DOI:10.14075/j.jgg.2024.10.485

文章编号:1671-5942(2025)10-1026-07

基于 NTFT-WSE 的中国南海海平面高度变化的预测方法

孙浩哲[1,2]　柳林涛[2]　孙雪鹏[2]　刘子平[1,2]
叶周润[3]　梁星辉[2]　沈　聪[1,2]　王国成[2]

1　中国科学院精密测量科学与技术创新研究院,武汉市徐东大街 340 号,430077
2　中国科学院大学,北京市玉泉路 19 号甲,100049
3　合肥工业大学土木与水利工程学院,合肥市屯溪路 193 号,230009

摘　要:基于标准时频理论提出一种抑制边缘效应的宽频带提取方法(NTFT-WSE)。首先利用标准时频变换对海平面信号进行周期性信号的提取和建模,然后通过 NTFT-WSE 方法对不同时间尺度的各个分量进行提取、建模和预测,实现对海平面变化周期性低频信号的准确预测。与标准 Morlet 小波变换相比,NTFT-WSE 在模拟信号周期提取中均方根误差和平均绝对误差分别降低 26.03%和 22.24%,中低频信号提取精度显著提高。最后,基于 1993-06—2008-05 卫星测高海平面异常观测资料,利用 NTFT-WSE 方法对 2008-06—2023-05 中国南海海平面变化进行预测,预测结果与实际观测值总体变化趋势一致。

关键词:海平面异常;Morlet 小波变换;海平面变化;预测;标准时频变换;南海

中图分类号:P228　　**文献标识码**:A

验潮站是最早用于观测海平面变化的手段之一,其数据仅限于近海,缺乏远海信息[1]。相比之下,卫星测高技术凭借高覆盖率和高分辨率,提供了更全面且连续的海平面数据,其全天候观测能力增强了数据的精准度和可靠性,促进了全球及区域海平面变化研究的深入发展[2-3]。但卫星测高数据时间跨度较短,难以捕捉长周期波动的规律和特征[1]。因此,如何有效利用这些数据提取海平面变化的周期性规律,尤其是长周期的信号,并进行准确预测,成为当前研究的热点和难点。

海平面变化随机动态模型将信号分为确定性趋势项、确定性周期项、剩余随机序列和白噪声,其中白噪声的影响可以忽略不计[4]。针对该模型的不同部分,需采用不同方法进行拟合与提取[5],其中周期项的拟合精度在很大程度上决定了预测的准确性。传统周期项建模方法包括经验模态分解(EMD)[6]、集合经验模态分解(EEMD)[7]、小波分析[8]和最小二乘拟合[9]等,但面临模态混叠、边缘效应等局限性[5]。尽管深度学习融合方法(如 CEEMDAN-LSTM[10]、EEMD-LSTM[5]、SSA-LSTM[11])提升了预测精度,但其可解释性差、需要较长的观测数据。

标准时频变换(NTFT)作为一种先进的时频变换方法,融合了傅里叶变换、小波变换和 S 变换的优势,能够精确提取信号的瞬时频率、振幅和相位信息,相较于传统时频变换方法展现出更高的时频分辨率[12-13],同时 NTFT 无需逆变换即可直接提取信号调和成分,计算简便、对数据长度要求低且抗噪能力强,已在多个领域取得显著成果[14-18]。

本文基于 NTFT 信号提取的优势,建立一种针对海平面周期性信号(特别是低频周期信号)的准确提取方法,从而有效提高测高卫星数据集的信号利用率,为海平面变化的多尺度分析和预测提供强有力的工具。需要说明的是,尽管海面海潮存在 18.6 a 的长周期信号,但目前可用的海洋测高数据仅覆盖 30 a 时间跨度。理论上,准确识别周期性信号需要至少包含 2 个完整周期的数据。因此,本文所提及的中长周期信号提取,是基于这 30 a 数据长度而言的,所能识别的最长周期

收稿日期:2024-10-23
项目来源:国家自然科学基金(42074011)。
第一作者简介:孙浩哲,硕士生,主要研究方向为地学信号处理,E-mail:sunhaozhe22@mails.ucas.ac.cn。
通讯作者:柳林涛,研究员,主要研究方向为标准时频变换,E-mail:llt@asch.whigg.ac.cn。

约为 15 a。

1　研究区域和研究数据

1.1　研究区域

中国南海是呈 NE-SW 走向的半封闭海盆,该海域东接菲律宾,西邻越南,是连接西太平洋与印度洋的关键通道,人口与经济活动密集。该区域海平面上升速度快于全球平均值,对当地社会经济和生态环境构成严重威胁,凸显其对气候变化的高度敏感性。因此,深入研究南海海平面时空变化规律对灾害预测、风险缓解及沿海地区安全至关重要。

1.2　研究数据和预处理

1.2.1　数据集

本文数据来自哥白尼海洋环境监测服务组织提供的全球海平面高度格网数据集 SEALEVEL_GLO_PHY_L4_MY_008_047(https://doi.org/10.48670/moi-00148)。该数据产品依赖于多任务高度计、轨道测量技术及精确定位地面部分的数据统合与高度计组合系统来进行数据处理,并运用最佳插值方法将来自多个卫星(涵盖 TOPEX/Poseidon、Jason 系列卫星、CryoSat-2、Haiyang-2A、Sentinel-3A/B 等)的沿轨测量结果进行整合,从而提供全球海洋表面高度和海洋动态的精确观测数据。这些多源卫星数据经过一系列精确的误差改正处理,确保了数据的一致性和准确性,并减少了残余高频信号的影响。改正措施涵盖仪器相关误差(如误点校正、多普勒效应校正和跟踪偏差)、环境和海况误差(如对流层延迟、电离层效应和海况偏差)、地球物理误差和基于最优插值法的长波长误差。其中,海面高度异常(SLA)是基于 1993—2012 年的平均海平面高度计算得出,提供了从 1993-01—2023-05 期间以月为时间分辨率的数据,且具备 0.25°×0.25°的高空间分辨率。

