

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202506005

联合灰色模型与一阶加权局域法的 卫星钟差中短期预报

于 焯, 杨朝攀, 金国栋, 赵建伟
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘 要: 为提高单一模型卫星钟差预报的精度和稳定度, 提出了一种灰色模型与一阶加权局域法组合的卫星钟差预报方法。首先, 采用 db1 小波对卫星钟差进行三层多尺度分解和单支重构, 得到一项近似分量和三项细节分量; 然后, 采用灰色模型对近似分量和一阶加权局域法对细节分量分别进行预报; 最后, 将各分量的预报结果对应相加即可得到卫星钟差的最终预报值。采用武汉大学 GNSS 分析中心发布的精密卫星钟差产品, 随机选取 10 颗 Galileo 卫星的钟差数据进行预报实验。结果表明: 在 2、4、6 h 预报时, 该模型相比于灰色模型的预报精度分别提高了 50.00%、64.66%、60.48%, 稳定度分别提高了 18.07%、23.19%、32.51%; 在改变建模数据量和预报长度时, 该模型的预报精度和稳定度均显著高于其他单一模型, 其预报精度和稳定度最大可以提高 85.67% 和 89.28%, 验证了该组合模型在卫星钟差预报方面的有效性和可行性。

关键词: 卫星钟差; 小波分解; 灰色模型; 一阶加权局域法; 组合预报

中图分类号: P228.41 **文献标志码:** A

文章编号: 2097-2741(2025)06-0044-11

Short and Medium-Term Prediction of Satellite Clock Bias Combining Grey Model and First-Order Weighted Local Method

YU Ye, YANG Chaopan, JIN Guodong, ZHAO Jianwei
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: A method for satellite clock bias (SCB) prediction combining the grey model and first-order weighted local method was proposed to improve the accuracy and stability of SCB prediction based on a single model. First, a db1 wavelet was used to perform a three-layer multi-scale decomposition and single-branch reconstruction of the SCB, obtaining an approximate component and three detailed components. Subsequently, the grey model was adopted to predict the approximate components, and the first-order weighted local method was used to predict the de-

收稿日期: 2025-04-08 **修回日期:** 2025-05-26 **录用日期:** 2025-08-11

基金项目: 国家自然科学基金 (12403080); 中国博士后科学基金面上项目 (2024M764304);

国家资助博士后研究人员计划 (GZC20233565); 中国博士后科研业绩评估考核资助项目 (YJC20251197);

陕西省自然科学基金基础研究计划 (2023-JC-QN-0027)

第一作者: 于焯 (1989—), 男, 副教授, 主要从事信号处理与导航技术研究。E-mail: lucky_yy0823@qq.com

引用格式: 于焯, 杨朝攀, 金国栋, 等. 联合灰色模型与一阶加权局域法的卫星钟差中短期预报[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (6): 44-54. YU Ye, YANG Chaopan, JIN Guodong, et al. Short and medium-term prediction of satellite clock bias combining grey model and first-order weighted local method[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (6): 44-54.

tailed components, respectively. Finally, the predicted values of all components were added to obtain the final predicted value of the SCB. The clock bias data of ten Galileo satellites were randomly selected for prediction experiments using precision SCB products released by the GNSS Analysis Center of Wuhan University. The results show that in the 2 h, 4 h and 6 h predictions, the prediction accuracy of this combined model increases by 50.00%, 64.66% and 60.48%, respectively, while the stability increases by 18.07%, 23.19% and 32.51%, respectively, compared with those of the grey model. When the amount of modeling data and prediction length were changed, the prediction accuracy and stability of the combined model are significantly improved compared with those of other single models. Its prediction accuracy and stability can be increased by up to 83.12% and 86.28%, respectively. Thus, the effectiveness and feasibility of the combined model for SCB prediction are verified.

KEYWORDS: satellite clock bias; wavelet decomposition; grey model; first-order weighted local method; combined prediction

卫星搭载的原子钟为导航信号提供时间基准,但由于原子钟极易受频率漂移、环境扰动和老化等因素的影响,其输出时间与系统标准时间之间存在偏差,即卫星钟差(satellite clock bias, SCB)^[1-4]。若不对卫星钟差进行精确建模和高精度预报,将直接影响系统的导航、定位及授时的精度和可靠性。此外,卫星导航系统通常需要依赖地面监测站定期上传的卫星钟差修正数据^[5-7],然而,在数据更新间隙或地面站不可用时,系统将无法依赖预报的卫星钟差维持服务^[8-9]。因此,高精度的卫星钟差预报可弥补实时数据更新的延迟,确保用户接收机在无实时修正的情况下仍能获得可靠的定位结果。

目前,国内外学者提出了众多卫星钟差预报模型,包括一次多项式模型(linear polynomial model, LP)、二次多项式模型(quadratic polynomial model, QP)、灰色模型(grey model, GM)、勒让德多项式模型(Legendre polynomial model, Leg.)、谱分析模型(spectrum analysis model, SA)、卡尔曼滤波模型(Kalman filter model, KF)、自回归滑动平均模型(auto-regressive integrated moving average model, ARIMA)、极限学习机模型(extreme learning machine model, ELM)以及支持向量机模型(support vector machine model, SVM)等。在实际应用中,各模型具有明显的差异性,于烨等^[10]通过实验研究发现一次多项式模型具有计算简便、短期稳定性好的优点,但存在非线性拟合能力不足、抗噪声干扰能力弱等问题,难以适应复杂钟差序列的高精度预报需求。针对二次多项式模型,王旭^[11]验证了

