频率响应曲线最大限度平坦，这意味着处于通频带内有用低频信号各频率成分的幅值几乎不会被滤波器衰减，从而能最大限度保留信号的低频成分，减少失真。结合功率谱密度分析结果，本文选择 0.01 Hz 作为截止频率，使用四阶巴特沃斯滤波器，保留 0.01 Hz 以下的信号，衰减 0.01 Hz 以上的高频信号，处理前后的数据见图 4。

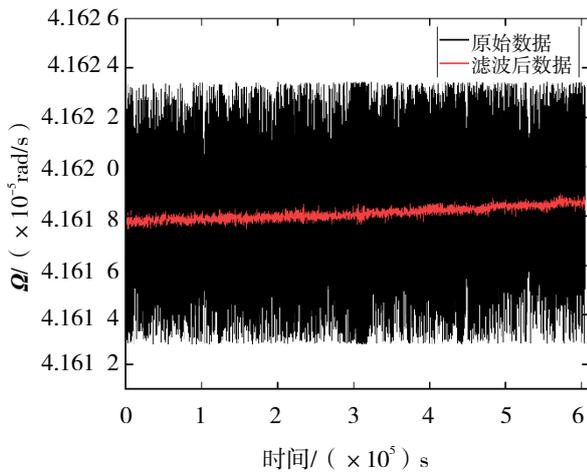


图 4 巴特沃斯滤波器滤波前后数据对比

图 4 中, Ω 为地球自转角速度。显然, 经四阶巴特沃斯滤波器处理后数据的高频噪声被有效去除。

3.2 经验模态分解及本征模态函数分类

利用 EMD 分解将经过低通滤波器滤波后的数据自适应的分解为一系列本征模态函数和趋势项, 利用累积标准化均值方法计算分解得到的所有 IMF 的 \hat{h}_m , 结果见图 5。

由于已经利用低通滤波器对数据进行了处理, 高频噪声得到了有效抑制, 所以, 只将 EMD 分解后得到的各阶 IMF 分量分为混合项和信息项两类, 这避免了由于筛选标准主观而导致有用信号被作为噪声项剔除。从图 5 可以看出 IMF1 到 IMF8 的 \hat{h}_m 在零附近, IMF9 及 IMF10 的 \hat{h}_m 显著偏离零值, 从而将 IMF1 到 IMF8 重构作为混合项, 将 IMF9 及 IMF10 作为信息项。

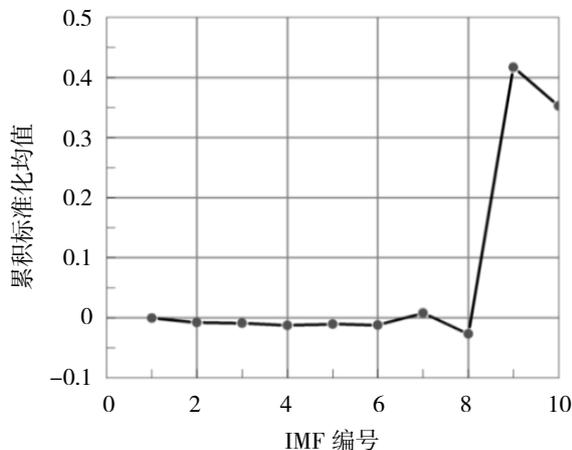


图 5 各阶 IMF 的累积标准化均值

3.3 奇异谱分析去噪

对于噪声和信号的混合项, 利用奇异谱分析方法去噪, 被处理的数据的长度是 604 800。去噪前需要设置滑动窗口大小, 滑动窗口太小容易将高频噪声分量误判为有效信号, 导致去噪不彻底; 滑动窗口太大容易导致信号分解过度, 丢失有用信号。为了兼顾去噪效果和效率, 设置滑动窗口大小为 300。计算经奇异谱分析后的所有次分量的 Hurst 指数, 将 Hurst 指数大于 0.5 的次分量进行重构, 其余次分量去除。混合项去噪前后的效果见图 6。