1.2.2　数据预处理

为精确计算指定时间段的平均海平面,需采取 2 项关键措施以消除不同纬度数据密度差异和冰川均衡调整(GIA)对海平面上升趋势的潜在影响。为避免因纬度差异导致测高格网数据集在海域面积划分上的差异,引入基于式(1)的面积因子校正方法,计算公式如下:

$$\bar{h}_{t_0}=\frac{\sum_i\sum_j h_{ij}\cos\varphi_j}{\sum_i\sum_j\cos\varphi_j} \tag{1}$$

式中,h_{t_0} 为 t_0 时刻的区域平均海平面;(i,j) 为区域内每个海平面格网点对应的坐标序列值,φ_j 为对应坐标的纬度值;h_{ij} 为 t_0 时刻对应坐标的 SLA 值。该方法直接作用于格网数据,通过式(1)对原始格网数据进行调整,以获得经过面积因子校正后的格网数据集。在此基础上,再对南海区域的这些已校正格网数据进行平均计算,进而得到区域平均值的时间序列。

鉴于实验所采用的 CMEMS SEALEVEL_GLO_PHY_L4_MY_008_047 测高数据集未进行 GIA 的改正,因此使用 ICE-6G_D 模型[19]计算区域抬升值以消除 GIA 影响。经计算,南海区域的抬升趋势为 0.111 mm/a,从而提高了海平面上升趋势计算的准确性。

2　研究方法

2.1　NTFT

设于信号 $f(t)\in CC$ 表示复数域,其标准时频变换的公式表达为[20]:

$$\Psi f(\tau,\bar{\omega})=\psi(t,\bar{\omega})=\int_R f(t)\bar{\psi}(t-\tau,\bar{\omega})\mathrm{d}t,\tau,\bar{\omega}\in R \tag{2}$$

式中,Ψ 为对信号进行从频率域转换到时间域的转换计算;τ 和 $\bar{\omega}$ 分别为即时时间和即时频率;R 为实数域;$\psi(\cdot)$ 为核函数;参数上方的“—”表示对数值进行共轭计算。

核函数的计算公式为:

$$\psi(t,\bar{\omega})=\mu(\bar{\omega})w[\mu(\bar{\omega})t]\exp(\mathrm{i}\bar{\omega}t),\quad(\mu(\bar{\omega})\in R)\dot{\neq}0 \tag{3}$$

式中,等号上方的“.”表示“几乎处处”;$w(\cdot)$ 为窗函数。

核函数的傅里叶变换 $\hat{\psi}(\omega,\bar{\omega})$ 的表达式为:

$$\hat{\psi}(\omega,\bar{\omega})=\int_R\psi(t,\bar{\omega})\exp(-\mathrm{i}\bar{\omega}t)\mathrm{d}t\dot{\neq}0 \tag{4}$$

式中,ω 为傅里叶变换后的频率;“∧”为傅里叶变换算子。

窗函数 $w(\omega)$ 进行傅里叶变换为:

$$\hat{w}(\omega)=\max|\hat{w}(\omega)|=1\Leftrightarrow\omega=0 \tag{5}$$

式中,“|·|”表示数值的取模计算;“⇔”表示当且仅当。

当核函数满足式(6)时,即表明满足 NTFT 时频变换成立的条件:

$$\begin{cases}\bar{\hat{\psi}}(\omega,\bar{\omega})=|\bar{\hat{\psi}}(\omega,\bar{\omega})|=\mathrm{maximum}=1,\omega=\bar{\omega}\\|\hat{\psi}(\omega,\bar{\omega})|<1,\omega\neq\bar{\omega}\end{cases} \tag{6}$$

由上述公式可得,NTFT 是时频变换的基本框架,当窗函数 $w(\omega)$ 和 TFRA 取不同的数值和

表达式时不仅能够涵盖所有的传统时频分析方法,而且还提供了更多的灵活性和选择性。

2.2 NTFT-WSE

边缘效应会对周期性信号提取的精度与完整性构成显著威胁,导致信息的失真与部分丢失,NTFT 在提取信号的过程中同样面临这样的问题。为此,本文提出一种基于 NTFT 的宽频带信号提取方法(NTFT-WSE)。该方法充分利用 NTFT 在时域与频域之间的高效转换能力,并有效抑制了边缘效应对信号完整性的影响,具体推导过程如下:

$$\begin{aligned} f^*(\tau) &= \int_R \Psi f(\tau,\bar{\omega}) h(\bar{\omega}) \mathrm{d}\bar{\omega} = \\ &\int_L (f * \psi)(\tau,\bar{\omega}) h(\bar{\omega}) \mathrm{d}\bar{\omega} = \\ &\int_R h(\bar{\omega}) \frac{1}{2\pi} \int_R F(\omega) \hat{\psi}(\omega-\bar{\omega}) \mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega\tau} \mathrm{d}\omega \mathrm{d}\bar{\omega} = \\ &\frac{1}{2\pi} \int_R \int_R h(\bar{\omega}) F(\omega) \hat{\psi}(\omega-\bar{\omega}) \mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega\tau} \mathrm{d}\omega \mathrm{d}\bar{\omega} = \\ &\frac{1}{2\pi} \int_R \int_R h(\bar{\omega}) F(\omega) \hat{\psi}(\omega-\bar{\omega}) \mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega\tau} \mathrm{d}\bar{\omega} \mathrm{d}\omega = \\ &\frac{1}{2\pi} \int_R F(\omega) \mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega\tau} \int_R h(\bar{\omega}) \hat{\psi}(\omega-\bar{\omega}) \mathrm{d}\bar{\omega} \mathrm{d}\omega = \\ &\frac{1}{2\pi} \int_R F(\omega) G(\omega) \mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega\tau} \mathrm{d}\omega \end{aligned} \tag{7}$$