其在BD/GPS卫星钟差短期预报中的适用性,Tan等^[12]则通过引入互补集合经验模态分解改进该模型,虽然二者均指出其存在参数估计对观测数据质量敏感的问题,但当数据存在误差或缺失时,预报可靠性会显著降低。在灰色预报模型方面,于烨等^[13]提出粒子群优化灰色加权回归算法,将中长期预报精度提升了约30%,而黄飞江等^[14]进一步结合混沌时间序列分析,有效改善了灰色模型对非平稳序列的适应性。申少飞^[15]在北斗卫星导航系统轨道研究中验证了勒让德多项式模型的拟合特性,发现增加多项式阶数虽然可以提升其局部拟合精度,但会导致计算复杂度呈指数级别增长且易产生过拟合现象。针对谱分析模型,马旺等^[16]揭示了GPS卫星钟差的谱分布规律,通过实验验证了该模型在周期项提取方面具有独特优势,但存在谱峰识别依赖先验知识的局限性。杨旭等^[17]通过构建多星联合状态方程将短期预报精度提高了15%~20%,但其性能仍受限于过程噪声参数的准确建模。在自回归滑动平均模型应用中,周仕琦等^[18]基于优化残差组合改进了北斗钟差预报效果,而王旭等^[19]通过多系统对比发现,该模型因未考虑钟差物理机制,在长期预报中易产生系统性偏差。此外,Dokur等^[20]将群体智能算法与极限学习机相结合,显著提升了复杂时序的泛化能力。张立峰等^[21]则通过鲁棒正则化处理增强了极限学习机的抗噪性能。李怀建、孔彪等^[22-23]分别验证了支持向量机在导航故障检测和异常预警中的有效性,但其在高维钟差数据处理中面临核函数选择与计算效率难以平衡的问题。

本文针对单一模型在卫星钟差预报中的局限

性,提出一种灰色模型与一阶加权局域法的组合预报模型。该模型采用 Daubechies 1 (db1) 小波对卫星钟差序列进行 3 层多尺度分解,得到 1 个近似分量 A_{c3} 以及 3 个细节分量 C_{D1} 、 C_{D2} 、 C_{D3} ,对近似分量 A_{c3} 和细节分量 C_{D1} 、 C_{D2} 、 C_{D3} 进行单支重构得到重构后的近似分量 A_3 和细节分量 D_1 、 D_2 、 D_3 。建模时,对重构后的近似分量 A_3 建立灰色模型进行预报,对重构后的细节分量 D_1 、 D_2 、 D_3 建立一阶加权局域模型进行预报。最后,将 2 组预报结果在相应的时间点上对应相加,即可得到卫星钟差的最终预报值。此外,采用武汉大学 GNSS 分析中心发布的 30 s 采样间隔的精密卫星钟差产品进行预报试验,验证了该组合模型预报卫星钟差的有效性和可行性。

1 灰色模型与一阶加权局域组合预报模型的建立

1.1 小波变换

小波分析通过尺度变换和位置移动等操作实现信号的空间频率联合表征,本质上构成了一种时域频域联合解析的多分辨率体系。小波变换的定义^[24-25]为

$$\varphi_{a,b}(t) = \frac{\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)}{\sqrt{a}} \quad (1)$$

式中: $\varphi(t)$ 为小波母函数,对其进行平移和伸缩得到小波基函数集 $\varphi_{a,b}(t)$; t 为时间; a 为尺度因子, $a > 0$ 且 $a \in \mathbb{R}$; b 为平移因子, $b \in \mathbb{R}$ 。

通常取

$$\begin{cases} a = a_0^m, & m \in \mathbb{Z} \\ b = n \cdot b_0, & n \in \mathbb{Z} \end{cases} \quad (2)$$

式中: a_0 为尺度因子扩展步长; b_0 为平移因子扩展步长; m 为尺度因子扩展系数; n 为平移因子扩展系数。

将式 (2) 代入式 (1), 可得小波变换函数为

$$\varphi_{m,n}(t) = |a_0|^{-\frac{m}{2}} \cdot \varphi(a_0^{-m} \cdot (t - n \cdot b_0)) \quad (3)$$

小波变换具有自适应性,能够根据不同频率调整时域上的采样步长。对于低频部分,时间分辨率较低,但频率分辨率较高;而对于高频部分,时间分辨率较高,但频率分辨率较低。

1.2 卫星钟差序列的分解与重构

卫星钟差数据作为一维时间序列进行小波变

换时,假设时间序列为 $X(t)$, $t = 1, 2, \dots, N$ 。对所述的钟差时间序列 $X(t)$ 进行 j 层多尺度分解,可获得对应尺度下的基频近似分量 cA_j 和 j 个涵盖不同频段的细高频段特征集即细节分量 cD_i , $i = 1, 2, \dots, j$ 。在分解过程中,层级递增会导致各尺度信号的样本量逐层减半,该空间采样密度的指数衰减将引发多尺度特征序列的维度不一致问题,从而可能削弱模型对钟差时间序列的拟合能力。为消除这种长度差异,采用逆小波重构方法对各尺度特征进行独立复原。该逆向重构过程通过反变换运算将特征向量恢复到原始序列的长度,其数学描述如下。

设经重构处理后的近似分量与细节分量分别为 A_j 和 D_i , $i = 1, 2, \dots, j$, 则钟差时间序列 $X(t)$ 可表示为

$$X(t) = \sum_{i=1}^j D_i + A_j \quad (4)$$

若想在不同时频域条件下分析非线性钟差序列,则需选取恰当的小波函数对该序列进行多尺度分解和重构。

1.3 灰色预报模型

灰色预报模型的算法原理^[13-14]如下。

设有一组时间序列 $x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$, 对该时间序列构造累加序列 $x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$, 其中, $x^{(1)}(t) = \sum_{i=1}^t x^{(0)}(i)$ 。

对该累加序列建立一阶微分方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + p \cdot x^{(1)} = q \quad (5)$$

式中: 参数 p 为发展系数; 参数 q 为灰作用量。

为便于求解,将微分方程转换为差分方程的形式为

$$x^{(0)}(k) + p \cdot z^{(1)}(k) = q \quad (6)$$

式中: $z^{(1)}(k)$ 是 $x^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列, 且 $z^{(1)}(k) = \frac{1}{2} \cdot [x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)]$ 。

定义矩阵为

$$\begin{bmatrix} 1 & z^{(1)}(2) \\ 1 & z^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots \\ 1 & z^{(1)}(n) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (7)$$

记为 $BP = Y$, 通过最小二乘法 $P = (B^T B)^{-1} B^T Y$,

即可求出参数 p 和 q 的估计值 $\hat{p}$ 和 $\hat{q}$ 。

基于估计的参数 $\hat{p}$ 和 $\hat{q}$, 可得到累加生成序列的预报结果为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{\hat{q}}{\hat{p}} \right] \cdot e^{-\hat{p} \cdot k} + \frac{\hat{q}}{\hat{p}}, k \in \mathbb{N} \quad (8)$$

