**引文格式**:潘雄,黄伟凯,王聪,等.半参数与支持向量机组合模型的BDS-3钟差预报[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(4):617-627.DOI:10.13203/j.whugis20220787

**Citation**:PAN Xiong,HUANG Weikai,WANG Cong,et al.BDS-3 Clock Error Prediction Algorithm Based on Semi-parametric-SVM Combined Model[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(4):617-627.DOI:10.13203/j.whugis20220787

# 半参数与支持向量机组合模型的BDS-3钟差预报

潘 雄[1] 黄伟凯[1] 王 聪[3] 赵万卓[1] 金丽宏[2]

1 武汉纺织大学计算机与人工智能学院,湖北 武汉,430200

2 武汉纺织大学数理学院,湖北 武汉,430200

3 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北 武汉,430078

**摘 要**:针对卫星钟差序列中非线性特性较为复杂的问题,为了有效地分离周期项改正误差和顾及不能函数化的因素,提高钟差预报的精度,将钟差周期项模型扩充到半参数模型。利用核估计方法将窗宽参数与模型参数解算综合考虑,建立了半参数变系数模型,综合支持向量机进行卫星钟差数据的参数解算、周期项改正分离、异常值识别和残差拟合。首先,利用泰勒展开式对非参数分量进行修正,引入核估计方法,建立了半参数变系数模型;然后,构造分值检验统计量进行异常值识别,提出了一种综合分值检验统计量的钟差异常值识别方法;最后,为了避免对观测值过拟合或拟合不足,对经过预处理的残差利用支持向量机进行拟合,提高模型的预报精度。采用北斗三号全球卫星导航系统(BeiDou-3 global navigation satellite system,BDS-3)的钟差数据与常用方法进行了对比实验,验证了新模型的可靠性。实验结果表明,建立的模型能够精确高效地对BDS-3钟差异常值进行定位,识别并分离周期项改正,有效地提高BDS-3钟差数据预处理的质量和效率。建立的组合模型预报精度优于传统的二次多项式模型、周期项模型和半参数模型,对于1 h、6 h和12 h预报,新模型的钟差数据的预报平均精度优于0.164 ns。

**关键词**:BDS钟差;异常值;半参数变系数模型;支持向量机;组合预报

**中图分类号**:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-01-19

**DOI**:10.13203/j.whugis20220787 **文章编号**:1671-8860(2025)04-0617-11

# BDS-3 Clock Error Prediction Algorithm Based on Semi-parametric-SVM Combined Model

*PAN Xiong*[1] *HUANG Weikai*[1] *WANG Cong*[3] *ZHAO Wanzhuo*[1] *JIN Lihong*[2]

1 School of Computer Science and Artificial Intelligence,Wuhan Textile University,Wuhan 430200,China

2 School of Mathematical and Physical Sciences,Wuhan Textile University,Wuhan 430200,China

3 School of Geography and Information Engineering,China University of Geosciences (Wuhan),Wuhan 430078,China

**Abstract**: **Objectives**: The nonlinear characteristics of satellite clock offset sequences are complex. To effectively separate the correction error of the periodic term while accounting for non-functionalized factors and improving the accuracy of clock bias prediction, this study extends the clock error periodic term model to a semi-parametric clock error model. **Methods**: By employing the kernel estimation method, both the window width parameter and parameter solution of the kernel function are comprehensively considered, resulting in the establishment of a semi-parametric varying coefficient model. First, the kernel estimation method is introduced, and the parameter components are modified by Taylor expansion. By synthesizing the kernel function and window width parameters, the parameters and periodic term correction estimates of the semi-parametric varying coefficient model are obtained via a three-step estimation method. Then,

**基金项目**:国家自然科学基金(42174010,41874009)。

**第一作者**:潘雄,教授,主要研究方向为测绘数据处理理论及应用。pxjlh@163.com

**通信作者**:金丽宏,副教授。33384351@qq.com

score test statistics are constructed to detect outliers, and an outlier identification method is proposed for the semi-parametric varying coefficient clock difference prediction model with periodic correction. Finally, to avoid over-fitting or under-fitting of the observed values, a support vector machine is used to further fit the pre-processed clock residual data, thereby improving the model's fitting and prediction accuracy. The reliability of the proposed model is verified by comparing BDS-3 satellite clock difference data with conventional methods. **Results:** Experimental results show that the proposed model can accurately and efficiently determine the constant value of the BeiDou-3 global navigation satellite system (BDS-3) clock difference, identify and separate periodic term corrections, and significantly improve the quality and efficiency of BeiDou navigation satellite system clock difference data preprocessing. The prediction accuracy of the proposed combined forecast model surpasses that of the traditional quadratic polynomial model, periodic term model, and semi-parametric model. For 1 h, 6 h, and 12 h forecasts, the average prediction accuracy for BDS-3 satellite clock difference data is better than 0.164 ns. **Conclusions:** The proposed model provides a high level of precision and efficiency in preprocessing and predicting BDS-3 satellite clock difference data. It demonstrates superior performance compared to traditional models and offers significant potential for broader applications in satellite clock offset prediction tasks.

**Key words**: BDS clock error; outliers; semi-parametric varying coefficient model; support vector machine; combined forecast

目前,国际全球卫星导航系统服务分析中心计算实时轨道钟差改正数并播发给用户,以支持实时精密单点定位(precise point positioning, PPP)[1-3]。尽管实时解算的卫星钟差精度较高[3],对于实时产品而言,在解算时容易受通讯网络信号中断影响,观测信号容易出现丢包现象,难以保证数据流稳定接收,另外,预报结果受预报时长、采样间隔以及模型复杂度等因素的影响,对于钟差的解算精度会有一定的影响。因此,可以利用高精度的钟差短期预报算法实现实时卫星钟差获取,以满足实时PPP的精度需求,解决用户实时产品中断对PPP的影响,为实时PPP用户提供有效的产品保障。

近年来,国内外学者提出了一些钟差预报的模型,常用的模型主要包括半参数模型(semi-parametric model, SM)[4-5]、二次多项式模型(quadratic polynomial, QP)[6]、灰色模型(gray model, GM)[7]、谱分析模型(spectrum analysis, SA)[8-9]及其他模型[10-12]等。上述模型虽然提高了钟差预报的精度,但钟差是一种非线性、非平稳的复杂随机序列,依靠单一的模型难以进行准确预报[7]。此外,星载原子钟敏感度较高,容易受外界环境及其他因素的影响,有些因素的确定较为困难,只能依靠不断优化模型参数来提高钟差预报的准确度。

常用模型中的参数、周期项改正和异常值等是相互影响、相互依存的,本文将周期项改正归入到非参数分量中,异常数据归入到残差中,建立顾及周期项改正的半参数模型。为了减少窗宽参数的影响,将窗宽参数与参数解算综合考虑,建立变系数半参数模型,引入分值检验统计量,建立识别异常值的标准。为了避免拟合不足或过度拟合对解算的影响,减少拟合残差,引入支持向量机(support vector machine, SVM)模型[13],进一步分析半参数变系数模型的拟合残差,建立了一种SM与SVM的组合预报模型SM-SVM。该组合模型在分离钟差模型的参数分量和非参数分量的同时,对模型的拟合残差进行预报,再将半参数模型的预报结果和残差预报结果相结合,得到钟差预报的最终结果。组合模型提高了钟差模型的鲁棒性,为实时PPP用户提供可靠的产品保障。

