



# 一种新的北斗卫星钟差预处理方法

王 旭<sup>1,2</sup> 柴洪洲<sup>2</sup> 种 洋<sup>3</sup> 李金生<sup>4</sup>

1 辽宁科技大学资源与土木工程学院,辽宁 本溪,117004

2 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450001

3 军事科学院,北京,100091

4 辽宁生态工程职业学院测绘工程学院,辽宁 沈阳,110101

**摘要:**为了提高卫星钟差预报的精度,针对钟差数据中量级较小的误差,提出了一种基于中位数的小波阈值法钟差数据预处理策略。首先,利用小波阈值方法将钟差数据进行分解,得到分解后的高频系数和低频系数。然后,利用中位数法处理各层影响阈值设置的高频系数,通过处理后的高频系数计算阈值,从而提高小波阈值法剔除小异常值的能力。最后,用北斗二号卫星钟差数据进行了验证,结果表明,利用所提方法处理后的钟差数据建模,小波神经网络(wavelet neural network, WNN)模型预报的精度提高约 14.1%,预报稳定性提高约 19.7%。该方法可以有效剔除钟差历史观测序列中量级较小的误差,改善钟差数据质量,从而提高模型钟差预报的精度。

**关键词:**卫星钟差;中位数;小波阈值法;小波神经网络;预报

中图分类号:P228

文献标志码:A

钟差建模与预报的相关研究主要是以卫星钟差(相位)数据为支撑而开展的。可靠有效的卫星钟差数据是实现高精度卫星钟差建模与预报的前提和基础<sup>[1]</sup>。由于星载原子钟在卫星高速运动过程中会出现钟切换、调相或调频等操作,同时还会受到外部环境及星载钟自身等多种不确定因素的影响,在获取的原始钟差数据中常会出现跳变、粗差和间断等异常情况,有时在测量中还会出现无数据段的现象。如果用这样的数据进行数据分析与建模预报,会大大影响数据分析与建模预报的质量,所以使用钟差数据之前,合理有效的数据预处理是非常必要的步骤<sup>[2]</sup>。

目前,针对钟差数据预处理给出了不同形式的多种策略。对于钟差数据的其他异常情况(跳变、数据间断、无数据段等),现有的策略和处理方法已相对完善和有效<sup>[3]</sup>。而针对卫星钟差数据所含粗差等异常值处理方面,一些学者也提出了许多解决方法。常用的方法有中位数方法<sup>[4]</sup>、抗差估计方法<sup>[5]</sup>、贝叶斯(Bayesian)方法<sup>[6]</sup>、小波分析探测法<sup>[7]</sup>等。其中,中位数方法是当前使用最

为广泛的一种粗差探测方法。但是该方法虽可有效探测出超出阈值的异常值,却不具备探测偏离真值但仍在阈值内的数据的能力<sup>[8]</sup>,很难剔除钟差中量级较小的异常值。而小波阈值法具有多分辨率分析的特点,可以有效探测出数据中量级较小的异常值<sup>[9]</sup>,但是较小异常值的剔除与有效阈值的设置有很大关系<sup>[10]</sup>。因此,本文针对钟差数据中量级较小的异常值处理的问题,提出了一种小波阈值法<sup>[11]</sup>与中位数方法结合的钟差预处理策略,其基本思想为:利用中位数方法处理小波分解后各层的高频系数,将影响阈值设定的较大高频系数剔除并用内插方法恢复,利用处理后的高频系数计算各层阈值,提高小波阈值法剔除小异常值的能力。利用本文提出的方法对北斗导航系统(BeiDou navigation satellite system, BDS)的超快速钟差数据进行实验处理,计算结果表明本文提出的卫星钟差处理方法能够有效处理钟差数据中的量级较小的误差,同时利用处理后的钟差数据建模能够有效提高卫星钟差预报的精度。

