



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：半参数变系数与支持向量机组合模型的 BDS-3 钟差短期预报算法研究
作者：潘雄，黄伟凯，王聪，赵万卓，金丽宏
DOI：10.13203/j.whugis20220787
收稿日期：2023-12-18
网络首发日期：2024-01-24
引用格式：潘雄，黄伟凯，王聪，赵万卓，金丽宏. 半参数变系数与支持向量机组合模型的 BDS-3 钟差短期预报算法研究[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20220787>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20220787

引用格式：潘雄，黄伟凯，王聪，等.半参数变系数与支持向量机组合模型的 BDS-3 钟差短期预报算法研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,DOI: 10.13203/j.whugis20220787(PAN Xiong, HUANG Weikai, WANG Cong, et al. BDS-3 Clock Error Short-Term Prediction Algorithm Based on Semi-Parametric-Varying-Coefficient-SVM Combined Model[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2024,DOI: 10.13203/j.whugis20220787)

半参数变系数与支持向量机组合模型的 BDS-3 钟差短期预报算法研究

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钟差模型。利用核估计方法，将核函数的窗宽参数与参数解算综合考虑，建立了半参数变系数模型，综合 Score 检验统计量和支持向量机，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，引入核估计方法，利用泰勒展开将非参数分量进行修正，综合核函数和窗宽参数，利用三步估计方法得到半参数变系数模型的参数和周期项改正的估计值；然后，构造 Score 检验统计量进行异常值进行识别，提出了一种综合 Score 检验统计量的顾及周期项改正的半参数变系数钟差预报模型的异常值识别方法；最后，为了避免对观测值过拟合或拟合不足，对经过预处理的钟差残差数据，利用支持向量机进行进一步拟合，提高模型的拟合和预报精度，采用 BDS-3 卫星的钟差数据与常用方法进行了对比实验，验证了新方法的可靠性。实验结果表明，本文方法能够精确高效地对 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 钟差数据预处理的质量和效率。本文的组合预报模型预报精度优于传统的二次多项式模型、周期项和半参数模型，对于 1h、6h 和 12h 预报，本文模型预报 BDS-3 卫星钟差数据的平均精度优于 0.1635 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

文献标志码：A

BDS-3 clock error short-term prediction algorithm based on semi-parametric-varying-coefficient-SVM combined model

PAN Xiong¹ HUANG Weikai¹ WANG Cong³ ZHAO Wanzhuo¹ JIN Lihong²

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 430078, China

Abstract: The nonlinear characteristics of satellite clock offset sequence are complex, in order to effectively separate the correction error of periodic term and take into account the factors that cannot

收稿日期：2023-12-18

项目资助：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

通讯作者：金丽宏，副教授。33384351@qq.com

be functionalized, and improve the accuracy of clock bias prediction, the clock error periodic term model is extended to the semi-parametric clock error model. By using kernel estimation method, the window width parameter and parameter solution of kernel function are comprehensively considered, a semi-parametric varying coefficient model is established. Firstly, the kernel estimation method is introduced, the parameter components are modified by Taylor expansion, by synthesizing kernel function and window width parameters, the parameters and periodic term correction estimates of the semi-parametric variable coefficient model are obtained by three-step estimation method; Then, score test statistics are constructed to identify outliers, and a method of identifying outliers is proposed for the semi-parametric variable coefficient clock difference prediction model with periodic correction; Finally, in order to avoid over-fitting or under-fitting of the observed values, support vector machine is used to further fit the pre-processed clock residual data to improve the fitting and prediction accuracy of the model. The clock difference data of BDS-3 satellite is compared with the conventional methods to verify the reliability of the new method. Experimental results show that the proposed method can accurately and efficiently locate the constant value of BDS-3 clock difference, identify and separate periodic item corrections, and greatly improve the quality and efficiency of BDS clock difference data preprocessing. The prediction accuracy of the combined forecast model in this paper is better than that of the traditional quadratic polynomial model, periodic term model and semi-parametric model. For 1h, 6h and 12h forecast, the average accuracy of the forecast of BDS-3 satellite clock difference data is better than 0.1635ns.

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

目前 IGS 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 PPP 定位。尽管实时解算的精密卫星钟差精度较高, 但在 GNSS 数据处理中, 实时产品解算需要消耗大量的计算资源, 而且对于实时产品而言, 在服务端解算时, 容易受到通讯网络信号中断影响, 观测信号容易出现丢包现象, 难以保证各个站点的实时数据流稳定接收, 这对于轨道和钟差的解算精度会有一些影响^[1-6]。因此, 可以利用高精度的卫星钟差短期预报算法, 实现实时卫星钟差获取以满足实时 PPP 定位精度需求。这样不仅解决用户实时产品中中断对 PPP 的影响, 还可以大大减轻产品估计的负担, 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和方法, 常用的钟差预报模型主要包括: 半参数模型 (semiparametric model, SM)^[7-9]、二次多项式 (quadratic polynomial, QP) 模型^[10-11]、灰色模型 (gray model, GM)^[12-13]、谱分析 (spectrum analysis, SA) 模型^[1,14]、Kalman 滤波 (Kalman Filter, KF) 模型^[15]及其他改进模型^[16-19]等。上述模型极大地提高了钟差预报的质量, 但卫星钟差是一种非线性、非平稳的复杂随机序列, 依靠单一的数学模型难以进行准确预报。一般认为, 钟差预报结果受预报时长、采样间隔、

先验信息以及模型复杂度等因素的影响。此外, 星载原子钟敏感度较高, 容易受到外界环境及其它因素的影响, 其复杂细致的变化规律难以用函数表示, 使得预报模型参数的选取较为困难, 只能依靠不断优化模型参数和改进模型来提高钟差预报的准确度。

常用钟差模型中的卫星钟参数、周期项改正、异常值和系统误差等是相互影响、相互依存的, 没有明确的界限可确定, 使得模型的参数选取更加困难。本文将卫星钟参数归入到参数分量, 周期项改正归入到非参数分量中, 异常数据归入到模型的残差中, 将参数分量和非参数分量同时考虑, 建立顾及周期项改正的半参数钟差模型。此外, 本文引入核权函数, 为了减少核函数的选取方式和窗宽参数的影响, 将窗宽参数与非参数分量的估计值综合考虑, 建立了半参数变系数模型 (semiparametric varying coefficient model), 在求出参数分量估计值的同时, 得到非参数分量的估计值, 引入 Score 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参数解算的影响, 减少拟合残差, 本文引入支持向量机 (support vector machine, SVM) 模型, 对半参数变系数模型的拟合残差进行进一步分析, 建立了一种半参数变系数与支持向量机的组合预报模型 (semi-parametric)

tric-varying-coefficient-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,利用支持向量机对模型的拟合残差进行预报,最后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,从而对数据中的有用信息充分提取与利用。这综合的方法不仅提高了钟差模型的鲁棒性,也可以显著减轻产品估计的计算负担,为实时 PPP 用户提供可靠的产品保障。

1 半参数钟差预报模型的建立

相位、钟速和频漂等物理特性是评价原子钟性能的重要指标,原子钟的物理特性是通过钟差数据建立二次多项式模型来获取^[1],常用的模型表达式如下:

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

式中, L_i 为历元时刻 t_i 的钟差的相位数据, $i = 1, 2, \dots, n$, a_0 、 a_1 、 a_2 分别为相位、钟速(频率)和钟漂(频漂); t_0 为卫星钟参考时间; Δ_i 为模型残差, n 为钟差观测量的个数。在建模过程中,除了卫星钟差本身的趋势项变化规律外,还应考虑周期项的影响,式(1)变为如下附加周期项改正的预报模型(又称谱分析模型)^[14,20]。

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

p 为周期项总数; k 为所附加的周期项次序, A_{ik} 、 B_{ik} 、 f_k 分别为对应周期项的振幅、频率, $i = 1, 2, \dots, n$ 。除了上述模型的周期项误差以外,还会受到卫星轨道误差、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残差中,建立如下半参数钟差预报模型:

$$L_i = a_0 + a_1(t_i - t_0) + a_2(t_i - t_0)^2 + \sum_{k=1}^p A'_{ik} \sin(2\pi f_k t_i + \varphi_k) + s_i + \Delta_i \quad (3)$$

令 $L = (L_1 \ L_2 \ \dots \ L_n)^T$, $b_i = (1 \ t_i - t_0 \ (t_i - t_0)^2)^T$, $B = (b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n)^T$, $X = (a_0 \ a_1 \ a_2)^T$, $S = (s_1 \ s_2 \ \dots \ s_n)^T$, $s_i = \sum_{k=1}^p A'_{ik} \sin(2\pi f_k t_i + \varphi_k) \hat{=} \sum_{k=1}^p \alpha_k(t_i)$,

$i = 1, 2, \dots, n$, $\Delta = (\Delta_1 \ \Delta_2 \ \dots \ \Delta_n)^T$ 。将式

(3) 改写成如下矩阵形式:

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

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周期项改正进行一次展开,即得:

$$\alpha_j(t) = \alpha_j(t_0) + \left. \frac{\partial \alpha_j(t)}{\partial t} \right|_{t=t_0} (t - t_0) \hat{=} \beta_j^1 + \beta_j^2(t_i - t_0) \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

根据式(3)、(5),得式(4)的误差方程为:

$$v_i = L_i - b_i X - \sum_{j=1}^p (\beta_j^1 + \beta_j^2(t_i - t_0)) \quad (6)$$

其次,假设参 X 已知,引入核权函数 $K_h(t)$,利用最小核估计方法,求解 β_j^1 、 β_j^2 的极小值:

$$\sum_{i=1}^n (L_i - b_i X - \sum_{j=1}^p (\beta_j^1 + \beta_j^2(t_i - t_0)))^2 K_h(t_i - t_0) = \min \quad (7)$$

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^[21],对式(7)进行求解,得到 β_j^1 、 β_j^2 的估计值如下:

$$\begin{aligned} & (\hat{\beta}_1^1 \ \hat{\beta}_2^1 \ \dots \ \hat{\beta}_p^1 \ h \hat{\beta}_1^2 \ h \hat{\beta}_2^2 \ \dots \ h \hat{\beta}_p^2)^T \\ & = (D_i^T W_h D_i)^{-1} D_i^T W_h (L - BX) \end{aligned} \quad (8)$$

式中,

$$D_i = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ \frac{t_1 - t_0}{h} & \frac{t_2 - t_0}{h} & \dots & \frac{t_n - t_0}{h} \end{pmatrix}^T,$$

$$W_h = \text{diag}(K_h(t_1 - t_0), \dots, K_h(t_n - t_0)),$$

$K(\cdot)$ 为任意选取的核函数, h 为窗宽参数。在这里,核函数选取

$$K(x) = \begin{cases} (\sin(0.5x) / 0.5x)^2 / \sqrt{2\pi} & x \neq 0 \\ 1 / \sqrt{2\pi} & x = 0 \end{cases}$$

,窗宽参数采用广义交叉核实法(GCV法)^[4,16]选取。由式(5)、(8)得 S 的估计值:

$$\hat{s}_i = D_i (D_i^T W_h D_i)^{-1} D_i^T W_h (L_i - b_i X) \quad (9)$$

将式(9)代入式(6),得到观测值的残差:

$$v_i = L_i - b_i X - D_i (D_i^T W_h D_i)^{-1} D_i^T W_h (L_i - b_i X) \quad (10)$$

最后,利用最小二乘准则,得参数分量 \hat{X} 的估计值如下:

$$\hat{X} = (B^T (I - W)^2 B)^{-1} B^T (I - W)^2 L \quad (11)$$

式中, $W = D_i (D_i^T W_h D_i)^{-1} D_i^T W_h$, 将式(1)代入式(9),即得各周期项改正数的估计值。

在假设参数分量已知的情况下，利用核估计方法，就得到了参数分量和非参数分量的估计值。从式(9)、(11)可以看出，观测值的估计值为 $\hat{L} = B\hat{X} + \hat{S} \triangleq H(h)L$ ，其中 $H(h)$ 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

北斗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。这时，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 δ 的异常值，定义假设检验：

$$\text{零假设: } H_0 E(L) = BX + S \quad (12)$$

$$\text{备选假设: } H_1 E(L) = BX + S + e_i \delta \quad (13)$$

其中 δ 为对应的异常值， e_i 为第 i 行元素为 1，其余行元素为 0 的 n 维列向量。

上述假设检验最为常用的方法就是构造 Score 统计检验量，该方法只需要计算在零假设条件下的未知参数估计值，不需要在复杂的备选假设条件下进行计算，因而得到广泛应用。根据式(13)可构造如下 Score 统计量：

$$SC_i = \left(\frac{\partial L(\theta)}{\partial \delta} \right)^T J^{11} \left(\frac{\partial L(\theta)}{\partial \delta} \right) \sim \chi^2(1) \quad (14)$$

其中 $L(\theta)$ 为式(4)的惩罚对数似然函数，即：

$$L(\theta) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma_0^2) - \frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{j=1, j \neq i}^n (b_j^T X + s_j - L_j)^2 - \frac{1}{2\sigma_0^2} (b_i^T X + s_i + e_i \delta - L_i)^2 \quad (15)$$

$$J = \begin{pmatrix} E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial \delta^2}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial \delta \partial X}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial \delta \partial s}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial \delta \partial \sigma_0^2}\right) \\ E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial X \partial \delta}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 P}{\partial X^2}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial X \partial s}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial s \partial \sigma_0^2}\right) \\ E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial s \partial \delta}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial s \partial X}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial s^2}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial s \partial \sigma_0^2}\right) \\ E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial \sigma_0^2 \partial \delta}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial \sigma_0^2 \partial X}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial \sigma_0^2 \partial s}\right) & E\left(-\frac{\partial^2 L}{\partial (\sigma_0^2)^2}\right) \end{pmatrix}_{\hat{x}, \hat{s}, \hat{\sigma}_0^2}$$

$$= \begin{pmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{21} & J_{22} \end{pmatrix} \quad (16)$$

J 是对应的 Fisher 信息阵， J^{11} 是式(16)中左上角 J_{11} 部分在信息阵逆矩阵 J^{-1} 中相应的子块，由式(15)计算，将相应公式代入式(16)。经过化简，式(14)可以转化为 Score 检验统计量的最简式如下：

$$SC_i = \frac{nv_i^2}{\hat{\sigma}^2 (1 - h_{ii}) (n - \text{tr}(H(h)))} \quad (17)$$