式中,$\Psi f(\tau,\bar{\omega})$ 为标准时频变换之后的信号 $f(t)$;$h(\bar{\omega})$ 为频域加权函数;$G(\omega)$ 为对应频率的窗函数;$F(\omega)$ 为信号 $f(t)$ 的傅里叶变换。

以高斯窗的 NTFT 为例,窗函数 $G(\omega)$ 可表示为:

$$G(\omega) = \int_R \hat{\psi}(\omega-\bar{\omega}) h(\bar{\omega}) \mathrm{d}\bar{\omega} \tag{8}$$

频域加权函数 $h(\bar{\omega})$ 可表示为:

$$h(\bar{\omega}) = \begin{cases} \sqrt{2\pi} \left| \dfrac{\sigma}{\bar{\omega}} \right|, \omega \in L \\ 0, \text{ other} \end{cases} \quad L:\{\omega \mid \omega \in (c,d)\} \tag{9}$$

式中,σ 为窗函数的长度。

相应核函数的傅里叶变换 $\hat{\psi}(\omega)$ 为:

$$\hat{\psi}(\omega,\bar{\omega}) = \hat{\psi}(\omega-\bar{\omega},0) \tag{10}$$

$$\hat{\psi}(\omega) = \hat{\psi}(\omega,0) = \mathrm{e}^{-\frac{\sigma^2\omega^2}{2}} \tag{11}$$

其中,$h(\bar{\omega})$ 应使 $G(\omega)$ 尽量满足:

$$f^*(\tau) = \frac{1}{2\pi} \int_R F(\omega) G(\omega) \mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega\tau} \mathrm{d}\omega \Leftrightarrow \frac{1}{2\pi} \int_L F(\omega) \mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega\tau} \mathrm{d}\omega,\ L:\{\omega' \mid \omega' \in (c,d)\} \tag{12}$$

式中,ω' 代表提取周期性信号的频率范围;c、d 分别代表频率提取的上下限,即

$$G(\omega) \Leftrightarrow \begin{cases} 1, \omega \in L \\ 0, \text{ other} \end{cases} \tag{13}$$

在应用中,首先需要对提取的信号进行傅里叶变换,然后根据信号的周期确定对应的频带范围,最后利用式(13)从变换后的信号中提取出对应时刻的信号成分,这样能够获取到该对应时刻的振幅和相位信息。

2.3 数值模型

海平面变化的时间序列可以通过式(14)所示的模型来描述[9]:

$$Y(t) = \mathrm{Trend}(t) + P(t) + \varepsilon(t) + e(t) \tag{14}$$

该模型将海平面高度的变化分解为 4 个主要组成部分:趋势项 $\mathrm{Trend}(t)$、周期项 $P(t)$、剩余随机序列项 $\varepsilon(t)$ 和白噪声序列 $e(t)$。

周期项 $P(t)$ 可表示为:

$$P(t) = \sum_{k=1}^{N} \left[a_k \cos\left(\frac{2\pi \mathrm{i}}{T_k}\right) + b_k \sin\left(\frac{2\pi \mathrm{i}}{T_k}\right) \right] = \sum_{k=1}^{N} A_i * \exp\left(\frac{2\pi}{T_i} t\right) \tag{15}$$

周期性信号振幅 A_i 可表示为:

$$A_i = \mathrm{Re}(A_i) \exp(\varphi_k) \tag{16}$$

周期性信号即时振幅可表示为:

$$\mathrm{Re}(A_i) = \sqrt{a_k^2 + b_k^2} \tag{17}$$

周期性信号即时相位可表示为:

$$\varphi_k = \arctan\left(\frac{a_k}{b_k}\right) \tag{18}$$

趋势项 $\mathrm{Trend}(t)$ 可表示为:

$$\mathrm{Trend}(t) = B_0 t + C_0 \tag{19}$$

式中,B_0 代表在排除 GIA 影响后,SLA 数据在给定时间跨度内所呈现出的长期线性变化趋势的斜率;C_0 表示开始时间的海平面异常值。

B_0 可表示为:

$$B_0 = \mathrm{Tr}_0 - G_0 \tag{20}$$

式中,Tr_0 通过 SLA 数据一元线性回归模型计算得到;G_0 为 GIA 导致的海平面抬升速度。通过从 Tr_0 中减去 G_0 得到 B_0,即可去除 GIA 影响后的自然海平面变化趋势斜率。因为本文主要利用 NTFT-WSE 模型进行周期信号的拟合,所以不对剩余随机序列项 $\varepsilon(t)$ 和白噪声序列 $e(t)$ 进行建模拟合。

2.4 精度验证

基于图 1 展示的 1993—2007 年 SLA 时间序列高斯窗谱分析结果,确定时间序列存在 5 个显著周期,分别是 6、12、28、45 和 73 个月,并据此构建模拟信号。然后利用传统的标准 Morlet 小波变换(NMWT)方法与 NTFT-WSE 方法分别对