鉴于序列 $\hat{x}^{(1)}$ 为原序列 $x^{(0)}$ 的累加序列, 因此, 原序列的预报模型为

$$\begin{cases} \hat{x}^{(0)}(1) = \hat{x}^{(1)}(1) \\ \hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) = (1 - e^{\hat{p}}) \cdot \left[x^{(0)}(1) - \frac{\hat{q}}{\hat{p}} \right] \cdot e^{-\hat{p} \cdot k} \end{cases} \quad (9)$$

基于式 (9), 即可预报出未来任意时刻的时间序列。

1.4 一阶加权局域预报模型

一阶加权局域预报模型的算法流程包含 2 个关键步骤^[26-28]: ①通过确定原始时间序列的嵌入维数 m 和时间延迟 τ , 将初始一维数据序列扩展到 m 维相空间中进行计算; ②针对目标预报点, 通过对其邻域内相空间点的权重系数进行动态计算, 建立加权线性模型, 实现对系统在相空间中的预报。

定义中心点 $\mathbf{X}(M)$ 的邻近点权值为

$$P_i = \frac{\exp[-u \cdot (d_i - d_m)]}{\sum_{i=1}^q \exp[-u \cdot (d_i - d_m)]} \quad (10)$$

式中: u 为带宽参数, 用于控制权重系数的衰减速度, 一般取 $u = 1$, 但在实际运用中需要进行估计来寻找最优值; d_i 为相空间中预报点与参考点 $\mathbf{X}_{M_i} (i = 1, 2, \dots, q)$ 之间的距离; d_m 为相空间中预报点与最近邻点之间的距离, q 为相点的个数。一阶局域线性拟合可表示为

$$\mathbf{X}_{k,i+1} = u \cdot \mathbf{e} + v \cdot \mathbf{X}_{k,i}, i = 1, 2, \dots, q, \mathbf{e} = (1, 1, \dots, 1)^T \quad (11)$$

式中: v 为回归系数; $\mathbf{X}_{k,i}$ 为当前时刻的预报点; $\mathbf{X}_{k,i+1}$ 为下一时刻的预报点。

一阶加权局域预报算法的步骤如下。

Step1 重构时间序列 $x(t)$ 得到相空间 $\mathbf{X}(i)$ 。

Step2 寻找中心点 $\mathbf{X}(M)$ 的邻近相点, 并计算各相点到中心点之间的欧氏距离, 得出中心点 $\mathbf{X}(M)$ 的参考相点集 $\mathbf{X}_{M_i}$, 根据式 (10) 可计算出参考向量集相点的权值 P_i 。

Step3 构建一阶加权局域线性拟合预报模型, 可表示为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}_{M_{1+1}} \\ \mathbf{X}_{M_{2+1}} \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{M_{q+1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{e} & \mathbf{X}_{M_1} \\ \mathbf{e} & \mathbf{X}_{M_2} \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{e} & \mathbf{X}_{M_q} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}, \mathbf{e} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_m \quad (12)$$

就嵌入维数 $m = 1$ 的情况进行讨论 ($m > 1$ 的情况类似), 即

$$\begin{bmatrix} x_{M_{1+1}} \\ x_{M_{2+1}} \\ \vdots \\ x_{M_{q+1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{e} & x_{M_1} \\ \mathbf{e} & x_{M_2} \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{e} & x_{M_q} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (13)$$

应用加权最小二乘法可得

$$\sum_{i=1}^q P_i \cdot (x_{M_{i+1}} - u - v \cdot x_{M_i})^2 = \min(u, v) \quad (14)$$

将式 (14) 看作关于未知数 u 、 v 的二元函数, 对其求导得

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^q P_i \cdot (x_{M_{i+1}} - u - v \cdot x_{M_i}) = 0 \\ \sum_{i=1}^q P_i \cdot (x_{M_{i+1}} - u - v \cdot x_{M_i}) x_{M_i} = 0 \end{cases} \quad (15)$$

通过计算式 (15) 可得到参数 u 和 v 的估计值 $\hat{u}$ 和 $\hat{v}$, 将其代入到式 (13) 中, 得到预报公式, 可表示为

$$\begin{bmatrix} x_{M_{1+1}} \\ x_{M_{2+1}} \\ \vdots \\ x_{M_{q+1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{e} & x_{M_1} \\ \mathbf{e} & x_{M_2} \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{e} & x_{M_q} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \hat{u} \\ \hat{v} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中: $x_{M_{i+1}}$ 为当前值 x_{M_i} 的下一步预报值。

Step4 根据预报公式可得出参考相点集 $\mathbf{X}_{M_i}$ 的下一步预报值 $\mathbf{X}_{M_{i+1}}$, $i = 1, 2, \dots, q$ 。

1.5 联合灰色模型与一阶加权局域法的钟差预报模型

灰色模型与一阶加权局域组合预报模型构建的具体流程如图 1 所示。

Step1 采用 db1 小波对卫星钟差时间序列进行 3 层多分辨率分解与近似重构, 得到 1 个近似分量 cA_3 和 3 个细节分量 cD_1 、 cD_2 、 cD_3 。

Step2 由于该小波基具有较好的对称特性, 使得重构信号的近似分量表现出显著的线性趋势, 一阶累加后符合灰色模型对建模数据的要求, 所以对重构后的近似分量 cA_3 建立灰色模型进行预报。

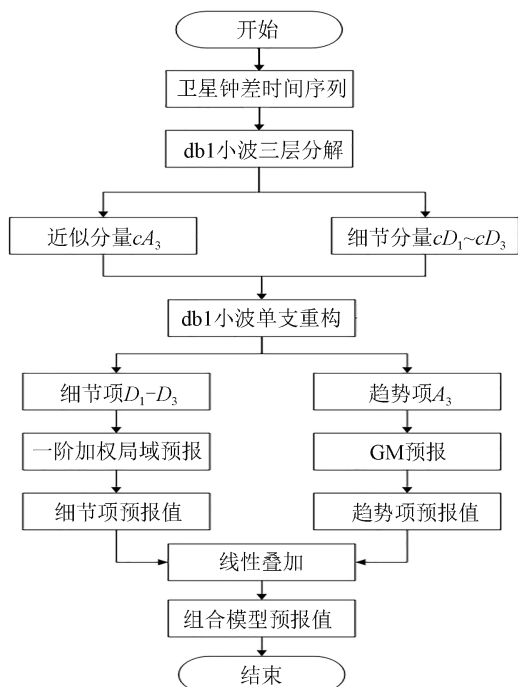


图 1 灰色模型与一阶加权局域组合的钟差预报流程

Fig. 1 Flowchart of SCB prediction combining grey model and first-order weighted local method