在进行异常值的识别和定位时，给定显著性水平 α ，当 Score 统计检验量 $SC_i > \chi_\alpha^2(1)$ 时，则认为第 i 个观测值含有异常值，否则，我们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，将钟差数据减去半参数钟差预报模型拟合值，得到拟合残差序列 VN 如下：

$$VN = L - LN \quad (18)$$

式中， L 为钟差序列， LN 为半参数钟差预报模型拟合值， VN 为拟合残差。

从式(9)、(11)可以看出，窗宽参数的合理选择对参数分量和非参数分量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，可能会有所不同，就会导致钟差数据存在欠拟合或过度拟合的问题，影响钟差数据拟合的精度。为了解决数据的欠拟合或过度拟合问题，避免单一模型应用的局限性，可以采用支持向量机(SVM)对残差进一步拟合，利用半参数模型求解参数与 SVM 模型拟合残差相结合，提高钟差预报的准确性，解决单一模型可能存在的局限性。这种方法充分利用了 SVM 模型的非线性拟合能力，更好地预测残差数据的变化趋势，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^[22]，利用非线性映射将新的输入数据样本从输入空间映射到多维特征空间中，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 VN ，建立回归函数如下：

$$y' = \sum_{i=1}^n (c_i - c'_i) Q(x_i, x_j) + d \quad (19)$$

式中， c_i ， c'_i 为非负的拉格朗日乘子； $Q(x_i, x_j)$ 为核函数； $d \in R$ 为阈值。对于残差序列 $\{VN_1, VN_2, \dots, VN_n\}$ ， VN_{n+1} 是预测的目标值，选择阶数 m ，建立自相关输入和输出之间的映射关系： $R^m \rightarrow R$ ，得到用于 SVM 模型学习的样本输入矩阵

$$I_1 = \begin{bmatrix} VN_1 & VN_2 & \cdots & VN_m \\ VN_2 & VN_3 & \cdots & VN_{m+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ VN_{n-m} & VN_{n-m+1} & \cdots & VN_{n-1} \end{bmatrix}, \text{ 样本输出矩阵}$$

$O_1 = (VN_{m+1} \quad VN_{m+2} \quad \cdots \quad VN_n)^T$ 。在 SVM 核函数中选取高斯核函数，用来拟合非线性数据，其表达式如下：

$$Q(u, v) = \exp(-r|u - v|^2) \quad (20)$$

其中， u 和 v 是样本向量， r 是高斯核函数的参数，控制着高斯函数的带宽。

则第一步预测为：

$$O_2 = \sum_{i=1}^{n-m} (c_i - c'_i) Q(I_1, O_1) + d \\ = (VN_{m+2} \quad VN_{m+3} \quad \cdots \quad VN_{n+1})^T \quad (21)$$

VN_{n+1} 即为预测得到的 $n+1$ 历元残差预测值。每个历元逐一迭代预测，经推导可得

$$O_p = \sum_{i=1}^{n-m} (c_i - c'_i) Q(I_{p-1}, O_{p-1}) + d \quad (22)$$

按此方法训练模型，根据拟合结果的精度要求选取合适的终止条件，不妨设算法终止条件为收敛精度达到 1×10^{-12} 或迭代次数达到 1000，最终得到 SVM 模型的预测结果 $VNP = \{VNP_{n+1}, VNP_{n+2}, \dots, VNP_{n+p}\}$ 。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，如下式所示：

$$LP = LN + VNP \quad (23)$$

式中， LP 为组合预报模型的钟差预报值； LN 为半参数钟差预报模型的预报值； VNP 为 SVM 模型拟合残差的预报值。

5 Semi-SVM 模型钟差预报流程

本文基于 Semi-SVM 模型卫星钟差预报的流程如图 1 所示，具体内容如下：

1) 对原始钟差相位数据建立半参数钟差模型，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 Score 统计量对钟差数据中的粗差进行识别，从中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) 利用半参数核估计模型进行预报，通过更新系数矩阵 B ，得到半参数钟差预报模型的预报结果 LN ；

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

5) 综合半参数钟差预报模型预报值 LN 与 SVM 模型拟合残差预报值 VNP ，得到最终的钟差预报结果。

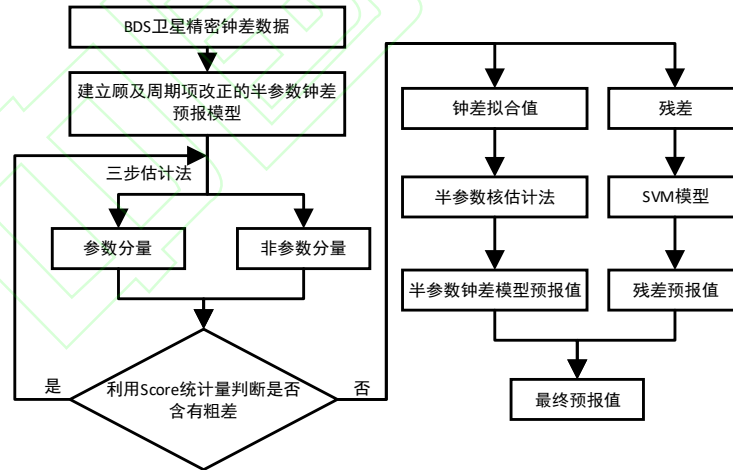


图 1 Semi-SVM 模型钟差预报流程

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

6 算例分析

6.1 数据来源

利用德国地球科学研究中心 (GFZ) 提供的 BDS 卫星钟差数据进行实验，选取 29 颗数据相对完整的 BDS-3 卫星 (24 颗 MEO 卫星、3 颗 I GSO 卫星和 2 颗 GEO 卫星) 进行分析，卫星类型如表 1 所示。数据选取 2022.01.01 至 2022.0

1.04 采样间隔为 5 min 的精密卫星钟差数据进行 1h、6h 和 12h 的短期预报。对于预报结果的评定，选取预报时间段对应的已知精密钟差数据作为参考数据，选用均方根误差 (RMSE) 作为精度评定指标来分析模型的预报精度。

表 1 BDS-3 星载原子钟类型

Tab.1 BDS-3 Spaceborne Atomic Clock Type

星载原子钟类型	PRN
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

星载原子钟受到外部环境、自身因素和地

面监控站的影响,容易产生粗差、跳变等异常情况。本文采用 Score 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。本文对 2022 年 1 月 1 日的钟差数据进行分析,按照式(17)对粗差进行探测。限于篇幅,仅给出 C36 卫星钟差数据的处理结果,其中 Score 统计量的显著性水平 α 选取为 0.01,图 2 表示异常值的探测结果,图 3 表示处理前后的钟差频率数据。