模拟信号进行周期信号提取,以初步评估 NTFT-WSE 方法提取信号的可行性。

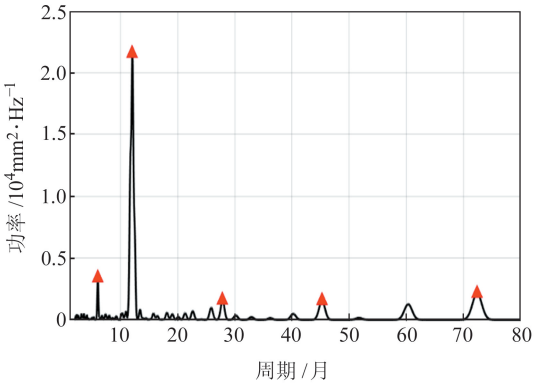


图 1　1993—2007 年 SLA 时间序列高斯窗谱分析结果
Fig. 1　Gaussian window spectrum analysis results of SLA time series from 1993 to 2007

5 个具有显著周期信号叠加的信号 $y(t)$ 可表示为:

$$y(t)=\sum_{i=1}^{5}A_i\sin\left(\frac{2\pi}{T_i}t\right),$$
$$T=6,12,28,45,73,$$
$$A=10,30,5,5,5 \tag{21}$$

式中,T 的单位为月;A 的单位为 cm.

$y(t)$加入 15 dB 的高斯白噪声 $\varepsilon(t)$ 所得的模拟信号 signal(t)为:

$$\text{signal}(t)=y(t)+\varepsilon(t) \tag{22}$$

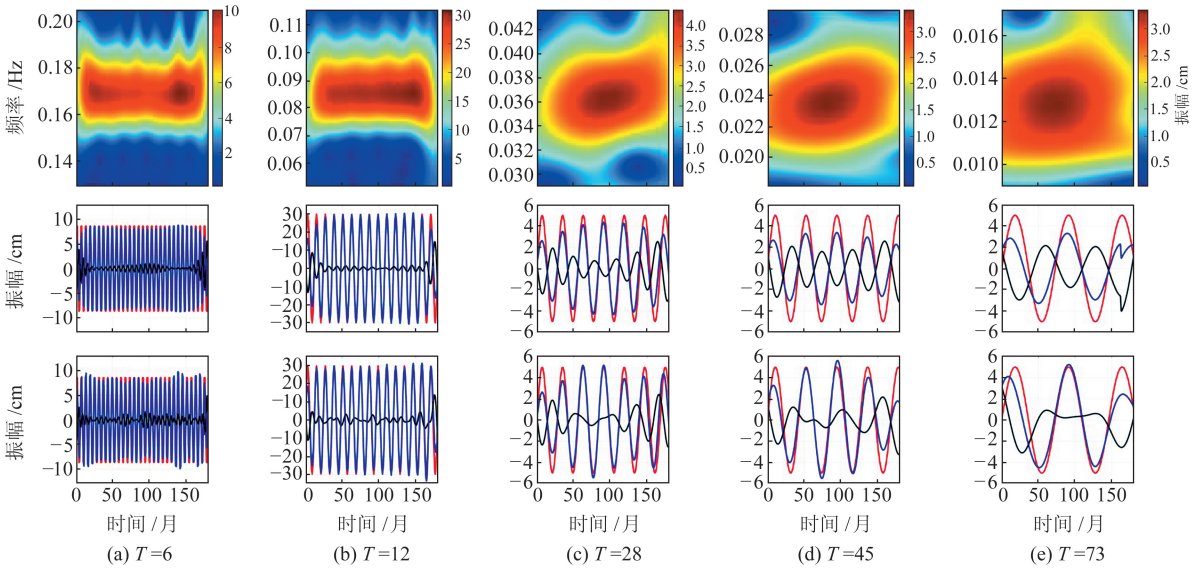
将 5 个具有显著周期的信号按照式(21)所示的计算方法进行叠加,同时向其中加入 15 dB 的高斯白噪声 $\varepsilon(t)$。最后通过式(22)的整合计算,可得模拟信号 signal(t)。

实验采用的窗函数为 Gauss 窗,可表示为:

$$w(t)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \tag{23}$$

式中,σ 为窗口的宽度。另外,使 $\mu(\bar{\omega})=\bar{\omega}$,可知此时时频转换的计算方法为 NMWT。

分别使用 NMWT 和 NTFT-WSE 的提取方法,对图 2 中 $T=6$、12、28、45、73 对应频率的周期信号进行提取。对于相对高频信号 $T=6$、12,2 种方法对幅值的提取都基本准确,但能明显看出 NTFT-WSE 大大降低了边缘效应的长度,尤其在 $T=6$ 时,NMWT 方法在 $t=150$ 月之后就出现明显的边缘效应趋势,而这种趋势在 NTFT-WSE 方法中在 $t=170$ 月之后才出现。NTFT-WSE 方法将边缘效应占总信号的 33.70%降低到了 9.94%,有效提高了信号的利用率。在中低频信号的拟合中,以 $T=28$、45、73 为例,传统的 NMWT 方法提取的振幅已经出现了较大的偏移,但 NTFT-WSE 在信号中部仍能较准确地提取信号。尤其是在 $T=73$ 时,NMWT 方法已经出现提取信号失真现象,但 NTFT-WSE 仍能较为完整地提取信号,为后期预测低频信号提供了基础。