## 1 钟差预报模型的建立

常用的钟差模型为如下QP模型[6]:

$$L_i = a_0 + a_1(t_i - t_0) + a_2(t_i - t_0)^2 + \Delta_i \quad (1)$$

式中,$L_i$为历元时刻$t_i$的钟差的相位数据($i=1,2,\cdots,n$,$n$为钟差观测量的个数);$a_0$、$a_1$、$a_2$分别为相位、钟速(频率)和钟漂;$t_0$为卫星钟参考时间;$\Delta_i$为模型残差。

在建模过程中,考虑趋势项外,还应考虑周期项的影响,式(1)变为如下SA模型[6,9]:

$$L_i = a_0 + a_1(t_i - t_0) + a_2(t_i - t_0)^2 + \sum_{k=1}^{p}(A_{ik}\sin(2\pi f_k t_i) + B_{ik}\cos(2\pi f_k t_i)) + \Delta_i \quad (2)$$

式中,$p$为周期项总数;$A_{ik}$、$B_{ik}$、$f_k$分别为对应周期项的振幅、频率,$i=1,2,\cdots,n$。

钟差数据除了含有周期项误差以外,还会受卫星轨道误差、力学建模系统偏差、卫星钟差序列质量等其他因素的影响,对钟差建模会产生一定程度的影响。为了减弱这些误差的影响,不妨将这些误差归入到非参数分量$s$中,建立半参数模型:

$$L_i=a_0+a_1(t_i-t_0)+a_2(t_i-t_0)^2+s_i+\Delta_i \quad (3)$$

令

$$\begin{cases}\boldsymbol{L}=[\,L_1\ L_2\ \cdots\ L_n\,]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{b}_i=[\,1\ \ t_i-t_0\ \ (t_i-t_0)^2\,]\\ \boldsymbol{B}=[\,\boldsymbol{b}_1\ \boldsymbol{b}_2\ \cdots\ \boldsymbol{b}_n\,]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{X}=[\,a_0\ \ a_1\ \ a_2\,]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{S}=[\,s_1\ s_2\ \cdots\ s_n\,]^{\mathrm{T}}\\ s_i=\sum\limits_{k=1}^{p}(A_{ik}\sin(2\pi f_k t_i)+B_{ik}\cos(2\pi f_k t_i))\\ \boldsymbol{\Delta}=[\,\Delta_1\Delta_2\ \cdots\ \Delta_n\,]^{\mathrm{T}}\end{cases}$$

则式(3)可改写成矩阵形式:

$$\boldsymbol{L}=\boldsymbol{BX}+\boldsymbol{S}+\boldsymbol{\Delta} \quad (4)$$

## 2　参数求解和系统误差分离

由于式(3)的三角函数在计算时会存在一定的计算误差,为了削弱这些误差的影响,求解式(4)中待估参数和非参数的最优估计值,引入两次核函数进行求解。

首先,利用泰勒公式对非参数分量求导:

$$s_j(t_i)=s_j(t_0)+s_j'(t_i)\big|_{t=t_0}(t_i-t_0) \quad (5)$$

不妨令$s_j(t_i)=\beta_{j,i}^1$,$s_j'(t_i)=\beta_{j,i}^2$,$j=1,2,\cdots,p$,根据式(3)、式(5),得式(4)的误差方程为:

$$v_i=L_i-\boldsymbol{b}_i\boldsymbol{X}-\sum_{j=1}^{p}(\beta_{j,i}^1+\beta_{j,i}^2(t_i-t_0)) \quad (6)$$

其次,引入核权函数$K_h(t)$,$h$为窗宽参数,利用核估计方法,求解$\beta_{j,i}^1$、$\beta_{j,i}^2$的估计值:

$$\sum_{i=1}^{n}(L_i-\boldsymbol{b}_i\boldsymbol{X}-\sum_{j=1}^{p}(\beta_{j,i}^1+\beta_{j,i}^2(t_i-t_0)))^2K_h(t_i-t_0)=\min \quad (7)$$

为了减少核函数和窗宽参数对估计值的影响,将窗宽参数与估计值综合考虑,对式(7)进行求解,得到$\boldsymbol{\beta}_j^1$、$\boldsymbol{\beta}_j^2$的估计值为:

$$[\,\hat{\boldsymbol{\beta}}_1^1\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_2^1\ \cdots\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_p^1\ h\hat{\boldsymbol{\beta}}_1^2\ h\hat{\boldsymbol{\beta}}_2^2\ \cdots\ h\hat{\boldsymbol{\beta}}_p^2\,]^{\mathrm{T}}=(\boldsymbol{D}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}_h\boldsymbol{D}_t)^{-1}\boldsymbol{D}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}_h(\boldsymbol{L}-\boldsymbol{BX}) \quad (8)$$

式中,$\boldsymbol{W}_h=\mathrm{diag}(K_h(t_1-t_0),\cdots,K_h(t_n-t_0))$;$\boldsymbol{D}_t=\begin{bmatrix}1 & 1 & \cdots & 1\\ \dfrac{t_1-t_0}{h} & \dfrac{t_2-t_0}{h} & \cdots & \dfrac{t_n-t_0}{h}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$;$K(\cdot)$为任意选取的核函数。本文选取文献[14]中的$K(x)=\begin{cases}(\sin(0.5x)/0.5x)^2/\sqrt{2\pi}, & x\neq 0\\ 1/\sqrt{2\pi}, & x=0\end{cases}$,窗宽参数采用广义交叉核实法[14]选取。由式(5)、式(8)得非参数$s$的估计值$\hat{s}_i$:

$$\hat{s}_i=\boldsymbol{D}_{t_i}(\boldsymbol{D}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}_h\boldsymbol{D}_t)^{-1}\boldsymbol{D}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}_h(L_i-\boldsymbol{b}_i\boldsymbol{X}) \quad (9)$$

将式(9)代入式(6),再次利用最小二乘准则,得参数分量$\boldsymbol{X}$的估计值$\hat{\boldsymbol{X}}$为:

$$\hat{\boldsymbol{X}}=(\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{W})^2\boldsymbol{B})^{-1}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{W})^2\boldsymbol{L} \quad (10)$$

式中,$\boldsymbol{W}=\boldsymbol{D}_{t_i}(\boldsymbol{D}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}_h\boldsymbol{D}_t)^{-1}\boldsymbol{D}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}_h$。将式(10)代入式(9),即得各周期项改正数的估计值。

从式(9)、式(10)可以看出,观测值的估计值为$\hat{\boldsymbol{L}}=\boldsymbol{B}\hat{\boldsymbol{X}}+\hat{\boldsymbol{S}}=\boldsymbol{H}(h)\boldsymbol{L}$,其中$\boldsymbol{H}(h)$称为帽子矩阵,观测值的残差受核权函数及窗宽参数的影响较大,可以对残差进一步优化,提高估计精度。

## 3　异常值的识别

BDS钟差观测数据中除了含有系统误差外,有些观测值中还包含着异常值。这些异常值与系统误差同时存在,相互影响,不能函数化表示,会使得基于参数模型的粗差探测方法失效。可以通过半参数模型,利用假设检验的方法建立识别异常值的标准。假定第$i$个观测值中包含一个大小为$\delta$的异常值,定义假设检验:

零假设:$E(\boldsymbol{L})=\boldsymbol{BX}+\boldsymbol{S}$ (11)

备选假设:$E(\boldsymbol{L})=\boldsymbol{BX}+\boldsymbol{S}+\boldsymbol{e}_i\boldsymbol{\delta}$ (12)

式中,$E(\boldsymbol{L})$表示观测值$\boldsymbol{L}$的期望;$\boldsymbol{\delta}$为对应的异常值;$\boldsymbol{e}_i$为第$i$行元素为1、其余行元素为0的$n$维列向量。