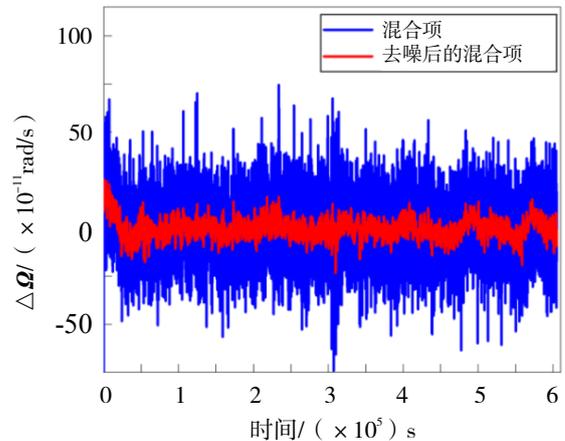


图 6 混合项去噪前后效果对比

将去噪后的混合项、信息项及趋势项进行重构, 重构信号和原始信号的对比见图 7。

由图 7 可以看出, 相对于原始信号, 重构信号的噪声被明显去除, 但是, 由于光纤陀螺在实际环境中易受温度变化与温度梯度的影响, 其输出数据存在较大的漂移, 因此, 需要进行温度误差补偿。当前常用的温度误差补偿方法有多项式法和神经网络方法, 鉴于光纤陀螺的温度特性受多种因素耦合影响, 多项式法难以精准刻画其复杂的非线性特征, 而 BP 神经网络、支持向量机等传统方法存在模型参数多、训练耗时长等问题, 因此, 本文利用极限学习机 (ELM) 来对光纤陀螺温度误差进行补偿^[16], 该方法具有优化参数少、训练速度快的优势, 且能有效描述光纤陀螺温度特性的非线性特征, 补偿前后的结果见图 8。