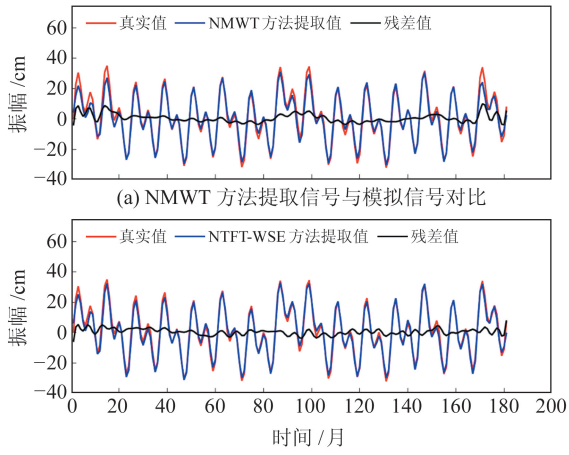


第 1 行为时频图,第 2 行为 NMWT 提取信号和对应周期的模拟信号的对比,第 3 行为 NTFT-WSE 提取信号和对应周期的模拟信号的对比,红色为真实值,蓝色为提取值,黑色为残差值

图 2　NMWT 提取方法和 NTFT-WSE 提取方法效果对比
Fig. 2　Comparison of NMWT extraction method and NTFT-WSE extraction method

图 3 为 5 个周期信号的综合和无噪声的模拟信号对比,可以看出,NTFT-WSE 总体拟合效果更优,且具有一定的抗噪声能力。

按照上述实验步骤重复实验 10 次,每次计算模拟信号与 2 种方法提取信号之间的 RMSE 和 MAE 值,之后取这 10 次误差的平均值,结果见表 1。可以看出,无论高频还是低频 NTFT-WSE 都能有效降低 RMSE 值,效果在低频处尤为明



(a) NMWT 方法提取信号与模拟信号对比

(b) NTFT-WSE 方法提取信号与模拟信号对比

图 3 NTFT-WSE 和 NMWT 提取的信号与模拟信号的对比

Fig. 3 Comparison of signal extraction between NTFT-WSE and NMWT with simulated signal

显,信号的 RMSE 总体降低26.03%;对于 MAE,2 种方法在高频处的差异并不明显,但是在低频处,NTFT-WSE 依旧有明显的优势,信号的 MAE 总体降低 22.24%。

表 1 NMWT 和 NTFT-WSE 提取的周期(高斯窗)与真实值的 RMSE 和 MAE

Tab. 1 RMSE and MAE errors of period extraction by NMWT and NTFT-WSE(Gaussian window) compared to true values

T/月	NMWT RMSE /cm	NTFT-WSE RMSE /cm	提升百分比/%	NMWT MAE /cm	NTFT-WSE MAE /cm	提升百分比/%
6	1.655	1.430	13.65	0.997	1.021	
12	1.676	1.521	9.28	0.927	0.945	
28	1.209	1.082	10.52	0.985	0.846	14.09
45	1.508	1.152	23.62	1.323	0.885	33.15
73	1.734	1.418	18.25	1.503	1.078	28.31
总信号	2.859	2.115	26.03	2.148	1.670	22.24

注:总信号的计算方法为,首先针对信号中蕴含的多个特征周期分别构建模拟分量,然后对各周期模态进行独立拟合,最终通过叠加所有周期分量的预测结果形成包含多周期耦合特征的总信号。

总体而言,NTFT-WSE 方法在高频信号提取方面的优势在于其能有效缩短边缘效应的长度,并减小与真实信号的 RMSE 误差值。对于低频区域的信号,相较于传统方法,NTFT-WSE 方法能够更好地拟合相应的周期信号,不仅减少了边缘效应,还提高了幅值的拟合精度。这一特性对低频信号的提取、瞬时信号的捕捉和信号的预测均具有重要意义。

3 实验和结果分析

实验将 NTFT-WSE 方法应用于分析 1993-06—2008-05 的实际 SLA 信号数据,旨在预测 2008-06—2023-05 的时间序列值,并将预测结果与原始 SLA 信号数据进行对照分析。

对 1993-06—2008-05 这 15 a 的 SLA 数据进行一元线性回归模型拟合后,得到其线性上升趋势为 3.940 mm/a。为了更准确地评估海平面的实际上升趋势,从这一结果中扣除由 GIA 引起的地面抬升速度 0.111 mm/a,最终得到的海平面上升趋势为 3.829 mm/a。图 1 中已经对 1993-06—2008-05 的 SLA 时间序列信号进行功率谱密度分析,可得该信号主要由 1 个季节性和 4 个年际周期性信号构成。具体来说,识别出了周期为 6、12、28、45 和 73 个月的周期信号,这与熊思亦等[10]提取的周期接近,其中 45 个月的周期也对应 3～7 a 的 ENSO 循环中周期性信号周期。然后,利用 NTFT-WSE 方法对 SLA 信号进行周期性信号提取,结果见表 2。

表 2 提取周期和趋势

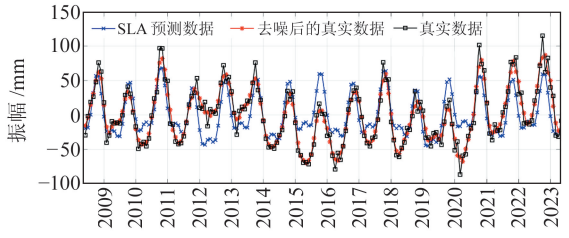
Tab. 2 Extraction of periods and trends

时间尺度	T/月	A_i/cm
季节性	6	−15.792−8.431i
年际	12	35.313+8.799i
	28	−9.396−5.533i
	45	3.421+2.135i
	73	−1.683+4.080i
长期线性趋势 B_0		3.829 mm/a