根据式(12)可构造分值检验统计量:

$$T_i=[\,\frac{\partial L(\theta)}{\partial\boldsymbol{\delta}}\,]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J}^{11}[\,\frac{\partial L(\theta)}{\partial\boldsymbol{\delta}}\,]\sim\chi^2(1) \quad (13)$$

式中,$L(\theta)$为式(4)的惩罚对数似然函数;$\boldsymbol{J}$是对应的Fisher信息阵[15],$\boldsymbol{J}^{11}$是信息阵逆矩阵中左上角相应的子块,即:

$$L(\theta)=-\frac{n}{2}\ln(2\pi\sigma_0^2)-\frac{1}{2\sigma_0^2}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}(\boldsymbol{b}_j\boldsymbol{X}+s_j-L_j)^2-\frac{1}{2\sigma_0^2}(\boldsymbol{b}_i\boldsymbol{X}+s_i+\boldsymbol{\delta}-L_i)^2 \quad (14)$$

式中,$\sigma_0$为观测值的标准差。式(13)的最简式为:

$$T_i=\frac{nv_i^2}{\hat{\sigma}_0^2(1-h_i)\left(n-\mathrm{tr}\left(H(h)\right)\right)} \tag{15}$$

式中,tr($\boldsymbol{H}$)为帽子矩阵的迹。

给定显著性水平$\alpha$,当$T_i>\chi_\alpha^2(1)$时,认为这个观测值含有异常值,否则,认为这个观测值不包含异常值。

## 4 拟合残差预报

为了充分利用钟差残差的有用信息,将钟差数据序列$\boldsymbol{L}$减去半参数模型的拟合值$\hat{\boldsymbol{L}}_{\mathrm{SM}}$,得到拟合残差序列$\boldsymbol{V}^s$序列为:

$$\boldsymbol{V}^s=\boldsymbol{L}-\hat{\boldsymbol{L}}_{\mathrm{SM}} \tag{16}$$

从式(9)、式(10)可以看出,窗宽参数的选择对参数和非参数的估计值的影响较大。由于每颗卫星的周期项改正数的多少是不一样的,就会导致钟差数据存在欠拟合或过度拟合的问题,影响拟合的精度。为了解决这个问题,可以采用SVM对残差进一步拟合,提高钟差预报的准确性,解决单一模型可能存在的局限性。这种方法充分利用SVM的非线性拟合能力,更好地预测残差的变化趋势,有助于克服由于半参数模型窗宽参数选择不当或模型选择不当而导致的钟差数据拟合不足或过度拟合的问题。

SVM是一种基于核方法的有监督机器学习算法[13],利用非线性映射将新的输入数据样本从输入空间映射到高维特征空间中,在该高维空间中构建线性优化函数并进行求解。对于钟差数据的拟合残差$\boldsymbol{V}^s=[V_{n+1}^s\ V_{n+2}^s\cdots V_{n+p}^s]$,建立回归函数为:

$$f(\boldsymbol{V})=\sum_{i=1}^{n}c_iQ(\boldsymbol{V}_i^s,\boldsymbol{V})+\boldsymbol{d} \tag{17}$$

式中,$c_i$为拉格朗日乘子;$Q(\boldsymbol{V}_i^s,\boldsymbol{V})=\exp(-r\left\|\boldsymbol{V}_i^s-\boldsymbol{V}\right\|^2)$为高斯核函数,$r$为核函数参数;$\boldsymbol{d}\in\mathbf{R}$为阈值。选择阶数$m$,对于残差序列$\left\{V_1^s,V_2^s,\cdots,V_n^s\right\}$,$V_{n+1}^s$是预测的目标值,样本输出为$\boldsymbol{O}_1=[V_{m+1}^s\ V_{m+2}^s\ \cdots\ V_n^s]^{\mathrm{T}}$,建立自相关输入和输出之间的映射关系:$\mathbf{R}^m\rightarrow\mathbf{R}$,得到用于SVM模型学习的样本输入矩阵为:

$$\boldsymbol{I}=\begin{bmatrix}V_1^s & V_2^s & \cdots & V_m^s\\ V_2^s & V_3^s & \cdots & V_{m+1}^s\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ V_{n-m}^s & V_{n-m+1}^s & \cdots & V_{n-1}^s\end{bmatrix}=$$
$$[\boldsymbol{I}_1\ \boldsymbol{I}_2\ \cdots\ \boldsymbol{I}_m] \tag{18}$$

则第一步预测为:

$$\boldsymbol{O}_2=\sum_{i=1}^{n-m}c_iQ(\boldsymbol{I}_1,\boldsymbol{O}_1)+\boldsymbol{d}=$$
$$[V_{m+2}^s\ V_{m+3}^s\cdots V_{n+1}^s]^{\mathrm{T}} \tag{19}$$

每个历元逐一迭代预测,经推导得:

$$\boldsymbol{O}_p=\sum_{i=1}^{n-m}c_iQ(\boldsymbol{I}_{p-1},\boldsymbol{O}_{p-1})+\boldsymbol{d} \tag{20}$$

残差预测结果$\boldsymbol{V}^s=[V_{n+1}^s\ V_{n+2}^s\cdots V_{n+p}^s]$,将半参数模型的预报值与SVM模型拟合残差预报值求和即得到钟差预报的最终结果:

$$\boldsymbol{L}_{\mathrm{SM+SVM}}=\boldsymbol{L}_{\mathrm{SM}}+\boldsymbol{V}^s \tag{21}$$

## 5 组合模型钟差预报流程

本文基于SM-SVM组合模型卫星钟差预报流程如下:

1)对原始钟差相位数据建立半参数模型,采用三步估计方法对模型进行求解,得到参数分量和非参数分量的估计值;

2)对不同预报时长的钟差序列数据,利用分值统计量对钟差数据中的粗差进行识别,探测出的粗差进行剔除,利用三次样条插值法对缺失数据补齐,得到相对干净的钟差数据;

3)利用核估计方法进行半参数模型钟差预报,得到半参数模型的钟差预报结果;

4)利用SVM模型对半参数模型的拟合残差进行补偿预报,得到拟合残差的预报值;

5)综合半参数模型预报值与SVM模型拟合残差预报值,得到最终的钟差预报结果。

组合模型的预报框图如图1所示。

## 6 算例分析

### 6.1 数据来源

利用德国地球科学研究中心(Das Helmholz-Zentrum Potsdam -Deutsches GeoForschungsZentrum,GFZ)提供的BDS钟差数据进行实验,选取29颗数据相对完整的BDS-3卫星(24颗中地球轨道(medium Earth orbit,MEO)、3颗倾斜地球同步轨道(inclined geosynchronous orbit,IGSO)和2颗地球同步轨道(geostationary orbit,GEO)进行分析,星载原子钟类型见表1。

选取2022-01-01—2022-01-04采样间隔为5 min的精密卫星钟差数据,预报时间段对应的已知精密钟差数据为参考数据,选用均方根误差(root mean square error,RMSE)作为精度评定指标。