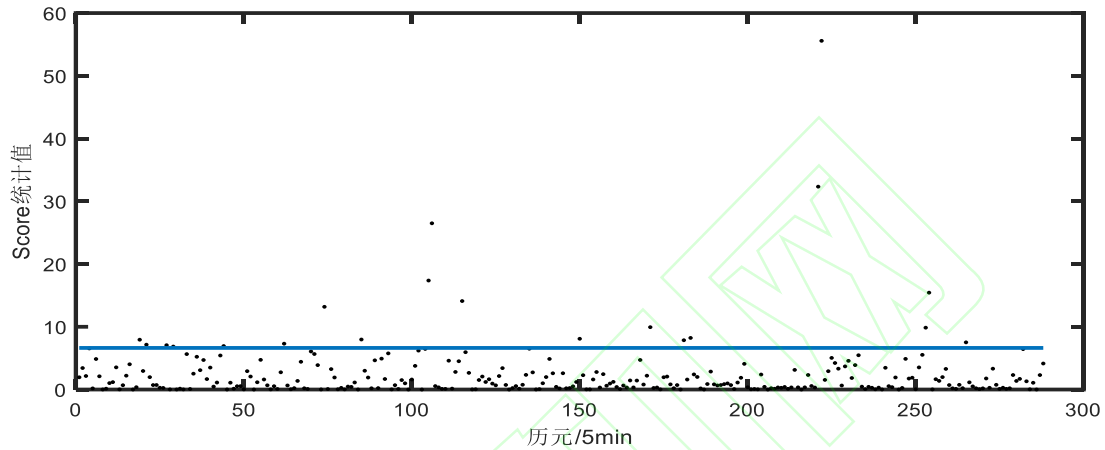


图 2 异常值探测

Fig.2 Outlier Detection

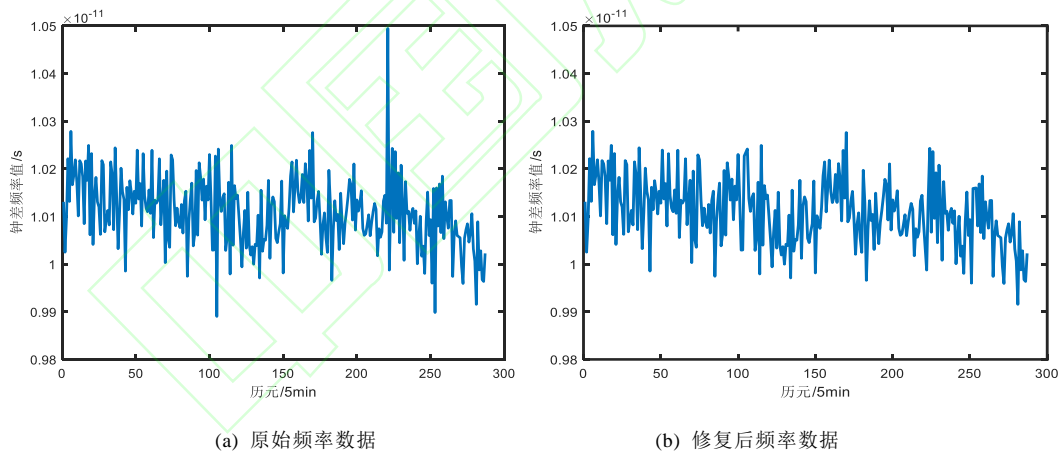


图 3 C36 卫星钟差数据粗差处理前后频率数据

Fig.3 Frequency Data Before and After Gross Error Processing of C36 Satellite Clock Error Data

从图 2 和图 3(a)可以看出,本文的异常值探测方法能够很好的识别出频率数据中的异常峰值点,实现对异常值的识别,修复后的频率数据如图 3 (b) 所示。

利用 Score 检验统计量,对异常数据进行识别,图 4 给出了所有卫星异常数据历元占比的情况,可见对钟差异常数据进行预处理的必要性。

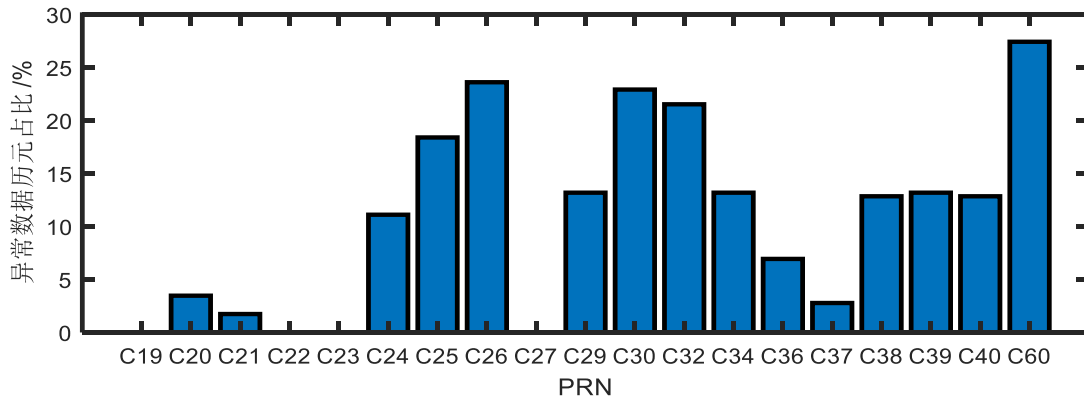


图 4 不同卫星原始钟差数据异常数据历元占比

Fig.4 Percentage of Epoch of Abnormal Data of Original Clock Error Data of Different Satellites

从图 4 可以看出, 对于 C36 卫星, 采样间隔为 5min 的 24h 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粗差的探测和处理, 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提取效果, 利用二次多项式模型(QP)、周期项模型(SA)、半参数模型(Semi)和本文提出的 Semi-SVM 模型对不同卫星的数据进行了拟合, 由于 Score 检

验统计量只能对半参数模型使用, 因此, 二次多项式模型(QP)和周期项模型(SA)均采用中位数(MAD)法进行异常值的探测, 半参数模型采用 Score 检验统计量进行异常值的探测。图 5 表示四种模型的拟合残差序列, 表 2 统计了四种模型拟合精度。从图 5 的 (a) 和 (b) 中可以看出, SA 模型的残差比 QP 模型部分卫星有一定的改进, 但还有部分卫星的残差没有周期项改正, 说明对于这些卫星来说, 模型添加的周期项改正并不是最佳改正, 导致钟差数据中的周期性误差没有被完全剔除, 说明了周期项模型具有一定的局限性。