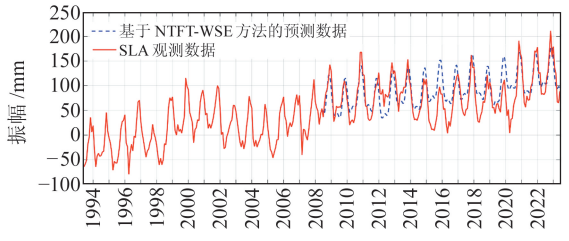
注:i 为虚数单位。

图 4 为最终的提取结果与真实观测值的对比,可知在 15 a 的观测期间内,提取结果在总体趋势上与真实观测值保持良好的一致性,但是在 2012—2013 年、2015—2016 年和 2020—2021 年发生部分偏移。为了深入理解这一偏差的原因,参考美国国家大气研究中心(NCAR)基于特定区域(5°N～5°S,170°～120°W)的平均海面温度(SST)异常计算得出的 Nino3.4 指数,该指数反映了太平洋从日期变更线至南美海岸的平均赤道海表温度状况[21]。根据 Nino3.4 指数的计算方法,当指数值超过±0.4℃并持续 6 个月或更长时间时,即视为厄尔尼诺(El Nino)或拉尼娜(La Nina)事件的发生。进一步基于 Nino3.4 指数绘制图 5,结果显示,2014-11—2016-06 存在严重的 El Nino 现象。此外,根据乔新[21]的研究可知,南海靠近热带西太平洋,受西太平洋和黑潮的影响较大,因此热带海域的 El Nino 和 La Nina 事件对南海的影响程度较为严重。鉴于实验中已提取了与 El Nino 和 La Nina 事件相关的周期性信号,本部分内容的重点将转向分析 Nino3.4 指数显示的严重 ENSO 事件或 Nino3.4 指数快速变化阶段,从这方面分析周期性信号偏移的原因。因此,结合图 5 可以推断,2015—2016 年 SLA 信

号的提取结果与真实观测值之间出现较大的偏差很可能是受到了严重 El Nino 现象的影响。除此之外,在 2020-05 SLA 预测值与真实值之间也存在一次显著的偏差。观察图 5 可以发现,2020—2021 年 Nino3.4 指数出现急剧下降的情况;类似地,2012—2013 年 Nino3.4 指数也经历了急剧上升的现象。在这 2 个特定时间段内,SLA 的预测值与真实值之间的差异同样较为显著。周期性信号偏移的本质在于 ENSO 事件通过转换(即厄尔尼诺/拉尼娜交替)触发海洋-大气系统的非线性响应,这种剧烈变化突破了传统预测模型的准平衡假设,使其在极端相位转换期间难以捕捉周期性的模态特征。在排除这些特殊时间段后,提取结果与真实观测值的拟合程度相对较高。



(a) 基于 NTFT-WSE 方法的南海 2008-06–2023-05 去趋势 SLA 预测结果与实测数据和降噪数据的比对



(b) 基于 NTFT-WSE 方法的南海 2008-06–2023-05 SLA 预测结果与实测数据的比对

图 4　基于 NTFT-WSE 方法的南海 2008-06—2023-05 SLA 预测结果与实测数据对比

Fig. 4　Comparison of south China sea SLA prediction results based on the NTFT-WSE method with actual data from June 2008 to May 2023

为进一步验证预测结果的准确性,采用平均误差、RMSE、MAE 和 STD 等 4 种评价指标深入分析预测值与真实观测值之间的差异。在分析过程中,充分考虑到观测数据中可能存在的高频噪声信号和所提取的最低周期性信号为 6 个月的情况。为了更精确地反映预测误差,研究还采用了 3 个月的滑动平均处理对真实信号进行平滑,并基于处理后的真实信号与预测值进行误差分析。表 3 详细列出了使用真实值和滑动平均处理后的值进行计算的结果。可以看出,误差值随时间的变化呈现出一定的规律性。在初始的 1～7 a 时间段内,误差值保持在一个相对较低的水平,但呈

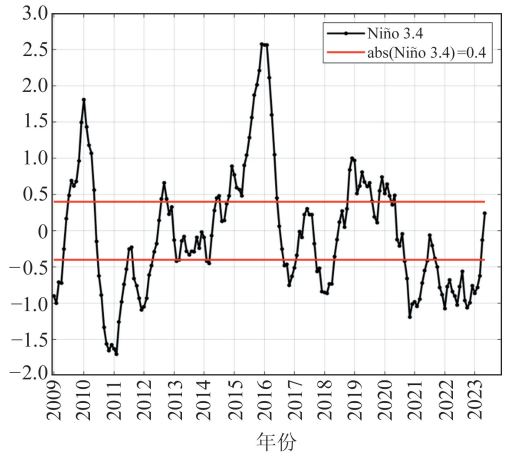


图 5　Nino3.4 指数

Fig. 5　Nino3.4 index

现出持续上升的趋势;在之后的 8～15 a,误差值进入一个相对稳定的阶段,不再继续显著上升。这一变化模式揭示了误差值随时间推移的演变特征:先逐渐增大,而后在一定时间段内趋于平稳。这表明在排除即时信号干扰的情况下,本文方法对周期信号的拟合效果较好。

表 3　预测误差分析

Tab. 3　Prediction errors analysis

预测时长/a	mean/mm	STD/mm	RMSE/mm	MAE/mm
1	9.964	7.802	12.655	10.658
2	1.319	16.725	16.777	14.761
3	1.768	16.401	16.496	14.689
4	4.907	19.367	19.979	16.594
5	7.490	18.971	20.397	16.840
6	5.912	19.271	20.157	16.876
7	0.837	22.975	22.990	18.696
8	−5.560	27.645	28.198	22.651
9	−7.148	27.079	28.006	22.776
10	−9.507	26.909	28.539	23.572
11	−10.016	25.997	27.860	22.997
12	−13.334	27.832	30.861	25.234
13	−13.278	26.970	30.061	24.416
14	−12.269	26.519	29.220	23.476
15	−11.290	26.150	28.483	22.735