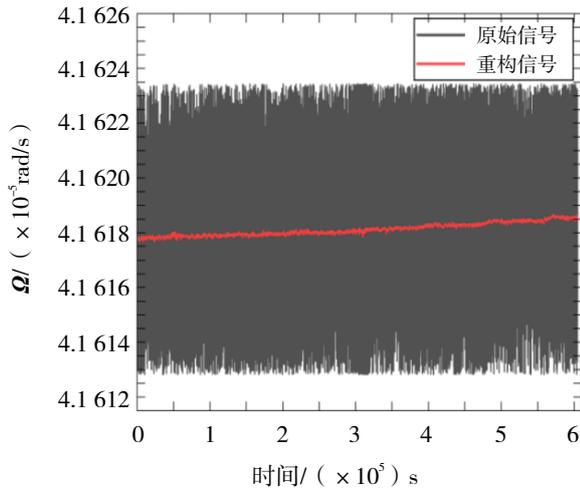


图 7 原始信号和重构信号的对比

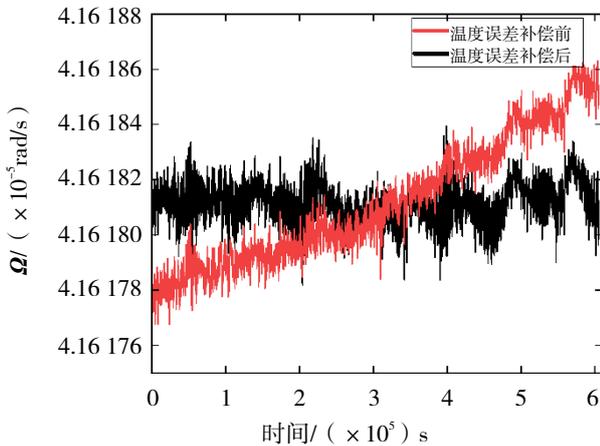


图 8 温度误差补偿前后对比图

4 去噪效果对比

为进一步说明本文去噪方法的优越性，设计了以下对比实验。

① 方法一：低通滤波器+EMD+SSA 的混合去噪方法。

② 方法二：利用 EMD 方法处理数据，依据 Hurst 指数剔除高频噪声后重构信号。

③ 方法三：利用小波分析替换方法一中的奇异谱分析处理混合项（小波基选择 sym6，分解 6 层，软阈值），其余步骤不变，将去噪后的混合项、信息项、趋势项重构。

④ 方法四：利用滑动平均法进行去噪，滑动平均的窗口大小根据 Allan 方差分析的结果确定。对原始数据进行 Allan 方差分析^[17]，结果见图 9。

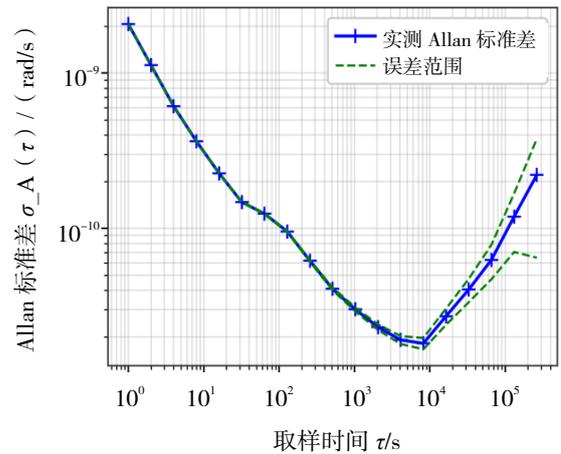


图 9 原始信号 Allan 方差分析结果

从图 9 可知，Allan 方差曲线最低点对应的时间为 8 000 s，当滑动平均时间超过 8 000 s 时，噪声中的低频趋势项的影响会逐渐增大，结合采样频率为 1 Hz，可初步确定窗口大小为 8 000。显然，此时滑动窗口太大，会造成很大的相位延迟，且 UT1 的时间分辨率通常由滑动平均的时间尺度决定，过大的窗口不利于解算得到高时间分辨率的 UT1，所以本文参考文献[18]的滑动窗口的选取方法^[18]：在不超过 Allan 方差曲线最低点对应时间的前提下，选则曲线下下降趋势明显放缓的转折点所对应的时间作为滑动平均的时间。分析该曲线，从 $\tau=500$ s 后，地球自转角速度精度每提升 1×10^{-11} rad/s 所需要的 $\Delta\tau$ 大大增加，具体表现为：在 $\tau=500$ s 处，地球自转角速度精度可以达到 4×10^{-11} rad/s，在 $\tau=1\ 000$ s 处，地球自转角速度精度可以达到 3×10^{-11} rad/s，在 $\tau=8\ 000$ s 处，地球自转角速度精度可以达到 2×10^{-11} rad/s。为了在有效去噪的同时不造成过大的相位延迟，选择 $\tau=500$ s，结合采样频率确定窗口大小为 500。

利用四种方法进行去噪，并利用极限学习机模型进行温度误差补偿，结果见图 10。

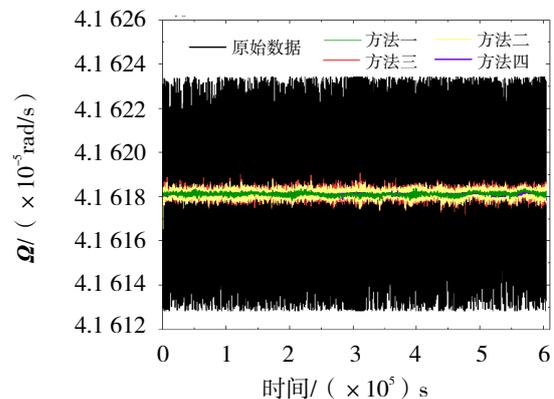


图 10 去噪效果对比图

计算经过去噪并进行温度误差补偿后数据的标准差, 定量比较四种方法的效果, 结果见表 1。

表 1 去噪效果评价

去噪方法	标准差/($^{\circ}$ /h)
原始数据	3.331×10^{-4}
方法一	1.179×10^{-5}
方法二	3.006×10^{-5}
方法三	3.425×10^{-5}
方法四	1.254×10^{-5}

结合图 10 及表 1 可知, 四种方法均能有效去除原始信号中的噪声, 其中方法一和方法四的去噪效果明显优于方法二和方法三。

进一步比较方法一和方法四, 方法四根据 Allan 方差的分析结果确定滑动窗口的大小并进行滑动平均去噪, 虽然继续增大滑动平均的窗口会让方法四的去噪信号更加平滑, 但是却无法有效抑制信号和噪声的频谱混叠问题, 且会带来较大的相位延迟; 而方法一通过功率谱密度分析的结果对信号和噪声进行本征分离, 结合 EMD 及 SSA 方法对信号进一步重构, 去噪更有针对性, 信噪比更高。

5 结论

光纤陀螺仪输出数据中的有用低频信号被噪声淹没, 其中, 高频噪声是制约 UT1 解算精度的主要因素。结合光纤陀螺仪的噪声特性, 本文提出了一种有针对性的去噪方法, 并和几种经典的去噪方法进行对比, 所提方法具有以下优势。