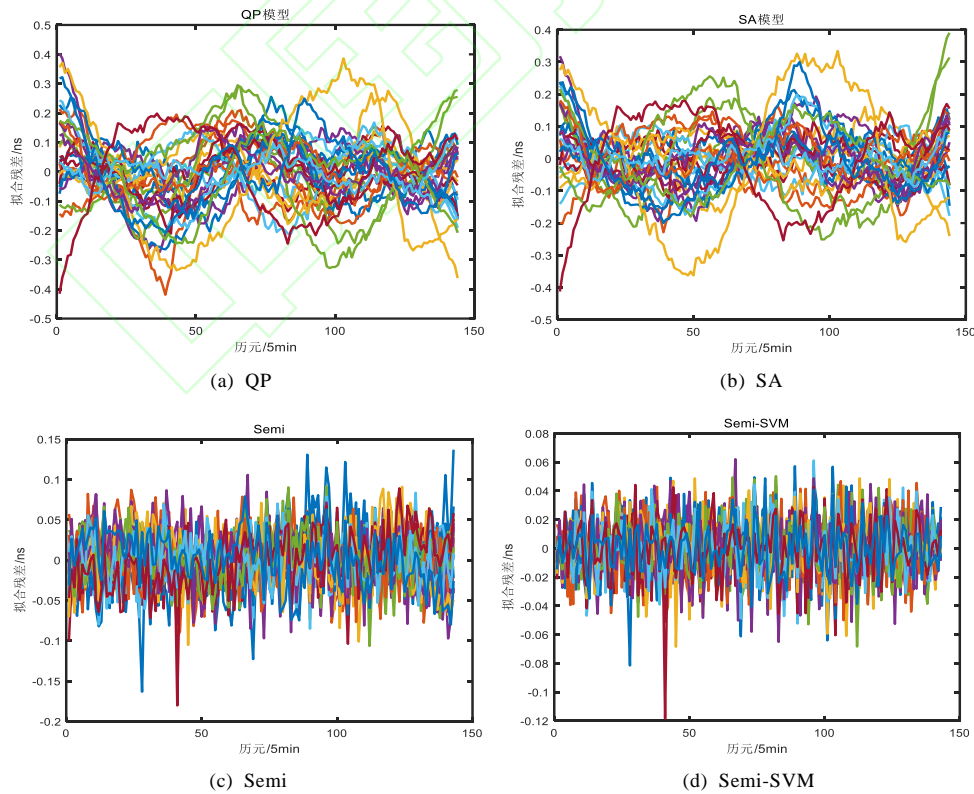


图 5 不同模型拟合残差

Fig.5 Fitting Residuals of Different Models

表 2 各模型拟合精度统计/ns

Tab.2 Statistics of Fitting Accuracy of Each Model/ns

卫星编号	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28
QP	0.1005	0.1541	0.1222	0.1390	0.0620	0.0481	0.0659	0.0744	0.0906	0.0632
SA	0.0542	0.0849	0.0913	0.1200	0.0584	0.0412	0.0384	0.0650	0.0827	0.0398
Semi	0.0335	0.0266	0.0216	0.0248	0.0198	0.0181	0.0200	0.0199	0.0177	0.0208
Semi-SVM	0.0155	0.0143	0.0126	0.0132	0.0129	0.0113	0.0126	0.0120	0.0107	0.0131
	C29	C30	C32	C33	C34	C35	C36	C37	C38	C39
QP	0.0808	0.1556	0.0991	0.0695	0.1376	0.1049	0.0738	0.0810	0.1689	0.1080
SA	0.0701	0.1380	0.0706	0.0558	0.1195	0.0969	0.0635	0.0706	0.1589	0.0988
Semi	0.0210	0.0213	0.0211	0.0207	0.0174	0.0172	0.0166	0.0208	0.0184	0.0174
Semi-SVM	0.0130	0.0118	0.0120	0.0113	0.0098	0.0101	0.0101	0.0130	0.0106	0.0112
	C40	C41	C42	C43	C44	C45	C46	C59	C60	
QP	0.0828	0.0721	0.0604	0.2318	0.0674	0.1203	0.0427	0.1451	0.1273	
SA	0.0605	0.0525	0.0598	0.2250	0.0556	0.0954	0.0337	0.1445	0.1153	
Semi	0.0190	0.0203	0.0197	0.0243	0.0191	0.0168	0.0177	0.0215	0.0220	
Semi-SVM	0.0117	0.0124	0.0125	0.0130	0.0118	0.0099	0.0110	0.0113	0.0107	

从图 5 和表 2 可以看出, Semi-SVM 模型的拟合精度较 QP、SA 和半参数模型有较大提高, 平均拟合精度为 0.0119 ns。经过 Semi 模型拟合后, 拟合残差序列变得更加稳定, Semi-SVM 的组合模型相对 Semi 模型进一步提高了模型分离系统误差的有效性。Semi-SVM 模型综合 Score 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、Semi 和本文的 Semi-SVM 模型分

别进行 1h、6h 和 12h 的短期钟差预报, 预报结果分别与 2022-01-02 的精密卫星钟差数据进行对比, 采用均方根误差 (RMSE) 来评定预报模型的预报精度。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^p (LP_i - L_i)^2 / p} \quad (24)$$

式中, p 为历元数; LP_i 为 i 历元的钟差预报值; L_i 为 i 历元的精密钟差。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 1×10^{-12} 或迭代次数达到 1000。表 3 给出了各模型不同预报时长的预报精度统计。

表 3 各模型预报精度统计/ns

Tab.3 Statistics of Prediction Accuracy of Each Model/ns

卫星编号	预报精度/1h				预报精度/6h				预报精度/12h			
	QP	SA	Semi	Semi-SVM	QP	SA	Semi	Semi-SVM	QP	SA	Semi	Semi-SVM
C19	0.1533	0.0772	0.0953	0.0691	0.7044	1.4983	0.5447	0.0971	1.4996	1.1384	1.1205	0.1293
C20	0.0500	0.1280	0.0585	0.0480	2.5147	1.8768	1.7574	0.0922	1.2472	1.5467	0.6260	0.2350
C21	0.1518	0.1617	0.0826	0.0380	0.5571	0.1533	0.2094	0.1319	1.8241	1.7291	2.1931	0.3390
C22	0.0447	0.0630	0.0374	0.0482	2.3981	1.8023	1.7980	0.3537	0.9591	1.0319	0.4851	0.2008
C23	0.0626	0.0428	0.0385	0.1246	1.7438	1.2053	1.2462	0.1667	0.2069	0.2568	0.1409	0.1026
C24	0.2219	0.0846	0.1429	0.0191	0.3782	0.7352	0.2043	0.2159	0.5267	0.4618	0.3184	0.1125
C25	0.0280	0.0607	0.0236	0.0608	0.7734	0.8880	0.3485	0.3320	0.2155	0.2289	0.2658	0.1901
C26	0.1300	0.0647	0.0871	0.0473	0.4617	0.8051	0.2607	0.1980	0.3067	0.1428	0.2001	0.0930
C27	0.1211	0.1292	0.0563	0.0174	0.3992	0.4115	0.1069	0.3025	0.0967	0.1792	0.0896	0.0583
C28	0.0122	0.1081	0.0140	0.1021	0.2685	0.1500	0.1693	0.0632	0.4601	0.4416	0.2760	0.0603
C29	0.0372	0.0263	0.0411	0.0164	0.8234	0.9340	0.4901	0.0865	0.6367	0.6974	0.8162	0.1258
C30	0.0950	0.0792	0.0678	0.0335	1.3427	0.1634	0.9416	0.0673	0.6171	0.9847	0.1874	0.1869
C32	0.0258	0.0519	0.0152	0.0986	0.7869	0.2462	0.4313	0.2642	1.5880	1.8340	1.9791	0.1267
C33	0.1786	0.1023	0.1259	0.0683	1.1418	1.2745	0.5874	0.1198	2.7708	2.5943	2.4015	0.1015
C34	0.1212	0.0261	0.0822	0.0152	1.0654	0.7874	0.8017	0.2014	0.8791	0.6526	0.3338	0.2580
C35	0.2556	0.2359	0.1689	0.0667	0.6547	0.6659	0.2009	0.3941	2.1045	1.8875	1.8932	0.1178
C36	0.0825	0.0573	0.0412	0.0535	0.5379	0.1384	0.3289	0.0874	0.5343	0.4702	0.3430	0.0507
C37	0.0294	0.0807	0.0463	0.0280	0.8592	0.7509	0.6223	0.1071	0.3002	0.4363	0.1241	0.1028
C38	0.1200	0.0782	0.0794	0.1451	0.5888	0.6033	0.2056	0.4242	0.4030	0.5939	0.5507	0.2572
C39	0.0486	0.0396	0.0504	0.0385	0.4148	0.2318	0.1814	0.1250	2.5100	2.4252	1.3321	0.2110
C40	0.0350	0.0301	0.0198	0.0923	0.2600	0.4315	0.1923	0.0549	1.7415	2.0087	1.2068	0.0917
C41	0.1229	0.0318	0.0783	0.0912	0.9410	0.0995	0.6886	0.1292	0.5134	0.2497	0.3492	0.0694
C42	0.1233	0.2286	0.0466	0.0488	0.4184	0.2802	0.3154	0.2028	0.1352	0.1545	0.1126	0.1557
C43	0.0903	0.0366	0.0592	0.0866	0.2800	0.4291	0.2784	0.2581	0.3245	0.3516	0.2589	0.3804
C44	0.1131	0.0306	0.0706	0.0670	1.3140	0.7351	0.8929	0.1000	0.6683	0.6576	0.4066	0.0720
C45	0.1543	0.1425	0.1164	0.0714	0.2646	0.2722	0.1953	0.2731	1.0141	0.7077	0.9569	0.2859
C46	0.0744	0.0447	0.0371	0.0428	0.8174	1.1993	0.8106	0.2517	1.8616	1.8806	1.6965	0.0557
C59	0.2139	0.2334	0.0559	0.0296	2.0881	1.6644	1.6430	0.1390	2.2835	2.2523	1.6025	0.2498
C60	0.0130	0.0818	0.0124	0.0882	1.5118	1.3006	1.3175	0.1861	3.3931	3.2189	2.6850	0.3203
Mean	0.1003	0.0882	0.0638	0.0596	0.9072	0.7494	0.6128	0.1871	1.0904	1.0764	0.8604	0.1635