4　结　语

1)在模拟信号验证过程中,NTFT-WSE 方法相较于传统的 NMWT 方法展现出了显著的优势。该方法不仅大幅降低了模拟信号与真实信号之间的误差(RMSE 和 MAE 分别减少 26.03% 和 22.24%),而且在处理中低频信号时表现出更高的拟合精度。

2)结合一元线性回归和 NTFT-WSE 方法可得 1993-06—2008-05 中国南海海平面上升趋势为 3.829 mm/a,并且能提取周期为 6、12、28、45 和 73 个月的周期性信号。

3)NTFT-WSE 方法可用于 SLA 时间序列

的提取与预测中，成功提取了 1993-06—2008-05 观测的 SLA 时间序列分解成的 5 个周期性变化分量和 1 个趋势项，拟合了 2008-06—2023-05 的 SLA 时间序列，所得预测结果平稳可靠。

由于数据长度有限，本文部分结论还需进一步深入研究。未来计划优化数值模型，降低趋势项和周期项信号模型的复杂度，以更全面、准确地分析中国南海海域的海平面变化，并考虑对局部海域的海平面进行细致分析，从而进一步提升预测的准确性。

参考文献

[1] 常乐，孙文科. 全球及中国近海海平面变化趋势研究进展及展望[J]. 地球与行星物理论评，2021，52(3)：266-279(Chang Le，Sun Wenke. Progress and Prospect of Sea Level Changes of Global and China nearby Seas[J]. Reviews of Geophysics and Planetary Physics，2021，52(3)：266-279)

[2] Parker A. Sea Level Trends at Locations of the United States with More than 100 years of Recording[J]. Natural Hazards，2013，65(1)：1011-1021

[3] 余荣臻，徐华兵，刘贝. 基于卫星高度计数据的南海海平面时空变化特征分析[J]. 海洋技术学报，2021，40(1)：1-9(Yu Rongzhen，Xu Huabing，Liu Bei. Analysis of Spatial and Temporal Variation of Sea Level in South China Sea Based on Satellite Altimeter Data[J]. Journal of Ocean Technology，2021，40(1)：1-9)

[4] 牛余朋，郭金运，袁佳佳，等. 集成奇异谱分析和自回归滑动平均预测日本近海海平面变化[J]. 地球物理学报，2020，63(9)：3263-3274(Niu Yupeng，Guo Jinyun，Yuan Jiajia，et al. Prediction of Sea Level Change in Japanese Coast Using Singular Spectrum Analysis and Auto Regression Moving Average[J]. Chinese Journal of Geophysics，2020，63(9)：3263-3274)

[5] 赵健，刘仁强. 基于小波变换和 LSTM 神经网络的格陵兰岛近海海域海平面变化预测[J]. 海洋科学，2023，47(8)：7-16(Zhao Jian，Liu Renqiang. Prediction of Sea Level Change Based on Wavelet Transform and LSTM Neural Network near Greenland[J]. Marine Sciences，2023，47(8)：7-16)

[6] Huang N E，Shen Z，Long S R，et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A：Mathematical，Physical and Engineering Sciences，1998，454(1971)：903-995

[7] 唐蕾. 1993—2019 年南海海平面高度时空变化研究[D]. 金华：浙江师范大学，2023(Tang Lei. Spatiotemporal Variations of Sea Level in the South China during 1993-2019[D]. Jinhua：Zhejiang Normal University，2023)

[8] 谢友鸽. 1993—2015 年南海海平面变化研究[D]. 青岛：山东科技大学，2017(Xie Youge. Study of Sea Level Change over the South China Sea during 1993-2015[D]. Qingdao：Shandong University of Science and Technology，2017)

[9] 段晓峰，许学工，陈满春，等. 基于长期验潮数据的海平面预测方法与案例应用[J]. 北京大学学报：自然科学版，2014，50(6)：1065-1070(Duan Xiaofeng，Xu Xuegong，Chen Manchun，et al. Methodology and Case Study of Sea Level Prediction Based on Secular Tide Gauge Data[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis，2014，50(6)：1065-1070)

[10] 熊思亦，熊永良. 基于 CEEMDAN-LSTM 组合方法的海平面变化预测分析[J]. 大地测量与地球动力学，2023，43(9)：899-903(Xiong Siyi，Xiong Yongliang. Analysis of Sea Level Change Prediction Based on Combined CEEMDAN-LSTM Method[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics，2023，43(9)：899-903)

[11] Zhao J，Cai R Y，Sun W F. Regional Sea Level Changes Prediction Integrated with Singular Spectrum Analysis and Long-Short-Term Memory Network[J]. Advances in Space Research，2021，68(11)：4534-4543

[12] Liu L T，Hsu H. Inversion and Normalization of Time-Frequency Transform[C]. 2011 International Conference on Multimedia Technology，Hangzhou，2011

[13] Liu L T，Hsu H，Grafarend E W. Normal Morlet Wavelet Transform and Its Application to the Earth's Polar Motion[J]. Journal of Geophysical Research：Solid Earth，2007，112(B8)

[14] 姚彦吉，柳林涛，王国成，等. 地震事件自动识别的标准时频变换方法[J]. 武汉大学学报：信息科学版，2022，47(5)：780-788(Yao Yanji，Liu Lintao，Wang Guocheng，et al. A Normal Time-Frequency Transform Method for Automatic Recognition of Earthquake Event[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University，2022，47(5)：780-788)