Step3 由于重构后的细节分量表现出显著的非线性特性，而一阶加权局域模型可以精确地捕获到数据序列在局部范围内的非线性变化规律，从而实现对整个非线性数据序列的有效建模，所以对重构后的细节分量 cD_1 、 cD_2 和 cD_3 ，建立一阶加权局域模型进行预报。

Step4 将上述建模预报所得到的所有分量在相应的时刻上进行对应相加，即可得到卫星钟差的最终预报值。

2 实验验证

2.1 数据来源

为验证所建立组合预报模型的有效性和可行性，采用武汉大学 GNSS 分析中心发布的 Galileo 系统于 2024 年 8 月 11 日至 13 日的观测卫星钟差数据开展仿真实验，数据采样间隔为 30 s。该实验时段内 Galileo 星座共有 24 颗在轨卫星处于工作状态，其星载原子钟有铷原子钟（RAFS）和被动型氢原子钟（PHM）2 类，具体如表 1 所示。研究过程中，随机选取了不同发射时间和不同类型星载原子钟的钟差数据作为实验对象。所选 10 颗卫星分别为 RAFS 中的 E11、E12 和 E19 号卫星以及 PHM 中的 E02、E03、E05、E07、E10、E21 和

E25 号卫星，所选卫星钟覆盖了 Galileo 系统所有的原子钟类型，具有充分的代表性。

表 1 Galileo 在轨卫星钟类型

Table 1 Types of Galileo in-orbit satellite clocks

卫星钟类型	PRN 编号
RAFS	E11、E12、E19
PHM	E02、E03、E04、E05、E07、E08、E09、E10、E13、E14、E15、E18、E19、E21、E24、E25、E26、E27、E30

2.2 算例一

首先，对比灰色模型与组合预报模型的预报性能，选取 2024 年 8 月 11 日 00:00~16:00 时段内 30 s 采样间隔的卫星钟差数据进行建模。基于 16 h 的观测卫星钟差数据，分别建立灰色预报模型和组合模型，对未来 2、4、6 h 的中短期卫星钟差进行预报实验。鉴于该数据中心提供的钟差产品本身具有优于 0.1 ns 的精度，所以可作为基准“真值”，通过对比预报结果与对应时段的基准数据，即可得到预报模型误差。在效果评估方面，采用均方根误差 ε_{RMS} 和极差 $\varepsilon_{\text{Range}}$ 作为评价指标。均方根误差表征了预报序列与真实序列的偏离程度，其数值越小表明模型的预报精度越高；极差反映了预报结果的稳定性，其数值越小表明模型抗干扰能力越强。 ε_{RMS} 和 $\varepsilon_{\text{Range}}$ 的计算公式分别为

$$\varepsilon_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (17)$$

$$\varepsilon_{\text{Range}} = \max(y_i - \hat{y}_i) - \min(y_i - \hat{y}_i) \quad (18)$$

在建模方法上，灰色模型直接对 16 h 原始卫星钟差进行建模后预报。而组合模型先采用 db1 小波对卫星钟差序列进行 3 层多分辨率分解，而后进行单支重构，分解重构后的序列包含表征低频趋势的 A_3 分量和反映不同频段特性的 D_1 、 D_2 、 D_3 细节分量。限于篇幅，本文只给出了搭载被动型氢原子钟的 E02 号卫星和搭载铷原子钟的 E12 号卫星的小波分解图和单支重构图，分别如图 2 和图 3 所示。

从图 2 可以看出，各层级分解导致信号维度逐级缩减为上层数据的 50%。为确保模型输入维度的一致性，需对每个分解层级进行信号重构，以消除数据降维带来的相位失真风险。