① 通过对原始数据进行功率谱密度分析, 结合分析结果有针对性的设置截止频率, 利用低通滤波器对数据做预处理, 有效去除高频噪声的同时最大限度地保留低频信号。

② 对 EMD 分解后的所有 IMF 依据累积标准化均值的方法区分为混合 IMF 和信息 IMF, 不再区分并剔除噪声 IMF, 这是因为在①中已经抑制了高频噪声。和传统 EMD 方法相比有助于减少有用信号的损失。

③ 用于处理混合项噪声的奇异谱分析法预设参数少, 自适应性较强, 在本文的去噪实验中效果优于小波方法, 同时, 混合去噪方法有效避免了滑动平均等低通滤波器滤波方法中存在的相位延迟和频谱混叠问题。

综上所述, 文中提出的混合去噪方法可用于基于光纤陀螺仪的高频世界时的观测解析, 有助于解算得到高时间分辨率的 UT1。相较于其他方法, 论文所提方法在最大限度保留有用信号的同时能够有效去除噪声, 有较好的自适应性, 为光纤陀螺仪数据的噪声处理提供了参考。

参考文献:

- [1] SCHREIBER K U. Direct measurement of diurnal polar motion by ring laser gyroscopes[J]. Journal of Geophysical Research Solid Earth, 2004, 109(B6): B06404.
- [2] CERVEIRA P J M, BOEHM J, SCHUH H, et al. Earth rotation observed by very long baseline interferometry and ring laser[J]. Pure and Applied Geophysics, 2009, 166(8): 1499-1517.
- [3] 王巍, 冯文帅, 张首刚, 等. 用于世界时测量的大型高精度光纤陀螺技术研究[J]. 导航与控制, 2021, 20(2): 1-8.
- [4] 王惜康, 高玉平, 孙中苗. 用于测量世界时的大型光纤陀螺仪的噪声分析[J]. 天文学报, 2019, 60(6): 17-25.
- [5] HAN S, MENG Z, OMISORE O M, et al. Random error reduction algorithms for MEMS inertial sensor accuracy improvement[J]. Micromachines, 2020, 11(11): 1021.
- [6] HUANG N E, WU Z. A review on Hilbert-Huang transform: method and its applications to geophysical studies[J]. Reviews of Geophysics, 2008, 46(4): 4004.
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] FERNANDES F C A, SPAENDONCK V, et al. A new framework for complex wavelet transforms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(4): 1132-1145.
- [9] JIANG C, CHEN S, CHEN Y, et al. A MEMS IMU denoising method using long short term memory recurrent

- neural networks (LSTM-RNN)[J]. *Sensors*, 2018, 18(10): 3336.
- [10] ZHU Z, BO Y, JIANG C. A MEMS gyroscope noise suppressing method using neural architecture search neural network[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019, 2019(1): 8427519 .
- [11] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition method and the Hilbert spectrum for non-stationary time series analysis[J]. 1998, 454(1971): 903-995.
- [12] 曾鑫, 先苏杰, 王康, 等. 基于改进 EMD 和 ARMA 的 MEMS 陀螺仪随机误差补偿方法[J]. *兵工学报*, 2024, 45(9): 3297-3306.
- [13] 曹静杰, 许昌昊, 朱跃飞. 基于层次聚类多道奇异谱分析的地震数据同时重建与去噪方法[J]. *石油地球物理勘探*, 2023, 58(4): 818-829.
- [14] 谢平, 陈广才, 雷红富. 基于 Hurst 系数的水文变异分析方法[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2009, 17(1): 32-39.
- [15] MCCONAGHY T, BREEN K, DYCK J, et al. 3-Sigma Verification and Design[M]. *Software Quality Assurance*, New York: Springer, 2013.
- [16] 韩冰, 林玉荣, 邓正隆. 光纤陀螺温度漂移误差的建模与补偿综述[J]. *中国惯性技术学报*, 2009, 17(2): 218-224.
- [17] ALLAN D W. Statistics of atomic frequency standards[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1966, 54(2): 221-230.
- [18] 李彪伟. 光纤陀螺仪测量地球自转角速度的定向误差校正[D]. 西安: 西安理工大学, 2024.