由表 4 可以看出, 周期项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二次多项式模型有所提高, 部分

卫星在加入周期项改正后预报精度变差, 就说明加入周期项改正不合适, 造成模型的过拟合。与二次多项式模型、周期项模型和半参数等模

型相比, 本文提出的 Semi-SVM 模型的预报精度有较大的提高, 其中 Semi-SVM 模型的 1h、6h、12h 平均预报精度较二次多项式模型提升 40.5%、78.8%、85.0%。与周期项模型的预报精度对比, Semi-SVM 模型在 1h、6h、12h 平均预

报精度提升 32.4%、75.0%、84.8%。与半参数模型相比, 提升 12.2%、69.4%、80.9%。

为了更加清楚的比较预报效果, 四种模型预报 RMSE 柱状图如图 6 所示。

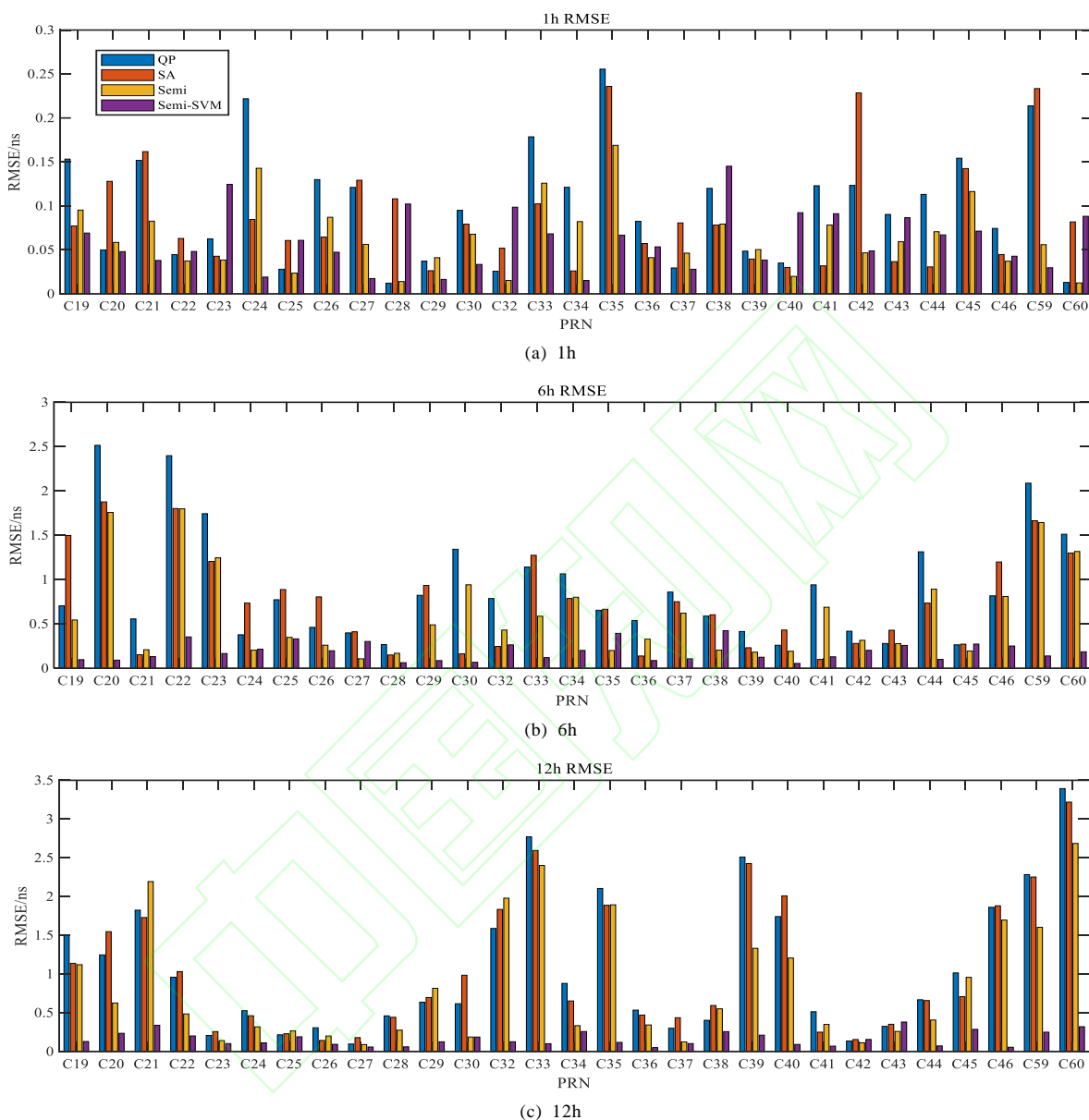


图 6 不同模型不同时长预报精度统计

Fig.6 Prediction Accuracy Statistics of Different Models in Different Time Lengths

由图 6 可以看出, 预报 1 h、6 h 和 12 h 时, 二次多项式模型和周期项模型的钟差预报精度相当, Semi 模型精度较前两种明显提高, 而 Semi-SVM 模型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三种模型, 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长时的预报效果, 将 QP、SA、Semi、Semi-SVM 等四种模型在不同长时的预报残差表示为图 7、图 8、图 9、图 10:

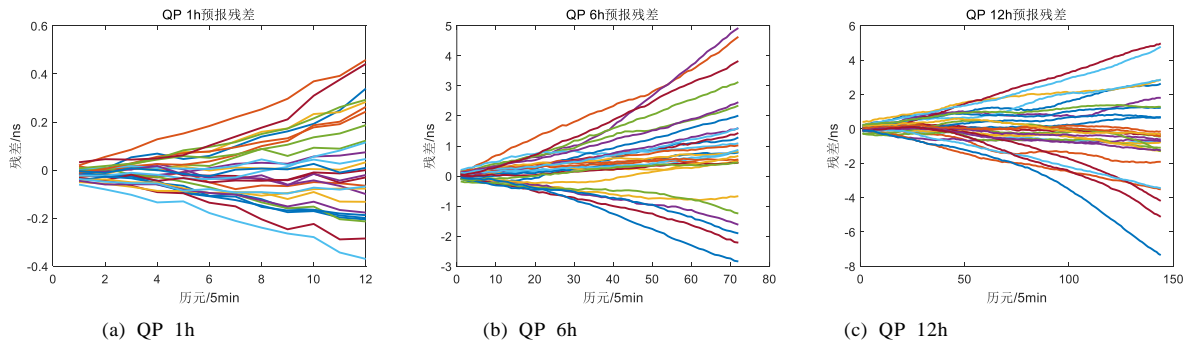


图 7 QP 模型不同时长预报残差

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

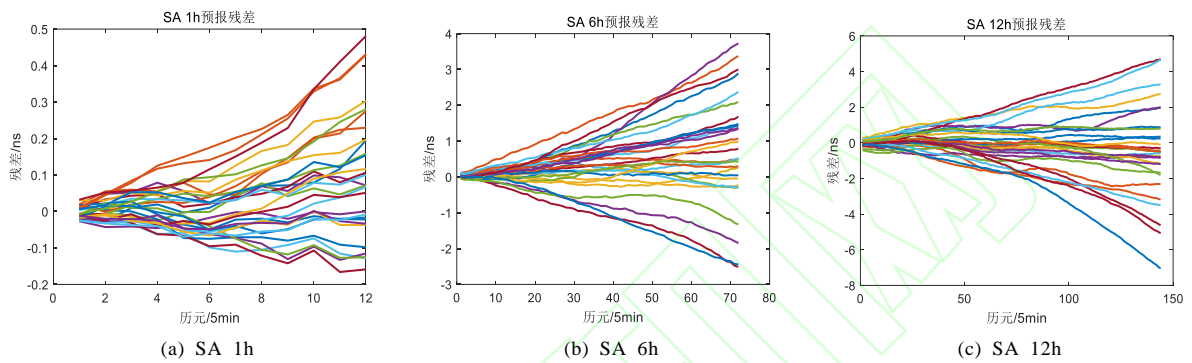


图 8 SA 模型不同时长预报残差

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

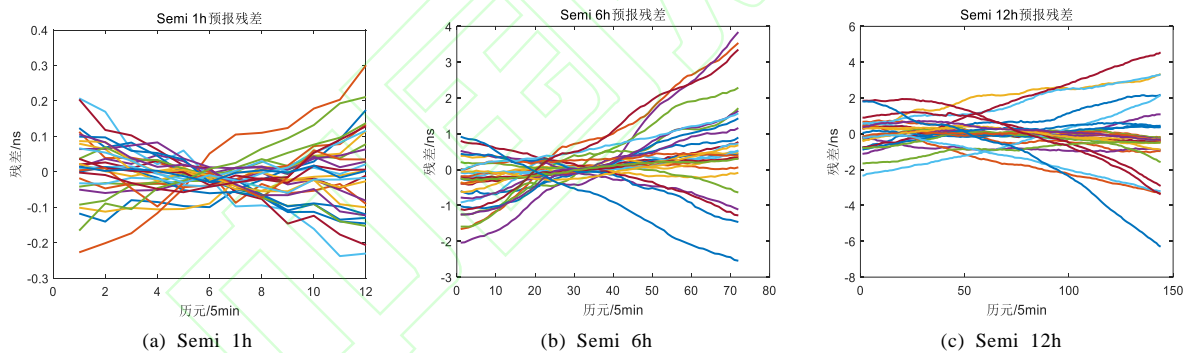


图 9 Semi 模型不同时长预报残差

Fig.9 Prediction Residuals of Semi Model in Different Time Lengths

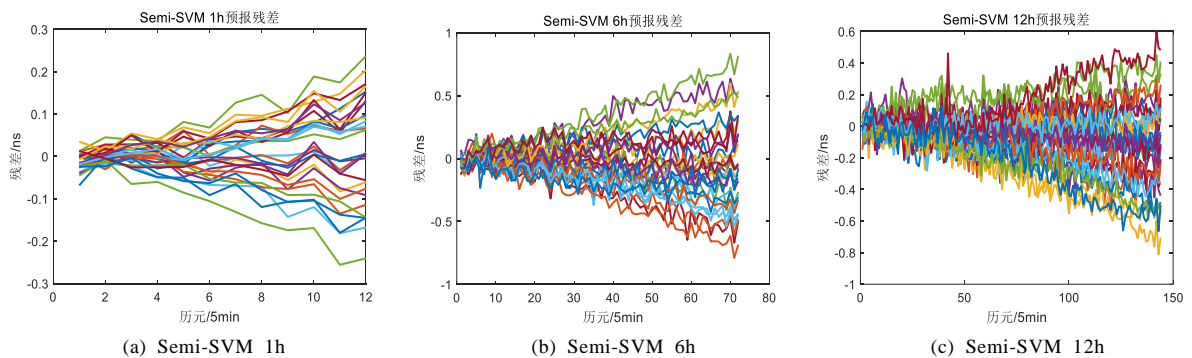


图 10 Semi-SVM 模型不同时长预报残差

Fig.10 Prediction Residuals of Semi-SVM Model in Different Time Lengths

由图 7 至图 10 可以看出，随着预报时长的增加，模型的预报精度会下降，这是由于随着时

间的增加,误差累积会越来越大。从图 7 和图 8 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 9 可知, SVM 模型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 10 可知, Semi-SVM 模型的发散趋势相对 Semi 进一步减小,精度变化较小,表现出更好的稳定性。

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 年 1 月 1 日-2022 年 1 月 3 日的钟差数据进行拟合,预报 1h、3h、6h、12h 与 24h 的钟差数据,将预报结果与 2022 年 1 月 4 日的精密卫星钟差数据进行对比。表 4 给出了多天预报时四种模型的精度统计结果,精度指标采用平均均方根误差。

表 4 各模型预报误差平均均方根统计/ns

Tab.4 Statistics of Prediction Accuracy in Average

RMSE of Each Model/ns					
Model	1h	3h	6h	12h	24h
QP	0.1012	0.3921	0.9172	1.1334	2.0318
SA	0.0871	0.3783	0.7294	1.0547	2.0176
Semi	0.0616	0.2315	0.6028	0.8604	1.7331
Semi-SVM	0.0624	0.1403	0.2624	0.1945	0.4868

由表 4 可以看出,随着预报时长的增加, Semi-SVM 模型的预报效果较其他三种模型稳定性更好,预报精度较二次多项式模型、周期项模型和半参数模型均有很大提高。以 24 小时预报为例, QP、SA 和 Semi 等模型的预报效果相对较差,预报精度均超过 1ns 以上,当采用 Semi-SVM 模型进行预报时,卫星的预报精度稳定在 0.5ns 以内,预报效果较其他三种模型提高较为显著。根据多天预报的结果,进一步说明了本文预报方法的适用性。

7 结论

为了更好的处理钟差数据,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,将参数分量和非参数分量的解算同时考虑,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,减弱窗宽参数的影响,利用三步估计方法求解模型的参数分量和非参数分量估计值,提高估计值的精度。并与支持向量机模型相结合,对优化后的残差进一步拟合,提高拟合精度,提出了新的钟差数据处理方法。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) 卫星原子钟的特性使其受到复杂的空间环境因素的显著影响,导致生成的钟差序列呈现非平稳变化。这种复杂性采用单一的钟差预测模型存在一定的限制。半参数组合模型在分离钟差模型的参数分量和非参数分量的同时,