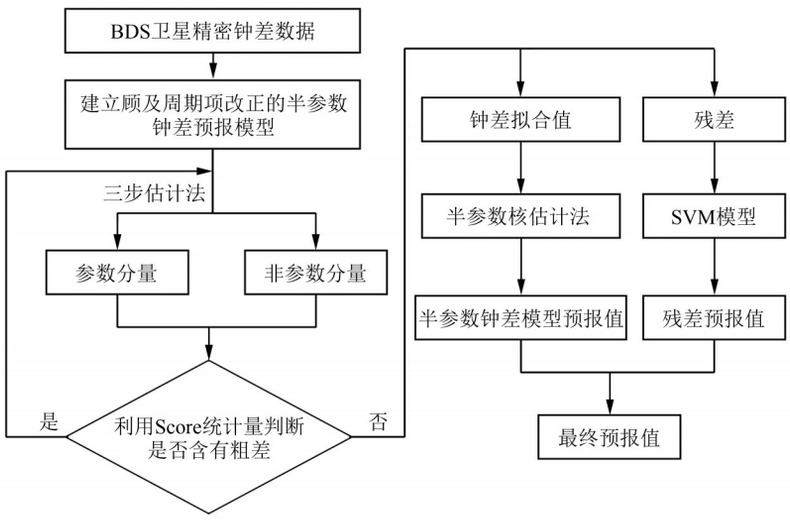



图 1　SM-SVM 模型钟差预报框图

Fig. 1　Clock Offset Prediction Process of SM-SVM Model

**表 1　BDS-3 星载原子钟类型**

Table 1　BDS-3 Spaceborne Atomic Clock Type

| 星载原子钟类型 | 卫星编号 |
|---|---|
| MEO 铷钟 | 19、20、21、22、23、24、32、33、36、37、41、42 |
| MEO 氢钟 | 25、26、27、28、29、30、34、35、43、44、45、46 |
| IGSO 氢钟 | 38、39、40 |
| GEO 氢钟 | 59 、60 |

### 6.2　异常值定位与处理结果

本文采用分值检验统计量的方法对卫星钟差的异常数据进行探测和处理。对 2022-01-01 的钟差数据进行分析,按照式(13)对异常数据进行探测。限于篇幅,仅给出 C36 卫星钟差数据的处理结果,其中分值统计量的显著性水平 $\alpha$ 为 0.01,图 2 表示处理前后的钟差频率数据。

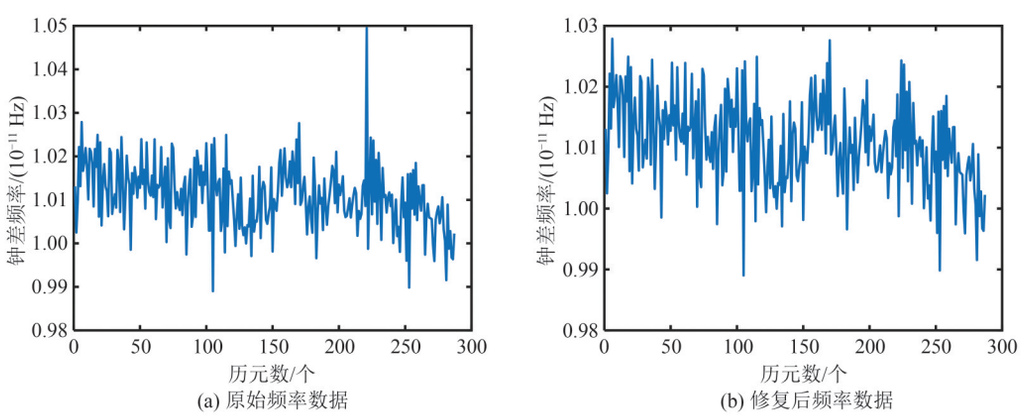



图 2　C36 卫星钟差数据粗差处理前后频率数据

Fig. 2　Frequency Data Before and After Gross Error Processing of C36 Satellite Clock Error Data

从图 2 中可以看出,本文的异常值探测方法能够很好地识别出频率数据中的异常值,修复后的频率数据如图 2(b)所示。

利用 Score 检验统计量,对异常数据进行识别,图 3 给出了所有卫星异常数据历元占比的情况。从图 3 中可以看出,对于 C36 卫星,采样间隔为 5 min 的 24 h 的 288 个历元的卫星钟差数据,异常数据历元个数占比为 6.9%,C19、C22、C23 等卫星的异常值最少,C60 的异常值最多,接近 27%。因此,在进行星载钟性能评估和钟差预报前,需要对原始钟差数据进行异常数据的探测和处理,以保证预报精度。

### 6.3　系统误差的分离

为了分析本文模型对系统误差的分离效果,利用 QP、SA、SM 和本文提出的 SM-SVM 模型进行拟合,由于分值检验统计量只能对半参数模型使用,QP 和 SA 的异常值探测采用中位数法,半参数模型采用分值检验统计量。图 4 给出了 4 种模型的拟合残差序列,表 2 统计了 4 种模型拟合精度。从图 4 可以看出,SA 比 QP 模型的部分卫星拟合精度有改进,还有部分卫星未改进,说明对于这些卫星来说,模型添加的周期项改正并

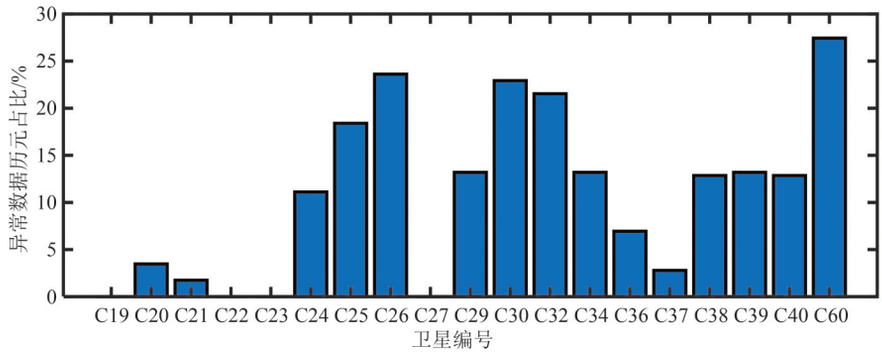



图3 不同卫星原始钟差数据异常数据历元占比

Fig. 3 Percentage of Epoch of Abnormal Data of Original Clock Error Data of Different Satellites