收稿日期:2020-05-16

项目资助:国家自然科学基金(41574010,41604013);辽宁省教育厅高等学校基本科研项目(lkym202208)。

第一作者:王旭,博士,讲师,研究方向为测量数据处理理论与方法。wangxu19830411@126.com

通讯作者:种洋,博士,助理研究员。chongyang\_geodesy@outlook.com

## 1 新的钟差预处理策略

### 1.1 基于中位数的粗差探测

原子钟相位数据和频率数据不仅会出现异常值,而且其数据本身也不服从正态分布,因此,采用传统的粗差探测方法对其进行处理并不适合。目前,主要采用基于中位数的粗差探测方法剔除钟差数据中较大的异常值。中位数方法的思路是:将频率数据  $y_i$  与频率数据序列的中数  $m$  加上中位数  $K$  的若干倍之和相比较<sup>[7]</sup>,若钟差频率数据满足:

$$|y_i| > (m + n \times K) \quad (1)$$

式中,  $m = \text{median}(y_i)$ , 表示频率数据序列  $y_i$  的中数或者是中值;  $K = \text{median}\{(y_i - m)/0.6745\}$ ;  $n$  表示中位数  $K$  的若干倍。此时就认为该值是粗差点,同时剔除该值,然后用内插方法来内插出该数值。

### 1.2 基于中位数的小波阈值法钟差预处理策略

小波阈值法<sup>[12]</sup>的基本思想为:当小波系数小于某个临界阈值时,认为这时的小波系数主要是由噪声引起的,应该舍弃;当小波系数大于这个临界阈值时,认为这时的小波系数主要是由信号引起的,那么就把这一部分的小波系数按某一个固定量向零收缩(软阈值方法),用新的小波系数进行小波重构得到去噪后信号。小波阈值法工作流程详见文献[12],本文主要详细说明基于中位数的小波阈值法预处理策略,其基本思路是:首先,利用小波分析对钟差数据进行多层次分解得到各层的高频系数,利用中位数法对各层较大的高频系数进行剔除,并用内插方法内插出剔除的高频系数;然后,利用处理后的高频系数计算各层阈值并进行阈值化处理,得到处理后的高频系数;然后,将高频系数与低频系数重构即得到最终“干净”的钟差序列。其基本步骤如下:

1) 小波分解。选择一种小波函数,对变化率数据进行  $M$  层分解,得到低频系数和各层高频系数。

在小波函数的选择上,选择适合非线性钟差数据的 Daubechies(db6)<sup>[13]</sup> 小波函数,并利用文献[14]中的方法确定分解层数。

2) 处理高频系数。利用中位数方法对较大的高频系数进行处理。首先将每层的高频系数  $d_{j,k}$  与高频系数序列的中数  $m$  加上中位数  $K$  的若干倍之和相比较,若高频系数满足:

$$|d_{j,k}| > (m + n \times K) \quad (2)$$

就认为该高频系数对应的就是较大的峰值,同时剔除该高频系数;然后用三次分段样条内插方法<sup>[2]</sup> 来内插剔除的数据;再对处理后的高频系数  $d_{j,k}$  计算每层噪声的估计方差  $\sigma$ ,在此基础上计算各层的阈值  $\lambda$ ,计算公式为<sup>[14]</sup>:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \lg N} \quad (3)$$

式中,  $N$  为高频系数个数。

3) 阈值化处理。选择阈值函数对分解后的小波高频系数进行估计,阈值函数体现了对小波分解后各层系数处理的策略。本文选用软阈值函数估计小波系数<sup>[15]</sup>,其表达式为:

$$\hat{d}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(d_{j,k}) \cdot (|d_{j,k}| - \lambda), & |d_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |d_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $d_{j,k}$  为小波系数;  $\hat{d}_{j,k}$  为估计小波系数;  $j$  为分解层数;  $k$  为第  $j$  层上第  $k$  个小波系数;  $\lambda$  为阈值。式(4)的含义就是把信号分解后得到的小波系数的绝对值与给定的阈值进行比较,其策略是小于给定阈值的变为 0, 大于阈值的系数变为该系数与阈值的差值,并保持符号不变。

4) 小波重构。将处理后的高频系数和低频系数进行小波重构,得到最终“干净”的钟差序列。

## 2 钟差预处理实验与分析

本文使用武汉大学卫星导航定位技术研究中心提供的 15 min 采样间隔的 BDS 超快速钟差产品,该产品包含地球静止轨道(geostationary orbit, GEO) C01~C05、倾斜地球同步轨道(inclined GEO synchronous orbit, IGSO) C06~C10 以及中圆地球轨道(middle Earth orbit, MEO) C11~C14 共 14 颗 BDS 卫星的钟差数据。此外,武汉大学产品包含 48 h 钟差数据,其中前 24 h 钟差数据为超快速实测钟差产品,后 24 h 钟差数据为通过实测数据建模预报得到的超快速预报钟差产品<sup>[16]</sup>。本文实验选取该时间段内数据连续、完整的所有在轨卫星(C03 和 C05 卫星数据不完整)进行实验分析。