[15] Su X Q，Liu L T，Houtse H，et al. Long-Term Polar Motion Prediction Using Normal Time-Frequency Transform[J]. Journal of Geodesy，2014，88(2)：145-155

[16] 蔡松，柳林涛，王国成. 标准时频变换的潮汐预测初探[J]. 测绘科学，2018，43(7)：27-32(Cai Song，Liu Lintao，Wang Guocheng. Primary Study of Tidal Level Prediction Using Normal Time-Frequency Transform[J]. Science of Surveying and Mapping，2018，43(7)：27-32)

[17] Cai S，Liu L T，Wang G C. Short-Term Tidal Level Prediction Using Normal Time-Frequency Transform[J]. Ocean Engineering，2018，156：489-499

[18] Wang G C，Liu L T，Xu A G，et al. On the Capabilities of the Inaction Method for Extracting the Periodic Components from GPS Clock Data[J]. GPS Solutions，2018，22(4)：92

[19] Richard Peltier W，Argus D F，Drummond R. Comment on "an Assessment of the ICE-6G_C(VM5a) Glacial Isostatic Adjustment Model" by Purcell et Al[J]. Journal of Geophysical Research：Solid Earth，2018，123(2)：2019-2028

[20] 柳林涛，苏晓庆，王国成. 标准时频变换探讨[J]. 导航定位学报，2016，4(4)：1-4(Liu Lintao，Su Xiaoqing，Wang Guocheng. Discussion on Normal Time-Frequency Transform[J]. Journal of Navigation and Positioning，2016，4(4)：1-4)

[21] 乔新. 基于卫星高度计的 1992—2004 年中国海海平面变化研究[D]. 青岛：中国海洋大学，2005(Qiao Xin. Satellite Altimeter based Sea Level Analysis of China Seas for the Period 1992-2004[D]. Qingdao：Ocean University of China，2005)

(下转第 1100 页)

Classification of Mining Seismic and Blasting Signals Based on Machine Learning

LIANG Xiaonan[1] *WANG Jianjun*[1] *YIN Xinxin*[2]

1 Lanzhou Institute of Seismology, CEA, 450 West-Donggang Road, Lanzhou 730000, China

2 Gansu Earthquake Agency, 450 West-Donggang Road, Lanzhou 730000, China

Abstract: This study focuses on the classification problem of mining seismic and blasting signals in a mine in Gansu province. Common unsupervised classification methods such as support vector machine, *K*-means clustering, and principal component analysis were analyzed. These methods face significant challenges in terms of insufficient feature selection, low classification accuracy, and imbalanced samples. To attempt to address these issues, this paper employs a lightweight collaborative learning method (LCL-SSS) that combines MiniRocket feature extraction with improved *K*-means clustering, aiming to enhance the accuracy and efficiency of classification. Through time-frequency analysis, it was found that the initial P-wave frequency of blasting events is mainly concentrated between 80 to 200 Hz, while the P-wave frequency of mining seismic events is distributed between 20 to 120 Hz. After 30 training experiments, the classification accuracy of the LCL-SSS method reached 95.07%, effectively capturing key features in mining seismic waveforms.

Key words: mining earthquake; time frequency analysis; unsupervised learning; classification of seismic signals

Foundation support: Fundamental Research Funds of the Institute of Earthquake Prediction, CEA, No. 2023IESLZ01; Science and Technology Program of Gansu Province, No. 23YFFA0015.

About the first author: LIANG Xiaonan, postgraduate, majors in seismology, E-mail: liangxiaonan22@mails.ucas.ac.cn.

Corresponding author: YIN Xinxin, PhD candidate, senior engineer, majors in seismic network monitoring and induced earthquakes, E-mail: yxx@gsdzj.gov.cn.

(上接第 1032 页)

Prediction Method of Sea Level Change in the South China Sea Based on NTFT-WSE

SUN Haozhe[1,2] *LIU Lintao*[2] *SUN Xuepeng*[2] *LIU Ziping*[1,2]

YE Zhourun[3] *LIANG Xinghui*[2] *SHEN Cong*[1,2] *WANG Guocheng*[2]

1 Innovation Academy for Precision Measurement Science and Technology, CAS, 340 Xudong Street, Wuhan 430077, China

2 University of Chinese Academy of Sciences, A19 Yuquan Road, Beijing 100049, China

3 College of Civil Engineering, Hefei University of Technology, 193 Tunxi Road, Hefei 230009, China

Abstract: A wideband signal extraction method based on normal time-frequency transform (NTFT-WSE) is proposed based on standard time-frequency theory. First, the standard time-frequency transform is used to extract and model the periodic signals of sea level. Then, the NTFT-WSE method is employed to extract, model, and predict the components at different time scales, achieving accurate prediction of the periodic low-frequency signals of sea level changes. Compared with the standard Morlet wavelet transform, the NTFT-WSE method reduces the root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) in periodic signal extraction by 26.03% and 22.24%, respectively, significantly improving the extraction accuracy of mid- and low-frequency signals. Finally, based on satellite altimetry sea level anomaly data from June 1993 to May 2008, the NTFT-WSE method was used to predict the sea level changes in the south China sea from June 2008 to May 2023. The prediction results are consistent with the overall trend of actual observations.

Key words: sea level anomaly; Morlet wavelet transform; sea level change; prediction; normal time-frequency transform; south China sea

Foundation support: National Natural Science Foundation of China, No. 42074011.

About the first author: SUN Haozhe, postgraduate, majors in geoscience signal processing, E-mail: sunhaozhe22@mails.ucas.ac.cn.

Corresponding author: LIU Lintao, researcher, majors in normal time-frequency transform, E-mail: llt@asch.whigg.ac.cn.