从图 3 可以看出，经过小波单支重构后，所得到的各层级信号的维度与原始钟差的维度保持高度一致。这种维度的一致性，有效避免了传统

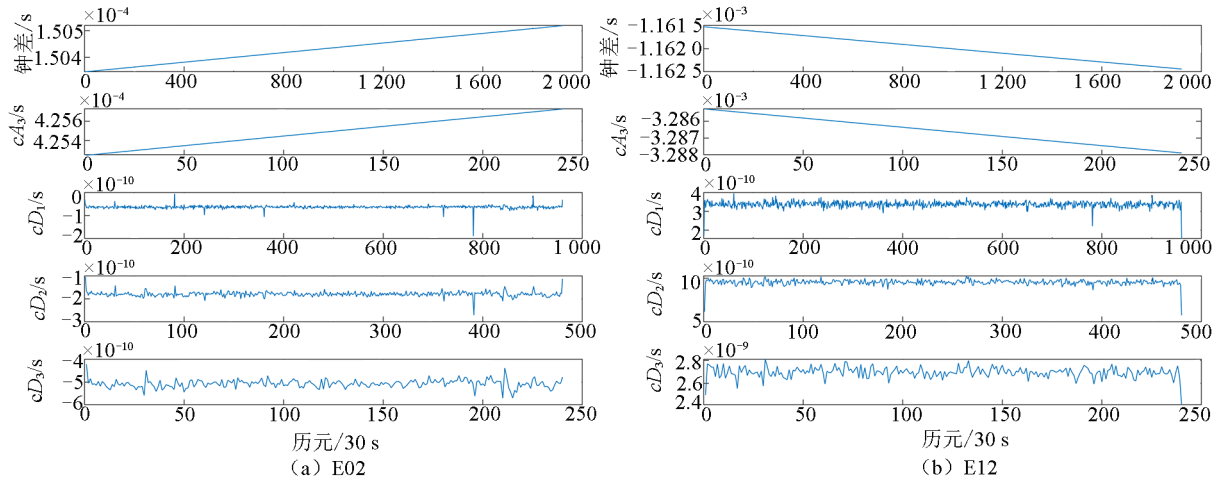


图 2 卫星钟差的小波分解

Fig. 2 Wavelet decomposition of SCB

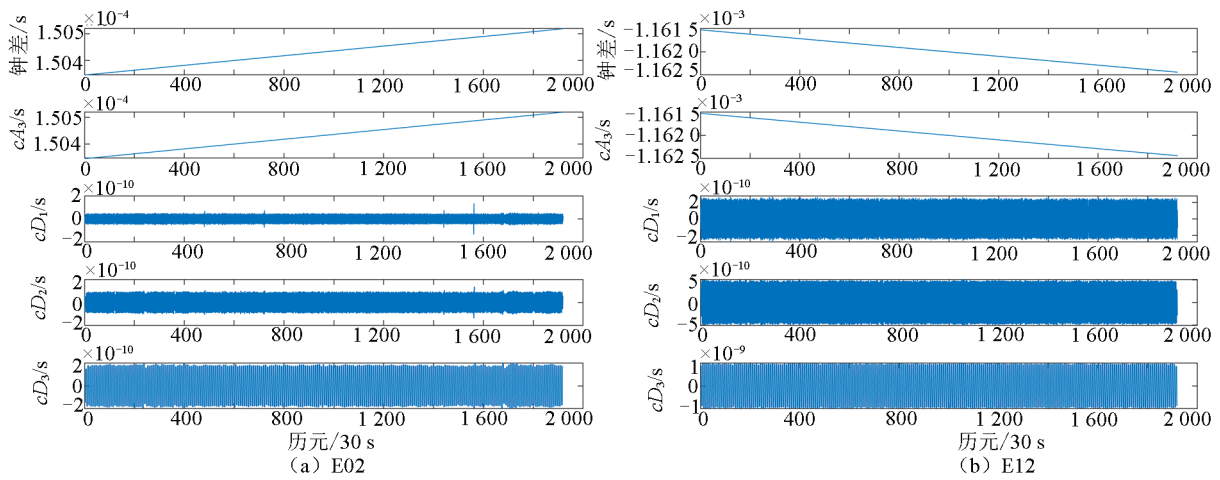


图 3 卫星钟差的小波单支重构

Fig. 3 Single-branch reconstruction of wavelet for SCB

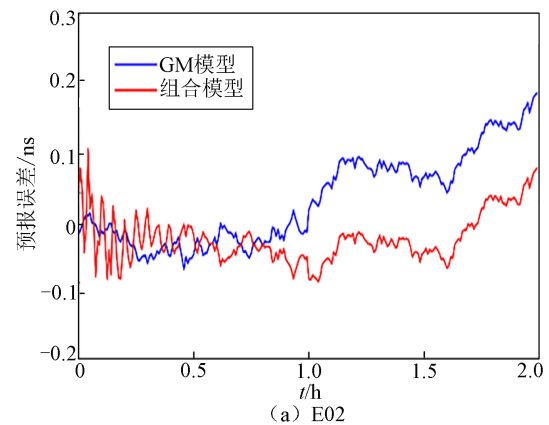
信号重构中易出现的信号拉伸、压缩或截断问题, 进而消除了重构后的相位失真现象, 为后续卫星钟差的高精度建模、噪声分离及预报分析提供了可靠的信号基础, 确保了重构信号与原始钟差在时间维度和相位特征上的内在一致性。

针对单支重构后的第三层近似分量 A_3 , 运用灰色模型进行预报。同时, 对单支重构后的 3 层细节分量 D_1 、 D_2 、 D_3 采用一阶加权局域模型进行预报。再把 2 种模型所预报的卫星钟差对应相加, 即可得到组合模型的预报结果。最后, 将组合模型所预报的卫星钟差与 GNSS 分析中心发布的卫星钟差对应相减, 即可得到组合模型的预报误差, 预报误差变化情况如图 4 所示。限于篇幅, 本文只给出 E02、E12 号卫星预报 2 h 卫星钟差的预报误差变化情况。

由图 4 可以看出, 组合模型的预报误差在零附

近波动幅度较小, 并且随着时间的推移, 误差的积累速度较慢; 灰色模型的预报误差在零附近波动幅度较大, 随着时间的推移, 误差的积累速度相较于组合模型更快。

此外, 将组合模型的预报误差与单一灰色模



(a) E02

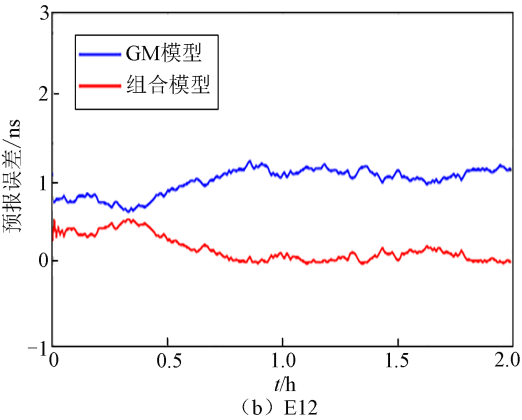


图 4 2 种模型预报 2 h 卫星钟差的误差变化
Fig. 4 Error variations of 2 h SCB prediction
of two models

表 2 2 种模型预报精度和稳定度统计值
Table 2 Statistics of prediction accuracies and stabilities
of two models ns

卫星号	评价指标	2 h		4 h		6 h	
		GM	组合	GM	组合	GM	组合
E02	ε_{RMS}	0.11	0.06	0.11	0.06	0.11	0.06
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.15	0.20	0.24	0.15	0.24	0.15
E03	ε_{RMS}	0.34	0.19	0.57	0.40	0.69	0.52
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.38	0.50	0.86	0.74	0.91	0.79
E05	ε_{RMS}	0.23	0.11	0.20	0.09	0.17	0.12
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.21	0.25	0.34	0.21	0.35	0.30
E07	ε_{RMS}	0.16	0.10	0.12	0.09	0.10	0.08
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.17	0.09	0.21	0.23	0.22	0.23
E10	ε_{RMS}	0.06	0.13	0.06	0.14	0.13	0.12
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.20	0.11	0.14	0.22	0.27	0.23
E11	ε_{RMS}	3.92	2.60	5.49	1.94	7.13	2.52
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	4.02	2.55	5.31	5.11	8.58	5.11
E12	ε_{RMS}	0.91	0.17	1.00	0.20	1.09	0.21
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.40	0.46	0.78	0.40	0.78	0.40
E19	ε_{RMS}	4.02	1.40	5.52	1.54	7.04	2.73
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	2.43	2.44	5.63	3.17	8.48	6.01
E21	ε_{RMS}	0.14	0.09	0.11	0.09	0.11	0.10
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.18	0.10	0.19	0.21	0.20	0.21
E25	ε_{RMS}	0.14	0.10	0.15	0.11	0.17	0.13
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.12	0.12	0.13	0.13	0.27	0.27
平均值	ε_{RMS}	1.00	0.50	1.33	0.47	1.67	0.66
	$\varepsilon_{\text{Range}}$	0.83	0.68	1.38	1.06	2.03	1.37