### 2.1 建模精度分析

为了验证本文提出的钟差处理策略的有效性,选择 C01、C08、C13 这 3 颗 BDS 卫星进行实验,这 3 颗卫星覆盖了 BDS 3 种轨道类型。首先,分别利用小波阈值算法以及本文提出的处理策略对 3 颗卫星超快速实测钟差数据进行预处理,以对应时间段的 BDS 精密钟差值为真值,采用信

噪比(signal-to-noise ratio, SNR)和均方根误差(root-mean-square error, RMSE)来评价数据预处理效果(信噪比越大,均方误差越小,预处理的效果越好)。其中,SNR的计算公式为<sup>[15]</sup>:

$$\text{SNR} = 10 \times \lg \left\{ \frac{\sum_{t=1}^T v^2(t)}{\sum_{t=1}^T [v(t) - u(t)]^2} \right\} \quad (5)$$

式中,  $v(t)$ 为处理后的钟差数据;  $u(t)$ 为精密钟差值。然后用预处理后的钟差数据分别通过小波神经网络(wavelet neural network, WNN)建模<sup>[4]</sup>预报卫星钟差,利用RMSE来评价预报的精度;利用最大误差与最小误差之差的绝对值Range评价模型预报的稳定性<sup>[17]</sup>。图1给出了3颗卫星的钟差相位和一次差分数据。

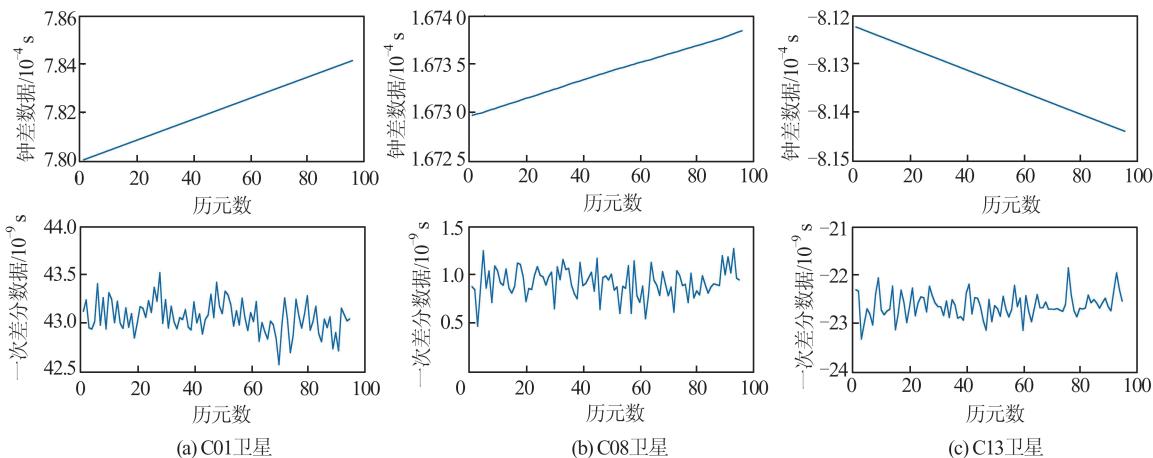


图1 3颗卫星的钟差数据及其对应的一次差分数据

Fig. 1 Clock Bias Data of 3 Satellites and Their Corresponding Primary Difference Data

由图1可知,短时间段的卫星钟差数据中不存在较为显著的数据异常(包括数据粗差、数据间断及数据跳变)。相比于钟差相位数据,一次差分数据序列中出现异常值时会出现峰值,可以放大钟差数据中量级较小的误差,便于小误差的识别。此外,3颗卫星钟差进行一次差分后出现

了很多峰值,如果用含有大量小误差的数据进行建模预报钟差数据,会影响预报的精度,所以在建模之前对钟差数据中含有小误差进行剔除是很有必要的。为了更好地分析本文方法对钟差数据处理的效果,用钟差一次差分图来分析3颗卫星钟差数据处理后的效果(见图2)。