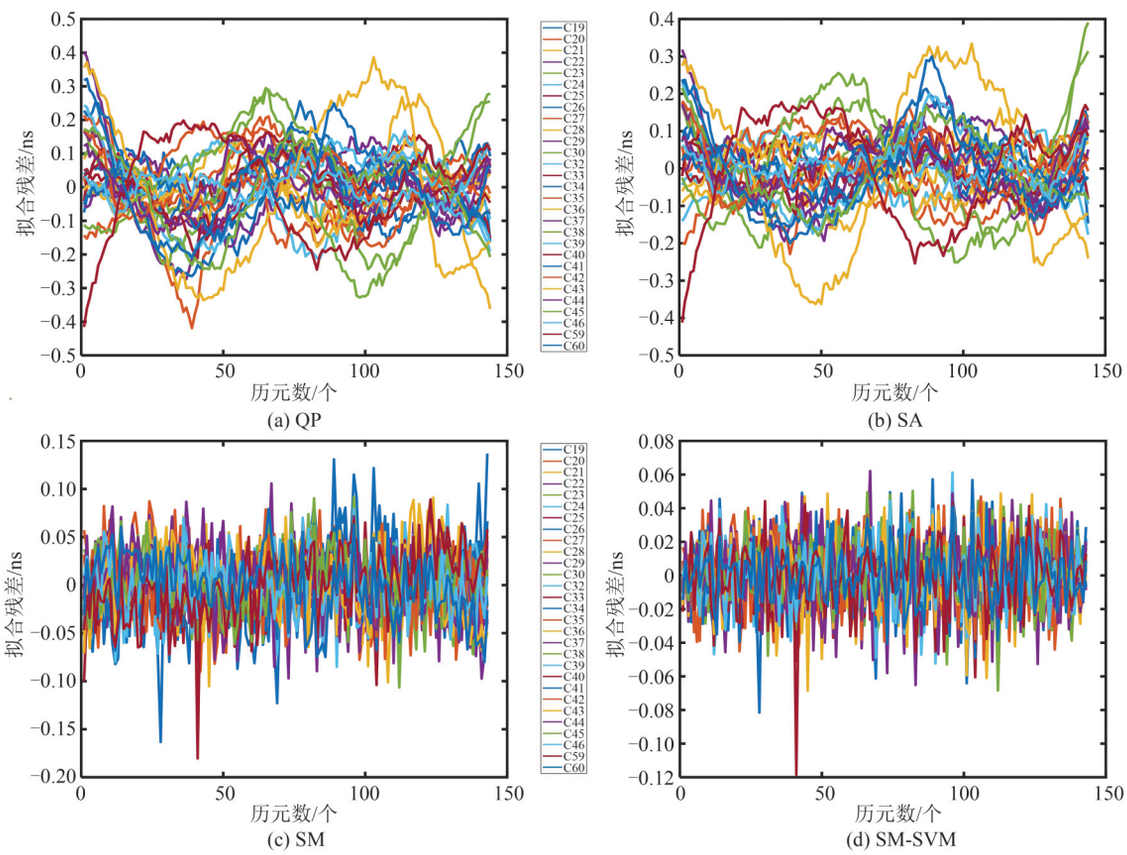



图4 不同模型拟合残差

Fig. 4 Fitting Residuals of Different Models

不是最佳改正。

从图4和表2中可以看出,SM-SVM模型的拟合精度较QP、SA和SM有较大提高,平均拟合精度为0.012 ns。经过半参数模型拟合后,拟合残差序列变得更加稳定,SM-SVM的组合模型相对SM进一步提高了模型分离系统误差的有效性。SM-SVM模型综合分值检验进行非参数分量和异常值的识别与分离,在求解卫星钟差物理参数分量的同时,分离出周期项改正,识别异常值,对残差进行深度拟合,能够进一步提高模型的拟合精度。

### 6.4 单天预报结果分析

采用2022-01-01的钟差数据进行拟合,选用QP、SA、SM和本文的SM-SVM模型进行1 h、6 h和12 h的短期钟差预报,预报结果分别与2022-01-02的精密钟差数据进行对比,采用RMSE评定预报模型的预报精度。

模型输入矩阵的嵌入维数$m$选取3,算法终止条件为收敛精度达到$1\times10^{-12}$或迭代次数达到1 000。表3给出了各模型不同预报时长的预

**表 2　各卫星不同模型拟合精度统计/ns**

Table 2　Statistics of Fitting Accuracy of Each Satellite and Different Models/ns

| 模型 | C19 | C20 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | C27 | C28 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| QP | 0.101 | 0.154 | 0.12 | 0.139 | 0.062 | 0.048 | 0.066 | 0.074 | 0.091 | 0.063 |
| SA | 0.054 | 0.085 | 0.091 | 0.120 | 0.058 | 0.041 | 0.038 | 0.065 | 0.083 | 0.040 |
| SM | 0.034 | 0.027 | 0.022 | 0.025 | 0.020 | 0.018 | 0.020 | 0.020 | 0.018 | 0.021 |
| SM-SVM | 0.016 | 0.014 | 0.013 | 0.013 | 0.013 | 0.011 | 0.013 | 0.012 | 0.011 | 0.013 |
| 模型 | C29 | C30 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C37 | C38 | C39 |
| QP | 0.081 | 0.156 | 0.099 | 0.070 | 0.138 | 0.105 | 0.074 | 0.081 | 0.169 | 0.108 |
| SA | 0.070 | 0.138 | 0.071 | 0.056 | 0.120 | 0.097 | 0.064 | 0.071 | 0.159 | 0.099 |
| SM | 0.021 | 0.021 | 0.021 | 0.021 | 0.017 | 0.017 | 0.017 | 0.021 | 0.018 | 0.017 |
| SM-SVM | 0.013 | 0.012 | 0.012 | 0.011 | 0.010 | 0.010 | 0.010 | 0.013 | 0.011 | 0.011 |
| 模型 | C40 | C41 | C42 | C43 | C44 | C45 | C46 | C59 | C60 | |
| QP | 0.083 | 0.072 | 0.060 | 0.232 | 0.067 | 0.120 | 0.043 | 0.145 | 0.127 | |
| SA | 0.061 | 0.053 | 0.060 | 0.225 | 0.056 | 0.095 | 0.034 | 0.145 | 0.115 | |
| SM | 0.020 | 0.020 | 0.020 | 0.024 | 0.019 | 0.017 | 0.018 | 0.022 | 0.022 | |
| SM-SVM | 0.012 | 0.012 | 0.013 | 0.013 | 0.012 | 0.010 | 0.011 | 0.011 | 0.011 | |

报精度统计。

由表4可以看出,SA模型由于修正了原始数据中的部分周期性系统误差,部分卫星的预报精度较QP模型有所提高,但部分卫星在加入周期项改正后预报精度变差,说明加入周期项改正不合适,造成模型的过拟合。与QP、SA和SM相比,本文提出的SM-SVM的预报精度有较大的提高,其中SM-SVM的1 h、6 h、12 h平均预报精度较QP分别提升了40.5%、78.8%、85.0%。与SA的预报精度对比,SM-SVM在1 h、6 h、12 h平均预报精度分别提升32.4%、75.0%、84.8%;与SM相比,分别提升12.2%、69.4%、80.9%。

为了更加清楚地比较预报效果,4种模型预报RMSE柱状图如图5所示。由图5可以看出,预报1 h、6 h和12 h时,QP和SA的预报精度相当,SM模型精度有明显提高,而SM-SVM由于充分利用了拟合残差中的有用信息,预报精度明显优于其他3种模型,一定程度上验证了本文预报算法在BDS卫星钟差短期预报中的可行性。

为了进一步说明各模型不同时长的预报效果,将QP、SA、SM、SM-SVM等4种模型在不同时长的预报残差表示为图6~9。从图6、7中可以看出,BDS-3卫星钟差数据受周期性误差的影响较小,加入周期项改正后模型的预报效果提升不明显。由图8可知,SM的残差曲线发散程度小于QP与SA两种模型,但预报精度随着时间有先小后大的变化趋势。由图9可知,SM-SVM模型的发散趋势相对SM进一步减小,精度变化较小,稳定性较好。

### 6.5　多天预报结果分析

采用单天钟差产品进行预报分析,数据量相对较少,为了进一步验证本文模型的预报效果,采用2022-01-01—2022-01-03的钟差数据进行拟合,预报1 h、3 h、6 h、12 h与24 h的钟差数据,将预报结果与2022-01-04的精密卫星钟差数据进行对比。表4给出了多天预报时4种模型的精度统计结果,精度指标采用所有卫星的平均RMSE。由表4看出,随着预报时长的增加,SM-SVM模型的预报效果较其他3种模型稳定性更好,预报精度较QP、SA和SM均有很大提高。以24 h预报为例,QP、SA和SM的预报效果相对较差,预报精度均超过1 ns以上,当采用SM-SVM模型进行预报时,卫星的预报精度稳定在0.5 ns以内,预报效果较其他3种模型提高较为显著。

## 7　结　语

为了更好地处理钟差数据,建立更加符合钟差数据实际情况、充分利用或分离钟差数据中的有用信息的钟差预报模型是非常重要的。本文提出利用假设检验的方法来识别钟差异常值的方法,在传统的两步估计的基础上,将窗宽参数与参数求解同时考虑,建立了变系数半参数模