型的预报误差进行对比统计分析。表 2 为 2 种模型卫星钟差预报精度 ε_{RMS} 和预报稳定度 $\varepsilon_{\text{Range}}$ 的统计

结果。可以看出，预报时长为 2 h、4 h 和 6 h 时，组合模型的平均预报精度和稳定度均明显小于灰色模型的平均预报精度和稳定度，其平均预报精度相较于灰色模型分别提高了 50.00%、64.66% 和 60.48%，相较于灰色模型的平均预报稳定度分别提高了 18.07%、23.19% 和 32.51%，表明组合模型的预报精度和稳定度随着预报时间的增加而不断提高，说明组合模型相较于单一模型具有更好的中短期预报效果。此外，组合模型对于搭载被动型氢原子钟卫星的平均预报精度和预报稳定度分别为 0.14 ns 和 0.26 ns，而对于搭载铷原子钟卫星的平均预报精度和预报稳定度分别为 1.48 ns 和 2.85 ns，前者相较于后者的平均预报精度和预报稳定度分别提高了 90.54% 和 90.88%，表明组合模型对于搭载被动型氢原子钟卫星的预报效果远远优于搭载铷原子钟卫星的预报效果。

2.3 算例二

为进一步验证和分析所建组合模型的有效性和可行性，采用 2024 年 8 月 13 日 0 : 00~18 : 00，采样间隔为 30 s 的精密卫星钟差作为建模数据，分别建立 LP、QP、GM、Leg. 及组合模型，对未来 3 h 和 6 h 的卫星钟差进行预报。由于算例一中的 E07 和 E11 号卫星在该时间段内的数据有部分缺失，因此，在算例二中仅对其余 8 颗卫星进行预报试验，同样使用均方根误差和极差作为评价指标来评价其预报精度和稳定度。限于篇幅，仅给出 E02、E12 号卫星预报 3 h 卫星钟差的误差变化情况，如图 5 所示。可以看出，无论是对于搭载氢原子钟的卫星钟差预报，还是对于搭载铷原子钟的卫星钟差预报，组合模型最终的预报误差相对其他几种模型都最小。

5 种模型卫星钟差预报精度 ε_{RMS} 和预报稳定度 $\varepsilon_{\text{Range}}$ 的统计结果如表 3 所示。可以看出，预报时长为 3 h 和 6 h 时，组合模型的平均预报精度和稳定度均明显小于其他 4 种单一预报模型。当进行 3 h 和 6 h 中短期预报时，组合模型的平均预报精度和预报稳定度相较于 LP 模型分别提高了 36.17%、15.09% 和 30.16%、18.68%，相较于 QP 模型分别提高了 38.78%、45.12% 和 29.03%、42.19%，相较于 GM 模型分别提高了 71.96%、67.63% 和 45.68%、47.52%，相较于 Leg. 模型分别提高了 68.42%、85.67% 和 75.42%、89.28%。在算例一中采用 16 h 卫星钟差建模预报 6 h，而算例二中采用 18 h 卫星钟差建模预报 6 h，算例一中组合模型的

表 3 5 种模型预报精度和稳定度统计值

Table 3 Statistics of prediction accuracies and stabilities of five models

预报时长	模型	评价指标	各卫星预报值								平均值
			E02	E03	E05	E10	E12	E19	E21	E25	
3 h	LP	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.13	0.63	0.31	0.15	1.32	0.99	0.07	0.13	0.47
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.16	0.62	0.18	0.18	0.95	2.49	0.25	0.23	0.63
	QP	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.23	1.86	0.24	0.05	0.63	0.68	0.08	0.14	0.49
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.17	1.64	0.35	0.11	0.73	1.49	0.18	0.27	0.62
	GM	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.10	0.60	0.31	0.16	1.44	5.75	0.07	0.14	1.07
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.12	0.72	0.29	0.11	1.32	3.49	0.14	0.26	0.81
	Leg.	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.12	1.25	0.25	0.25	0.51	4.69	0.27	0.26	0.95
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.24	2.16	0.23	0.50	0.89	9.44	0.44	0.44	1.79
	组合	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.04	0.37	0.07	0.04	0.47	1.25	0.07	0.12	0.30
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.11	0.74	0.23	0.11	1.23	0.74	0.14	0.25	0.44
6 h	LP	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.19	0.73	0.35	0.12	1.83	0.81	0.10	0.13	0.53
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.21	0.79	0.23	0.18	1.42	3.90	0.25	0.27	0.91
	QP	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.33	2.52	0.49	0.14	0.81	2.01	0.08	0.15	0.82
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.51	2.41	0.95	0.27	1.00	4.64	0.18	0.31	1.28
	GM	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.15	0.69	0.35	0.13	2.02	7.55	0.10	0.14	1.39
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.34	0.88	0.44	0.20	2.37	6.47	0.26	0.30	1.41
	Leg.	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.39	3.46	0.29	0.81	1.46	17.85	0.48	0.41	3.14
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.79	6.79	0.28	1.69	2.79	41.44	0.74	0.64	6.90
	组合	$\mathcal{E}_{\text{RMS}}$	0.07	0.45	0.07	0.06	0.65	2.11	0.07	0.12	0.45
		$\mathcal{E}_{\text{Range}}$	0.39	0.90	0.37	0.20	2.16	1.35	0.27	0.29	0.74