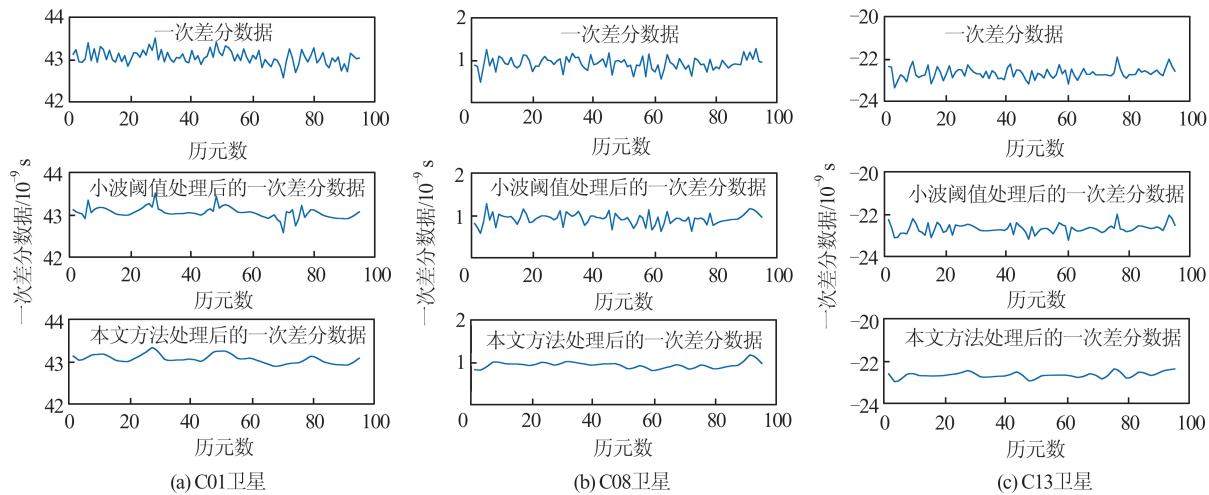


图2 小波阈值法和本文方法预处理效果图

Fig. 2 Effect of Preprocessing with Wavelet Threshold and the Proposed Method

从图2中可以很明显地看出,小波阈值算法经过频率域处理能够很好地将相对较小的峰值点处理掉,但是不能准确地剔除相对较大峰值

点。这是由于在计算每层阈值时,较大误差的影响会使每层计算的噪声方差变小,从而计算的阈值会变小,不能探测出一些代表较大误差值的高

频系数;而本文方法预处理策略是先将代表较大误差的高频系数剔除,再用内插的方法来补充该点的高频系数,然后根据处理后的高频系数计算每层阈值。这样处理后既能有效剔除较大误差,又能很好地抑制较小的误差,更好地净化数据。表 1 给出了使用两种方法对 3 颗卫星钟差预处理后的 SNR 和 RMSE 统计值。

从表 1 中可以看出,本文方法得到的 SNR 均大于小波阈值方法,同时该方法得到的 RMSE 均小于小波阈值方法。总体来看,本文方法预处理的效果要优于小波阈值方法。

## 2.2 预报精度分析

为了验证本文方法的有效性,先采用小波阈值法和本文方法对北斗超快速钟差实测数据进

行预处理,再利用 WNN 对处理后的钟差数据建模,预报接下来 24 h 的钟差。两种预处理方法后的 WNN 模型分别记做 W-WNN 和 new-WNN。图 3 给出了 WNN、W-WNN 和 new-WNN 3 种模型在 24 h 预报时长下所有卫星预报的精度。

表 1 小波阈值法和本文方法预处理后的统计值

Tab.1 Statistics of Preprocess Results of Wavelet Threshold and the Proposed Methods

卫星钟	小波阈值法		本文方法	
	SNR/dB	RMSE/ns	SNR/dB	RMSE/ns
C01	110.451	0.043	111.465	0.029
C08	101.805	0.025	102.684	0.017
C13	113.349	0.032	114.647	0.021