**表3 各模型预报精度统计/ns**

Table 3 Statistics of Prediction Accuracy of Each Model/ns

| 卫星编号 | 预报精度(1 h) | | | | 预报精度(6 h) | | | | 预报精度(12 h) | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | QP | SA | SM | SM-SVM | QP | SA | SM | SM-SVM | QP | SA | SM | SM-SVM |
| C19 | 0.153 | 0.077 | 0.095 | 0.069 | 0.704 | 1.498 | 0.545 | 0.097 | 1.500 | 1.138 | 1.121 | 0.129 |
| C20 | 0.050 | 0.128 | 0.059 | 0.048 | 2.515 | 1.877 | 1.757 | 0.092 | 1.247 | 1.547 | 0.626 | 0.235 |
| C21 | 0.152 | 0.162 | 0.083 | 0.038 | 0.557 | 0.153 | 0.209 | 0.132 | 1.824 | 1.729 | 2.193 | 0.339 |
| C22 | 0.045 | 0.063 | 0.037 | 0.048 | 2.398 | 1.802 | 1.798 | 0.354 | 0.959 | 1.032 | 0.485 | 0.201 |
| C23 | 0.063 | 0.043 | 0.039 | 0.125 | 1.744 | 1.205 | 1.246 | 0.167 | 0.207 | 0.257 | 0.141 | 0.103 |
| C24 | 0.222 | 0.085 | 0.143 | 0.019 | 0.378 | 0.735 | 0.204 | 0.216 | 0.527 | 0.462 | 0.318 | 0.113 |
| C25 | 0.028 | 0.061 | 0.024 | 0.061 | 0.773 | 0.888 | 0.349 | 0.332 | 0.216 | 0.229 | 0.266 | 0.190 |
| C26 | 0.130 | 0.065 | 0.087 | 0.047 | 0.462 | 0.805 | 0.261 | 0.198 | 0.307 | 0.143 | 0.200 | 0.093 |
| C27 | 0.121 | 0.129 | 0.056 | 0.017 | 0.399 | 0.412 | 0.107 | 0.303 | 0.097 | 0.179 | 0.090 | 0.058 |
| C28 | 0.012 | 0.108 | 0.014 | 0.102 | 0.269 | 0.150 | 0.169 | 0.063 | 0.460 | 0.442 | 0.276 | 0.060 |
| C29 | 0.037 | 0.026 | 0.041 | 0.016 | 0.823 | 0.934 | 0.490 | 0.087 | 0.637 | 0.697 | 0.816 | 0.126 |
| C30 | 0.095 | 0.079 | 0.068 | 0.034 | 1.343 | 0.163 | 0.942 | 0.067 | 0.617 | 0.985 | 0.187 | 0.187 |
| C32 | 0.026 | 0.052 | 0.015 | 0.099 | 0.787 | 0.246 | 0.431 | 0.264 | 1.588 | 1.834 | 1.979 | 0.127 |
| C33 | 0.179 | 0.102 | 0.126 | 0.068 | 1.142 | 1.275 | 0.587 | 0.119 | 2.771 | 2.594 | 2.402 | 0.102 |
| C34 | 0.121 | 0.026 | 0.082 | 0.015 | 1.065 | 0.787 | 0.802 | 0.201 | 0.879 | 0.653 | 0.334 | 0.258 |
| C35 | 0.256 | 0.236 | 0.169 | 0.067 | 0.655 | 0.666 | 0.201 | 0.394 | 2.105 | 1.888 | 1.893 | 0.118 |
| C36 | 0.083 | 0.057 | 0.041 | 0.054 | 0.538 | 0.138 | 0.329 | 0.087 | 0.534 | 0.470 | 0.343 | 0.051 |
| C37 | 0.029 | 0.081 | 0.046 | 0.028 | 0.859 | 0.751 | 0.622 | 0.107 | 0.300 | 0.436 | 0.124 | 0.103 |
| C38 | 0.120 | 0.078 | 0.079 | 0.145 | 0.589 | 0.603 | 0.206 | 0.424 | 0.403 | 0.594 | 0.551 | 0.257 |
| C39 | 0.049 | 0.040 | 0.050 | 0.039 | 0.415 | 0.232 | 0.181 | 0.125 | 2.510 | 2.425 | 1.332 | 0.211 |
| C40 | 0.035 | 0.030 | 0.019 | 0.092 | 0.260 | 0.432 | 0.192 | 0.055 | 1.742 | 2.009 | 1.207 | 0.092 |
| C41 | 0.123 | 0.032 | 0.078 | 0.091 | 0.941 | 0.099 | 0.689 | 0.129 | 0.513 | 0.250 | 0.349 | 0.069 |
| C42 | 0.123 | 0.229 | 0.047 | 0.049 | 0.418 | 0.280 | 0.315 | 0.203 | 0.135 | 0.155 | 0.113 | 0.156 |
| C43 | 0.090 | 0.037 | 0.059 | 0.087 | 0.280 | 0.429 | 0.278 | 0.258 | 0.325 | 0.352 | 0.259 | 0.380 |
| C44 | 0.113 | 0.031 | 0.071 | 0.067 | 1.314 | 0.735 | 0.893 | 0.100 | 0.668 | 0.658 | 0.407 | 0.072 |
| C45 | 0.154 | 0.143 | 0.116 | 0.071 | 0.265 | 0.272 | 0.195 | 0.273 | 1.014 | 0.708 | 0.957 | 0.286 |
| C46 | 0.074 | 0.045 | 0.037 | 0.043 | 0.817 | 1.199 | 0.811 | 0.252 | 1.862 | 1.881 | 1.697 | 0.056 |
| C59 | 0.214 | 0.233 | 0.056 | 0.030 | 2.088 | 1.664 | 1.643 | 0.139 | 2.284 | 2.252 | 1.603 | 0.250 |
| C60 | 0.013 | 0.082 | 0.012 | 0.088 | 1.512 | 1.301 | 1.318 | 0.186 | 3.393 | 3.219 | 2.685 | 0.320 |
| 平均值 | 0.100 | 0.088 | 0.064 | 0.060 | 0.907 | 0.749 | 0.613 | 0.187 | 1.090 | 1.076 | 0.860 | 0.164 |

型,减弱窗宽参数的影响。新建立的模型进行钟差粗拟合,然后利用支持向量机对残差进行精拟合,提高参数、非参数和残差估计值的精度。实验结果表明,该方法的拟合精度较高,具有较强的应用价值,得出以下结论:

1)卫星原子钟受复杂的空间环境因素的影响,得到的钟差序列呈现非平稳变化,采用单一的钟差预测模型存在一定的限制。半参数组合模型在解算原有钟差模型的参数分量和非参数分量的同时,对模型的残差进行预报,与已有模型相比,预报精度较高。

2)半参数组合模型在处理卫星钟差数据中的周期项具有一定的优势。通过对周期项的建模和残差拟合,能够提高钟差预报的精度,减少误差累积。通过和QP、SA和SM等模型在3种不同时长的预报性能比较,组合模型在时间相对