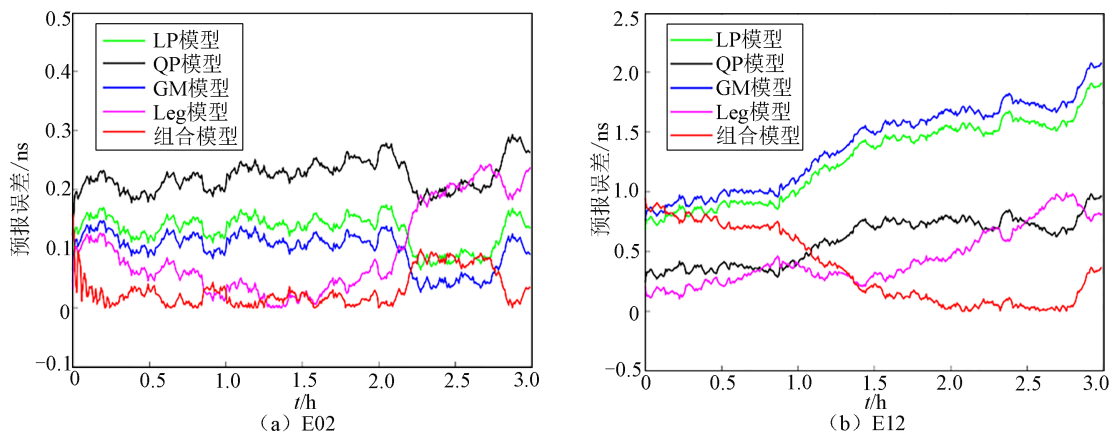


图 5 5 种模型预报 3 h 卫星钟差的误差变化

Fig. 5 Error variations of 3 h SCB prediction of five models

平均预报精度和稳定度分别为 0.66 ns 和 1.37 ns，算例二中的对应值分别为 0.45 ns 和 0.74 ns，分别提高 31.82% 和 45.99%，表明组合模型的预报精度和稳定度受建模数据的影响，其精度和稳定度随

着建模数据的增加而提高。

3 结论

为提高单一模型在卫星钟差预报中的精度和稳定度,提出一种灰色模型与一阶加权局域法的组合预报模型。将卫星钟差进行 db1 小波多尺度分解和单支重构,根据分解重构后的卫星钟差序列分量的变化特点,选取合适的卫星钟差组合预报模型。通过实验和对比分析,得到如下结论。

1) 组合模型在钟差预报精度和稳定度方面展现出显著优势,其性能明显优于一次多项式模型、二次多项式模型、灰色模型和勒让德多项式模型。随着预报时长的增加,组合模型具有较好的抗差累积特点,其误差的增长速度显著低于其他对比模型,同时可以保持较高的预报精度和稳定度。

2) 组合模型对搭载氢原子钟的卫星钟差预报精度和稳定度显著优于搭载铷原子钟的卫星钟差预报精度和稳定度。此外,随着建模数据量的增加,组合模型对两类原子钟的预报精度均有所提升。

3) 无论是对卫星钟差进行不同时长预报还是对不同类型原子钟卫星钟差的预报,相较于其他单一模型,组合模型均具有明显的优势,但也存在一些需要进一步改进和优化的地方,尤其是在对搭载铷原子钟的卫星钟差预报精度方面远远低于对搭载氢原子钟的卫星钟差预报。未来可以针对该问题,探究更有效的模型和方法,进一步提高卫星钟差的预报精度和稳定度。

参考文献

- [1] 张宝成, 欧吉坤, 袁运斌, 等. 基于 GPS 双频原始观测值的精密单点定位算法及应用[J]. 测绘学报, 2010, 39(5): 478-483.
ZHANG B C, OU J K, YUAN Y B, et al. Precision point positioning algorithm based on original dual-frequency and GPS code and carrier-phase observations and its application[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2010, 39(5): 478-483.
- [2] 张琳. GNSS 三频观测值在精密单点定位中的应用研究[J]. 科学技术创新, 2019(5): 41-42.
- [3] 刘伟昌, 周志广. GPS 卫星钟差组合预报模型研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(10): 118-120, 124, 127.
LIU W C, ZHOU Z G. Research on GPS satel-

lite clock error combined prediction model[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(10): 118-120, 124, 127.

- [4] 张志利, 张克凡, 赵军阳. 基于高度计位置修正的 SINS/GNSS 车载重力测量方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(2): 39-46.
ZHANG Z L, ZHANG K F, ZHAO J Y. SINS/GNSS vehicle gravity measurement method based on altimeter position correction[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(2): 39-46.
- [5] 宋冰冰, 陈江, 廉吉庆, 等. 基于全球导航卫星系统应用的光频原子钟发展现状与可用性分析[J]. 真空与低温, 2024, 30(6): 664-679.
SONG B B, CHEN J, LIAN J Q, et al. Development status and usability analysis of optical clocks for global navigation satellite system applications[J]. Vacuum and Cryogenics, 2024, 30(6): 664-679.
- [6] 伍贻威, 朱祥维, 龚航, 等. 建立 GNSS 时间基准的构想和思考[J]. 电子学报, 2017, 45(8): 1818-1826.
WU Y W, ZHU X W, GONG H, et al. Concepts and thoughts of forming a GNSS time scale[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(8): 1818-1826.
- [7] 李森. 基于 PTPv2 协议的回波模拟器加密时钟同步系统设计[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(2): 113-123.
LI S. PTPv2 protocol-based design of an encrypted clock synchronization system for echo simulators[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(2): 113-123.
- [8] 陈亚彬, 王虹, 饶庆. 基于 ZYNQ 平台的 GNSS/INS 数据时间同步方法研究[J]. 微波学报, 2023, 39(S1): 401-404.
CHEN Y B, WANG H, RAO Q. Research on time synchronization method of GNSS/INS data based on ZYNQ platform[J]. Journal of Microwaves, 2023, 39(S1): 401-404.
- [9] 张杰, 周渭, 宣宗强, 等. 卫星钟差预报模型中周期项的选取方法及性能分析[J]. 天文学报, 2013, 54(3): 282-290.
ZHANG J, ZHOU W, XUAN Z Q, et al. Selection of periodic items and its performance in the forecasting model of satellite clock bias[J]. Acta Astronomica Sinica, 2013, 54(3): 282-290.
- [10] 于烨, 张慧君, 李孝辉. 组合模型在卫星钟差中长期预报中的应用和比较[J]. 电子测量技术, 2017,