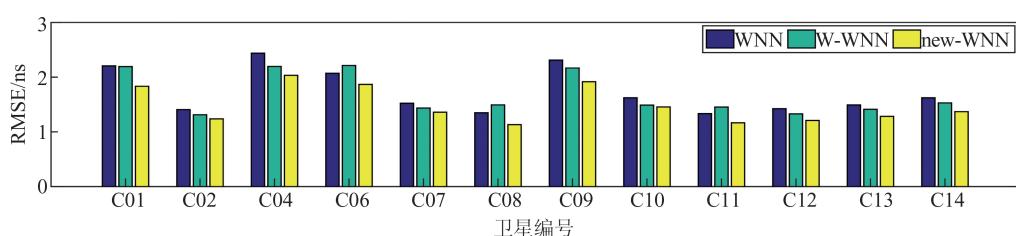


图 3 3 种模型在 24 h 预报时长下所有卫星预报的精度

Fig.3 Prediction Accuracy of All Satellites Under 24 h Predicting Time Lengths by 3 Models

从图 3 中可以看出,3 种模型中,WNN 预报的精度最差,而 new-WNN 模型预报的精度最优。同时发现,C04、C06、C09 这 3 颗卫星预报精度较差。为了定量地对比 3 种模型预报精度,表 2 给出了不同类型轨道的所有卫星钟使用 3 种模型预报的平均精度统计值。“平均值”含义是所有卫星预报结果 RMSE 和 Range 的平均统计值。

表 2 WNN、W-WNN、new-WNN 3 种模型预报效果

统计值/ns

Tab.2 Statistics of Prediction Results of WNN, W-WNN and new-WNN Models/ns

卫星轨道 类型	WNN 模型		W-WNN 模型		new-WNN 模型	
	RMSE	Range	RMSE	Range	RMSE	Range
GEO 卫星	2.017	2.124	1.900	1.971	1.744	1.621
IGSO 卫星	1.775	2.407	1.759	2.334	1.549	2.053
MEO 卫星	1.468	1.334	1.430	1.361	1.194	1.133
平均值	1.733	1.979	1.685	1.919	1.488	1.589

从表 2 中可以看出,总体上,new-WNN 模型预报效果要好于 WNN 和 W-WNN 模型,相比于这两种模型,new-WNN 模型预报的精度分别提高了约 14.1% 和 11.7%,而预报的稳定性分别提

高了约 19.7% 和 17.2%。这说明通过对钟差数据进行预处理剔除了钟差数据中含有的误差,可以有效地提高 WNN 模型钟差预报的精度。同时发现,在对 IGSO 和 MEO 两类轨道卫星预报时,W-WNN 模型预报的效果较 WNN 并不明显,这证明了本文提出的钟差预处理方法要更优于小波阈值方法。另外,3 种预报模型对 MEO 轨道的卫星预报的平均精度和稳定性优于其他两类轨道卫星。这是因为 MEO 轨道卫星钟差数据的精度优于 IGSO 和 GEO 两类轨道卫星<sup>[18]</sup>。所以,使用较高精度钟差数据建模的 MEO 轨道卫星,会得到优于其他两类轨道卫星的预报精度。

为了进一步验证 new-WNN 模型的预报性能,使用超快速钟差实测产品 24 h 钟差数据进行建模,预报接下来 24 h 的钟差,并将预报效果与超快速钟差预报产品进行对比分析。图 4 给出了 14 颗卫星 new-WNN 和超快速钟差预报产品 24 h 钟差的预报精度。

从图 4 中可以看出,14 颗卫星在使用 new-WNN 模型进行钟差 24 h 预报时,得到的预报结果优于钟差预报产品。为了充分说明本文方法的优势,表 3 给出了 14 颗卫星使用 new-WNN 和钟差预报产品 24 h 钟差预报结果的统计情况。

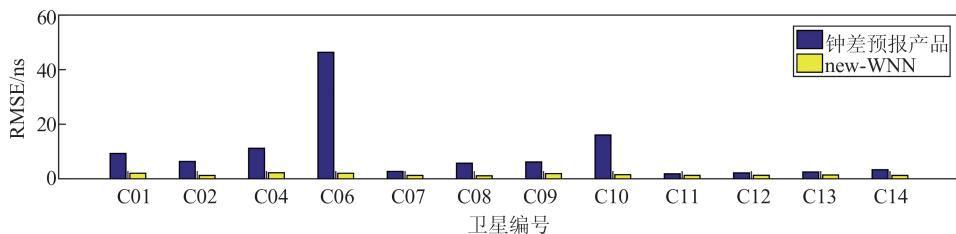


图4 14颗卫星使用两种模型的预报精度  
Fig. 4 Prediction Precisions of 14 Satellites by Two Models