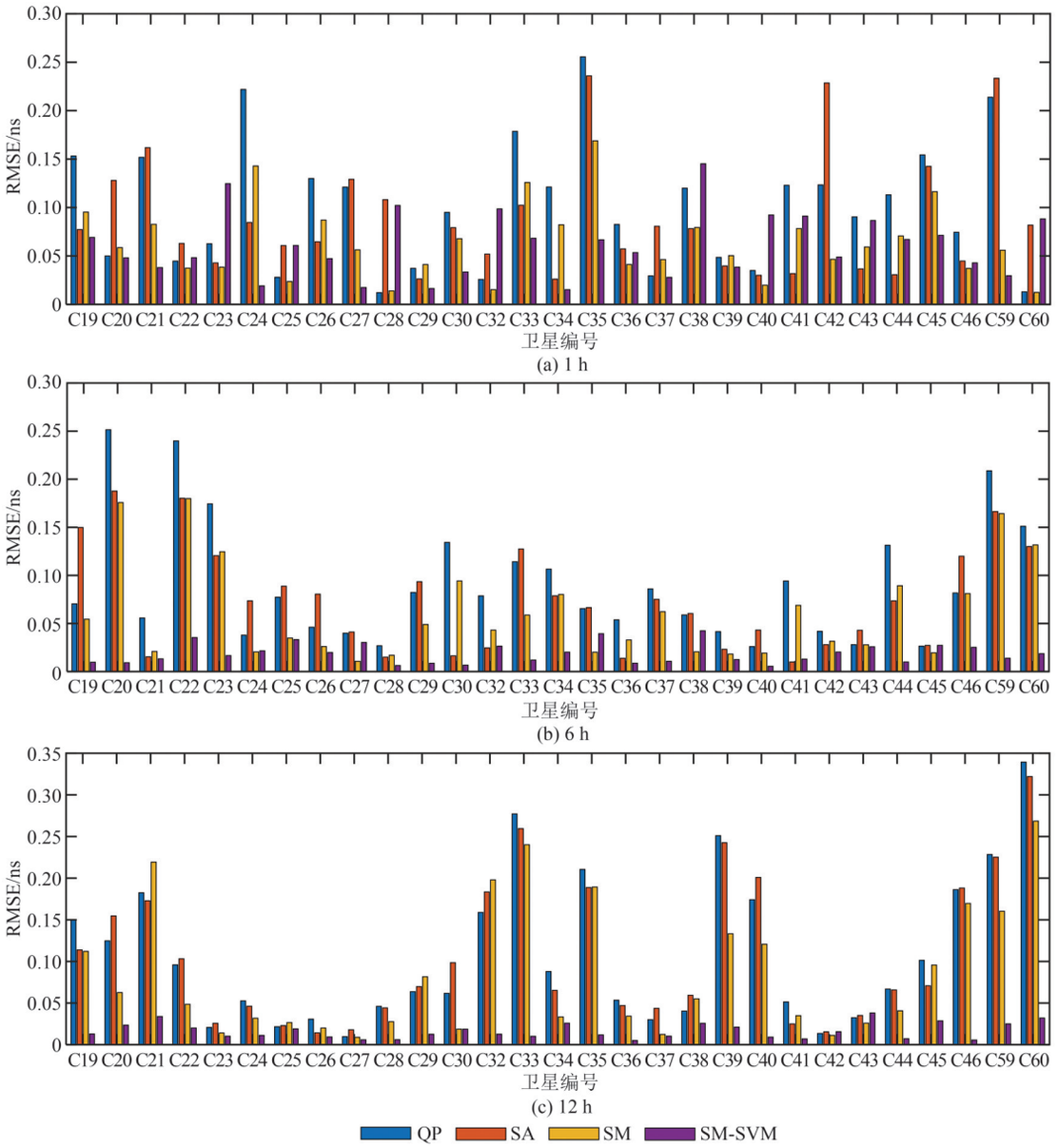



图5　不同模型不同时长预报精度统计

Fig. 5　Prediction Accuracy Statistics of Different Models in Different Time Lengths

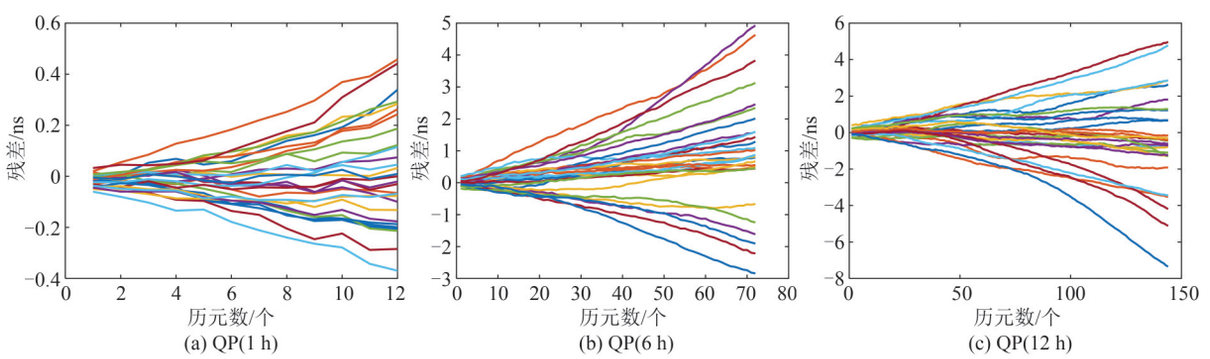



图6　QP模型不同时长预报残差

Fig. 6　Prediction Residuals of QP Model in Different Time Lengths

较长的12 h和24 h时效果优于其他模型,累计误差的增加相对平缓。

3)组合模型实现了异常值的有效探测,这些异常值与参数分量和非参数分量的关系是否存在相关性,还需要进一步考虑。同时,核函数的合理选择、窗宽参数的选取对模型的精度有一定