利用支持向量机对模型的拟合残差进行预报。该方法在提高钟差模型的鲁棒性方面表现出色,能为实时 PPP 用户提供有效的产品保障。

2) 半参数组合模型在处理卫星钟差数据中的周期项问题上具有一定的优势。通过对周期项的建模和残差拟合,它能够提高钟差预报的精度,减少误差累积。通过和 QP、SA 和 Semi 不同模型的在 3 种不同时长的预报性能比较,算法都呈现出此算法的优越性。尤其是在时间相对较长的 12h 和 24h 时效果更为显著,累计误差的增加相对平缓。

3) 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的影响,本文提出的方法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] Yang Yufei, Yang Yuanxi, Chen Jinping, et al. Pseudo-stable Constellation Bias Error of BDS-3 and Its High-precision BDS-3 Prediction[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*,2021,50(12), 1728-1737.(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.)
- [2] Liu Lu, Guo Jinyun, Zhou Maosheng, et al. Accuracy Analysis of GNSS Broadcast Ephemeris Orbit and Clock Offset[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,2022,47(07),1122-1132.(刘路,郭金运,周茂盛,等.GNSS 广播星历轨道和钟差精度分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2022,47(07):1122-1132.)
- [3] 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(01):53-59.(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(01):53-59.)
- [4] Li Wentao,Yan Xiong,Pan Xiong,et al.Abnormal Data Detection and Process by Using BDS Satellite Offset Semiparametric Adjustment Model[J].*Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020,49(01):55-64.(李文涛,颜雄,潘雄,等.BDS 卫星钟差半参数平差模型异常数据探测与处理[J].测绘学报,2020,49(01):55-64.)

- [5] Yao Yibin, Yang Yuanxi, Sun Heping, et al. Geodesy Discipline: Progress and Perspective[J]. *Journal of Geodesy and Geoinformation Science*, 2021, 4(4): 1-10.
- [6] Yang, Y., Mao, Y. & Sun, B. Basic performance and future developments of BeiDou global navigation satellite system[J]. *Satellite Navigation*, 2020, 1(1): 1-11.
- [7] Yan Xiong, Li Wentao, Yang Yufeng, et al. BDS Satellite Clock Offset Prediction Based on A Semiparametric Adjustment Model Considering Errors[J]. *Satellite Navigation*, 2020, 1(1): 15-21
- [8] Yang Yufeng, Pan Xiong, Qing Chenxin, et al. Detection and Repair of BDS Satellite Clock Error Anomaly Based on Semi-parametric Mean Shift Model[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(08): 47-54. (杨玉锋, 潘雄, 卿晨昕, 等. 基于半参数均值漂移模型的 BDS 卫星钟差异常探测与修复 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(08): 47-54.)
- [9] Huang Bohua, Yang Bohang H, Li Xirui, et al. Prediction of Navigation Satellite Clock Bias Considering Structure Characteristics of Single Difference Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(8): 1161-1169. (黄博华, 杨勃航, 李锡瑞, 等. 顾及一次差分数据结构特征的钟差预报模型[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2021, 46(8): 1161-1169.)
- [10] Mao Ya, Wang Qianxin, Hu Chao, et al. Analysis of the Characterization for BDS-3 Satellite Clock Error[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(1): 0053-0061. (毛亚, 王潜心, 胡超, 等. BDS-3 卫星钟差特性分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(1): 0053-0061.)
- [11] Tian Jie. GPS/BDS Atomic Clock Performance Analysis and Clock Offset Prediction Model [D]. Xi'an: Chang'an University, 2015. (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.)
- [12] Mei Changsong, Huang Haijun, Jiang Ke, et al. Discrete GM(1,1) Based on Sequence of Stepwise Ratio in the Application of the Aatellite Clock Bias Prediction[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(08): 1154-1160. (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(08): 1154-1160.)
- [13] Li Chenglong, Chen Xihong, Liu Jiye, et al. Predicting Satellite Clock Offset Using Grey System with Adaptive TS-IPSO Optimization[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(06): 854-859. (李成龙, 陈西宏, 刘继业, 等. 利用自适应 TS-IPSO 优化的灰色系统预报卫星钟差[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(06): 854-859.)
- [14] Huang Guanwen, Cui Bobin, Zhang Qin, et al. An Improved Predicted Model for BDS Ultra-Rapid Satellite Clock Offsets[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(1): 60.
- [15] Greenhall C A. A Kalman Filter Clock Ensemble Algorithm that Admits Measurement Noise[J]. *Metrologia*, 2006, 43(43): 311-321.
- [16] Huang Guanwen, Cui Bobin, Zhang Qin, Real Time Clock Offset Prediction Model with Periodic and Neural Network Corrections [J]. *Journal of Astronautics*, 2018, 39(1): 83-88. (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.)
- [17] Li Wentao, Bian Shaofeng, Pan Xiong, 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(09): 1080-1088. (李文涛, 边少锋, 潘雄, 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(09): 1080-1088)
- [18] Wang X, Chai H, Wang C. A high-precision short-term prediction method with stable performance for satellite clock bias[J]. *GPS Solutions*, 2020, 24(4): 105.
- [19] He S, Liu J, Zhu X, 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.
- [20] Ai Qingsong, Xu Tianhe, Sun Dawei, et al. The Prediction of BeiDou Satellite Clock Bias Based Point Deviation Correction[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2016, 45(S2)132-138. (艾青松, 徐天河, 孙大伟, 等. 顾及周期项误差和起点偏差修正的北斗卫星钟差预报 [J]. 测绘学报, 2016, 45(S2)132-138.)
- [21] Qiu Fengqin, Pan Xiong, Luo Xiaomin, et al. Global Ionospheric TEC Prediction Model Integrated with

Semiparametric Kernel Estimation and A Autoregressive Compensation[J].*Chinese J. Geophys.(in Chinese)*,2021,64(09):3021-3029.(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(09):3021-3029.)

[22] Gao W, Li Z, Chen Q, 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.

网络首发:

标题: 半参数变系数与支持向量机组合模型的 BDS-3 钟差短期预报算法研究

作者: 潘雄, 黄伟凯, 王聪, 赵万卓, 金丽宏

收稿日期: 2023-12-18

DOI:10.13203/j.whugis20220787

引用格式:

潘雄, 黄伟凯, 王聪, 等. 半参数变系数与支持向量机组合模型的 BDS-3 钟差短期预报算法研究[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20220787 (PAN Xiong, HUANG Weikai, WANG Cong, et al. BDS-3 Clock Error Short-Term Prediction Algorithm Based on Semi-Parametric-Varying-Coefficient-SVM Combined Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20220787)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

GNSS 接收机伪距偏差确定方法及其对定位的影响

耿涛, 李钟兴, 谢新, 马壮, 赵齐乐

武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(7): 1134-1145.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210276>

北斗三号 PPP-B2b 服务性能评估

宋伟伟, 赵新科, 楼益栋, 孙唯彬, 赵正予

武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(3): 408-415.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200686>

BDS-3/GNSS 非组合精密单点定位

曹新运, 沈飞, 李建成, 张守建

武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(1): 92-100.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210198>