- 40(11): 7-11.
- YU Y, ZHANG H J, LI X H. Application and comparison of combined model for the middle and long-term prediction of satellite clocks bias[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2017, 40(11): 7-11.
- [11] 王旭. BD/GPS 卫星钟差短期预报模型分析[J]. *辽宁科技学院学报*, 2023, 25(3): 9-14.
- WANG X. Model analysis on short-term prediction of satellite clock bias[J]. *Journal of Liaoning Institute of Science and Technology*, 2023, 25(3): 9-14.
- [12] TAN X R, XU J N, HE H Y, et al. Short-term satellite clock bias forecast based on complementary ensemble empirical mode decomposition and quadratic polynomial[J]. *Survey Review*, 2023, 55(389): 127-136.
- [13] 于烨, 黄默, 段涛, 等. 粒子群优化加权灰色回归组合的卫星钟差预报[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2020, 52(10): 144-151, 182.
- YU Y, HUANG M, DUAN T, et al. Satellite clock bias prediction based on particle swarm optimization and weighted grey regression combined model[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2020, 52(10): 144-151, 182.
- [14] 黄飞江, 陈演羽, 李廷会, 等. 基于灰色模型和混沌时间序列的卫星钟差预测算法[J]. *电子学报*, 2019, 47(7): 1416-1424.
- HUANG F J, CHEN Y Y, LI T H, et al. A satellite clock bias prediction algorithm based on grey model and chaotic time series[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(7): 1416-1424.
- [15] 申少飞. BDS 卫星精密轨道插值与拟合方法研究及精度分析[D]. 焦作: 河南理工大学, 2023: 11-12.
- SHEN S F. Research on precision orbit interpolation and fitting methods and precision analysis of BDS satellite[D]. Jiaozuo: Henan Polytechnic University, 2023: 11-12.
- [16] 马旺, 王志远, 谭开文. 基于谱分析模型的 GPS 卫星钟差预报特性分析[J]. *测绘标准化*, 2022, 38(2): 42-45.
- MA W, WANG Z Y, TAN K W. Characteristic analysis of GPS satellite clock error prediction based on SA model[J]. *Standards of Surveying and Mapping*, 2022, 38(2): 42-45.
- [17] 杨旭, 王潜心, 吕伟才, 等. 顾及卫星间相关性的 Kalman 短期钟差预报[J]. *导航定位学报*, 2022, 10(3): 59-68.
- YANG X, WANG Q X, LYU W C, et al. A method of Kalman filter multi-satellite clock offset short-term prediction based on inter satellite correlation[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2022, 10(3): 59-68.
- [18] 周仕琦, 蔡成林. 基于优化残差组合的北斗卫星短期钟差预报研究[J]. *全球定位系统*, 2023, 48(1): 98-104.
- ZHOU S Q, CAI C L. Research on short-term clock bias prediction of beidou satellite based on optimized residual difference combination[J]. *GNSS World of China*, 2023, 48(1): 98-104.
- [19] 王旭, 柴洪洲, 石明琛, 等. 卫星钟差预报模型的分析与比较[J]. *测绘科学技术学报*, 2021, 38(4): 350-354.
- WANG X, CHAI H Z, SHI M C, et al. Analysis and comparison of satellite clock bias prediction model[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2021, 38(4): 350-354.
- [20] DOKUR E, ERDOGAN N, YUZGEC U. Swarm intelligence-based multi-layer kernel meta extreme learning machine for tidal current to power prediction[J]. *Renewable Energy*, 2025, 243: 122516.
- [21] 张立峰, 董祥虎. 基于鲁棒正则化极限学习机的声学层析温度分布重建[J]. *发电技术*, 2025, 46(2): 361-369.
- ZHANG L F, DONG X H. Reconstruction of temperature distribution in acoustic tomography based on robust regularized extreme learning machine[J]. *Power Generation Technology*, 2025, 46(2): 361-369.
- [22] 李怀建, 胡梓烨, 杜小菁, 等. 基于支持向量机的组合导航故障检测研究[J]. *战术导弹技术*, 2021(2): 101-107, 134.
- LI H J, HU Z Y, DU X J, et al. Research on integrated navigation fault detection based on support vector machine[J]. *Tactical Missile Technology*, 2021(2): 101-107, 134.
- [23] 孔彪, 郑永超, 冯新, 等. 基于支持向量机的煤自燃声学预警方法研究[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2025, 65(4): 769-776.
- KONG B, ZHENG Y C, FENG X, et al. Research on acoustic early warning method for coal spontaneous combustion based on optimization support vector machine[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2025, 65(4): 769-776.
- [24] WANG X L, TAO L Z, FU M L, et al. Air pollutant concentration forecasting with WTMP: wavelet transform-based multilayer perceptron[J].

- Atmosphere, 2024, 15(11): 1296.
- [25] 雷孟飞, 周俊华, 汤金毅. 基于小波变换的高边坡变形监测数据误差处理方法[J]. 导航定位学报, 2020, 8(6): 109-113.
- LEI M F, ZHOU J H, TANG J Y. Application of wavelet transform in error elimination of high slope deformation monitoring[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(6): 109-113.
- [26] 王新磊, 隋瑜. 灰色-加权一阶局域预测模型在矿区沉降量变形预测中的应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(7): 157-160.
- WANG X L, SUI Y. Application of grey weighted first-order local prediction model in prediction of settlement and deformation in mining area[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(7): 157-160.
- [27] 王红庆, 黄少骞, 钟世红, 等. 基于改进的加权一阶局域预测模型的风电功率预测[J]. 武汉大学学报(工学版), 2019, 52(5): 431-436.
- WANG H Q, HUANG S Q, ZHONG S H, et al. Prediction of wind power based on improved weighted local-region multi-step forecasting model[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2019, 52(5): 431-436.
- [28] YU Y, YANG C P, DING Y, et al. A hybrid short-term prediction model for BDS-3 satellite clock bias supporting real-time applications in data-denied environment[J]. Remote Sensing, 2025, 17(16): 2888-2913.
- (编辑: 于福兴)