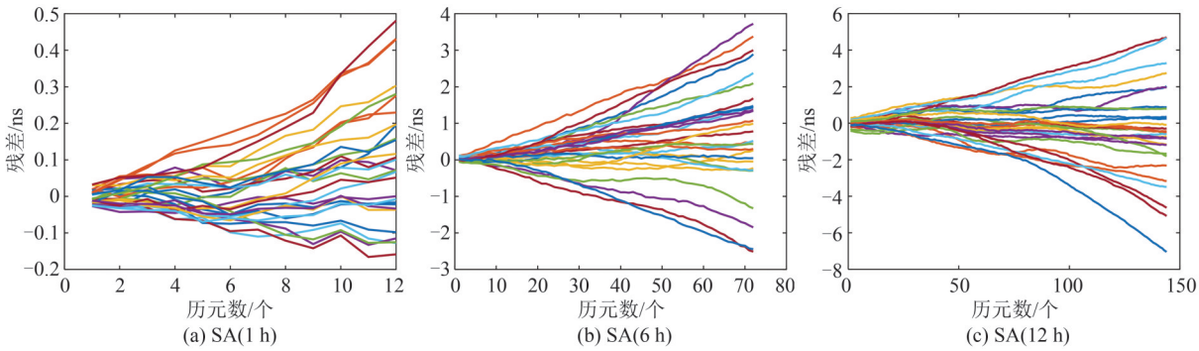



图7 SA模型不同时长预报残差

Fig. 7 Prediction Residuals of SA Model in Different Time Lengths

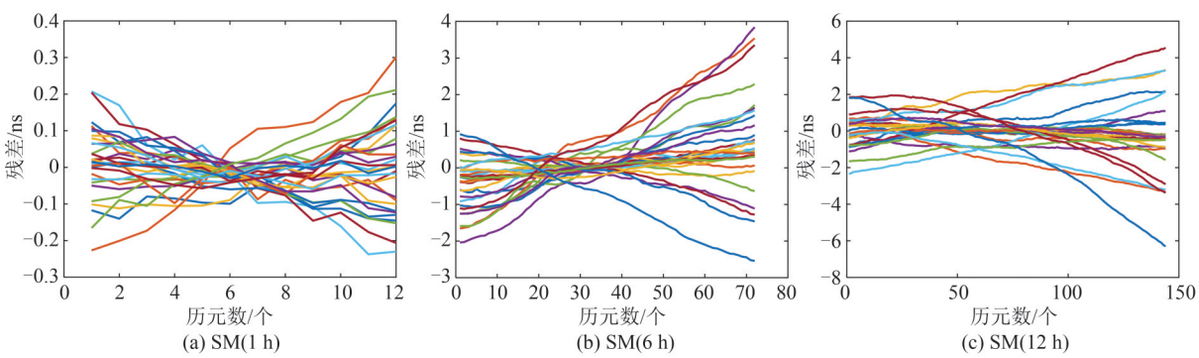



图8 SM模型不同时长预报残差

Fig. 8 Prediction Residuals of SM Model in Different Time Lengths

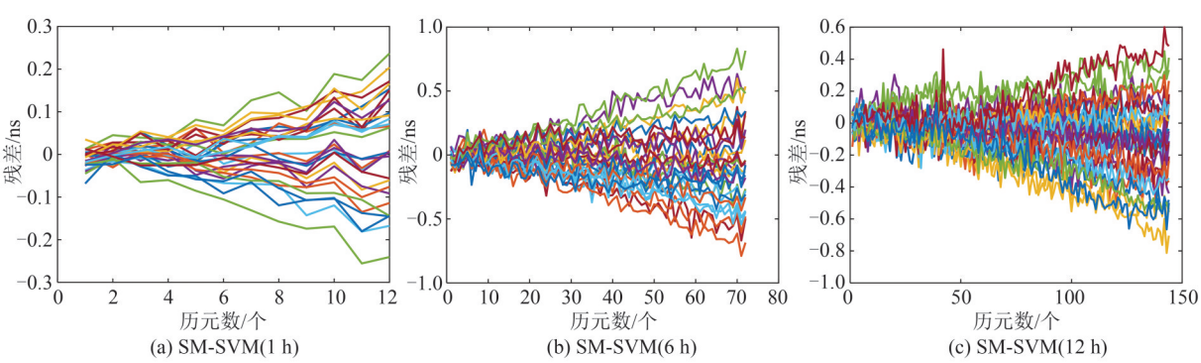



图9 SM-SVM模型不同时长预报残差

Fig. 9 Prediction Residuals of SM-SVM Model in Different Time Lengths

**表4 各模型预报误差平均RMSE统计**/ns

Table 4 Statistics of Prediction Accuracy in Average RMSE of Each Model/ns

| 模型 | 预报误差平均RMSE | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 1 h | 3 h | 6 h | 12 h | 24 h |
| QP | 0.101 | 0.392 | 0.917 | 1.133 | 2.032 |
| SA | 0.087 | 0.378 | 0.729 | 1.055 | 2.018 |
| SM | 0.062 | 0.232 | 0.603 | 0.860 | 1.733 |
| SM-SVM | 0.062 | 0.140 | 0.262 | 0.195 | 0.487 |

的影响,本文提出的变系数模型虽然减弱了核函数和窗宽参数的影响,核函数和窗宽参数的选择对精度的影响需要进一步研究。

## 参 考 文 献

[1] 杨宇飞,杨元喜,陈金平,等.北斗三号星座拟稳钟差测定及其预报[J].测绘学报,2021,50(12):1728-1737.
YANG Yufei, YANG Yuanxi, CHEN Jinping, et al. Pseudo-Stable Constellation Bias Error of BDS-3 and Its High-Precision Prediction[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(12): 1728-1737.

[2] YANG Y X, MAO Y, SUN B J. Basic Performance and Future Developments of BeiDou Global Navigation Satellite System[J]. *Satellite Navigation*, 2020, 1(1): 1-11.

[3] 潘雄,杨玉锋,卿晨昕,等. Galileo在轨卫星钟性能评估与分析[J]. 中国惯性技术学报,2020,28(1):53-59.
PAN Xiong, YANG Yufeng, QING Chenxin, et al. Performance Evaluation and Analysis of Galileo Satellite Clock in Orbit[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2020, 28(1): 53-59.

[4] 蒋可,潘雄,罗小敏,等. 利用半参数核估计的电离层建模新方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2023,48(9):1416-1424.
JIANG Ke, PAN Xiong, LUO Xiaomin, et al. A New Method of Ionospheric Modeling Based on Semi-Parametric Kernel Estimation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(9): 1416-1424.

[5] YAN X, LI W T, YANG Y F, et al. BDS Satellite Clock Offset Prediction Based on a Semiparametric Adjustment Model Considering Model Errors[J]. *Satellite Navigation*, 2020, 1(1): 11.

[6] 田婕. GPS/BDS原子钟性能分析及钟差预报模型研究[D]. 西安:长安大学,2015.
TIAN Jie. GPS/BDS Atomic Clock Performance Analysis and Clock Offset Prediction Model[D]. Xi'an: Chang'an University, 2015.

[7] 梅长松,黄海军,蒋可,等. 级比离散灰色模型在卫星钟差预报中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2021,46(8):1154-1160.
MEI Changsong, HUANG Haijun, JIANG Ke, et al. Application of Discrete Grey Model Based on Stepwise Ratio Sequence in the Satellite Clock Offset Prediction[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(8): 1154-1160.

[8] HUANG G W, CUI B B, ZHANG Q, et al. An Improved Predicted Model for BDS Ultra-Rapid Satellite Clock Offsets[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(1): 60.

[9] 黄观文,崔博斌,张勤,等. 附加周期和神经网络补偿的实时钟差预报模型[J]. 宇航学报,2018,39(1):83-88.
HUANG Guanwen, CUI Bobin, ZHANG Qin, et al. Real-Time Clock Offset Prediction Model with Periodic and Neural Network Corrections[J]. *Journal of Astronautics*, 2018, 39(1): 83-88.

[10] 李文涛,边少峰,任青阳,等. 基于粒子群优化核极限学习机的北斗超快速钟差预报[J]. 宇航学报,2019,40(9):1080-1088.
LI Wentao, BIAN Shaofeng, REN Qingyang, et al. Kernel Extreme Learning Machine Based on Particle Swarm Optimization for Prediction of BeiDou Ultra-Rapid Clock Offset[J]. *Journal of Astronautics*, 2019, 40(9): 1080-1088.

[11] WANG X, CHAI H Z, WANG C. A High-Precision Short-Term Prediction Method with Stable Performance for Satellite Clock Bias[J]. *GPS Solutions*, 2020, 24(4): 105.

[12] HE S F, LIU J L, ZHU X W, et al. Research on Modeling and Predicting of BDS-3 Satellite Clock Bias Using the LSTM Neural Network Model[J]. *GPS Solutions*, 2023, 27(3): 108.

[13] GAO W Z, LI Z, CHEN Q S, et al. Modelling and Prediction of GNSS Time Series Using GBDT, LSTM and SVM Machine Learning Approaches[J]. *Journal of Geodesy*, 2022, 96(10): 71.

[14] 邱封钦,潘雄,罗小敏,等. 综合半参数核估计和自回归补偿的全球电离层总电子含量预报模型[J]. 地球物理学报,2021,64(9):3021-3029.
QIU Fengqin, PAN Xiong, LUO Xiaomin, et al. Global Ionospheric TEC Prediction Model Integrated with Semi-parametric Kernel Estimation and Autoregressive Compensation[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2021, 64(9): 3021-3029.

[15] 曾林蕊. 半参数广义线性模型若干问题的研究[D]. 上海:华东师范大学,2004.
ZENG Linrui. Some Studies on the Semiparametric Generalized Linear Model[D]. Shanghai: East China Normal University, 2004.