表3 new-WNN和预报产品两种模型预报结果RMSE和Range统计值/ns

Tab.4 Statistics of Prediction RMSE and Range Results of new-WNN Model and Prediction Products/ns

模型	钟差预报产品		new-WNN 模型		
	轨道类型	RMSE	Range	RMSE	Range
GEO卫星	8.944	15.256	1.744	1.621	
IGSO卫星	15.398	28.231	1.549	2.053	
MEO卫星	2.452	3.411	1.194	1.133	
平均值	9.469	16.714	1.483	1.589	

从表3中可以看出,总体上,new-WNN模型预报的精度和稳定性均明显优于预报产品。相比于钟差预报产品,new-WNN模型预报的平均精度和稳定性分别提高了约84.3%和90.5%。同时发现,对于GEO和IGSO这两类轨道卫星而言,使用new-WNN模型后,预报精度和稳定性提高的幅度要远大于MEO轨道卫星。这说明采用本文提出的预处理方法可以有效改善GEO和IGSO这两类轨道卫星钟差数据的质量,从而提高WNN模型对这两类轨道卫星的预报效果。

### 3 结语

为了提高导航卫星钟差预报的精度,本文提出了一种基于中位数法的小波阈值钟差数据预处理方法,该方法能够有效地剔除经典粗差探测方法很难剔除的量级较小的误差,提高钟差预报建模数据的质量。该方法不但可以提高WNN模型预报的精度,还使模型具有较长时间预报钟差的能力,并且预报的精度优于北斗超快速预报钟差产品,一定程度丰富了现有的卫星钟差数据质量控制方法。

### 参考文献

- [1] Mosavi M R, Shafiee F. Narrowband Interference Suppression for GPS Navigation Using Neural Networks[J]. *GPS Solutions*, 2016, 20(3): 341-351
- [2] Wang Yupu, Lü Zhiping, Zhou Haitao, et al. Satel-
- [3] Li X. Comparing the Kalman Filter with a Monte Carlo-Based Artificial Neural Network in the INS/GPS Vector Gravimetric System[J]. *Journal of Geodesy*, 2009, 83(9): 797-804
- [4] Wang Y P, Lu Z P, Qu Y Y, et al. Improving Prediction Performance of GPS Satellite Clock Bias Based on Wavelet Neural Network[J]. *GPS Solutions*, 2017, 21(2): 523-534
- [5] Zhou Peiyuan, Du Lan, Lu Yu, et al. Periodic Variations of BeiDou Satellite Clock Offsets Derived from Multisatellite Orbit Determination [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(12): 1299-1306 (周佩元,杜兰,路余,等.多星定轨条件下北斗卫星钟差的周期性变化[J].测绘学报,2015,44(12):1299-1306)
- [6] Zhang Qianqian, Han Songhui, Du Lan, et al. Bayesian Methods for Outliers Detection and Estimation in Clock Offset Measurements of Satellite-Ground Time Transfer[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(6): 772-777 (张倩倩,韩松辉,杜兰,等.星地时间同步钟差异常处理的Batesian方法[J].武汉大学学报·信息科学版,2016,41(6):772-777)
- [7] Wang Yupu. Research on Modeling and Prediction of the Satellite Clock Bias and Performance Evaluation of GNSS Satellite Clocks[D]. Zhengzhou: Information and Engineering University, 2017 (王宇谱.GNSS星载原子钟性能分析与卫星钟差建模预报研究[D].郑州:信息工程大学,2017)
- [8] Wu Jing. Study on Detection of GPS Clock Jump Using Median Absolute Deviation [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2015, 40(6): 36-41 (吴静.利用中位数的GPS卫星钟跳探测方法[J].测绘科学,2015,40(6):36-41)
- [9] Yuan Kaiming, Shu Naiqiu, Sun Yunlian, et al.

Wavelet Denoising Based on Threshold Optimization Method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 48(1):74-79 (袁开明, 舒乃秋, 孙云莲, 等. 基于阈值寻优法的小波阈值去噪分析 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 48(1):74-79)

[10] Li Wentao, Yan Xiong, Xia Lei, et al. Abnormal Data Detection and Process by Using BDS Satellite Offset Semiparametric Adjustment Model [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(1): 56-63 (李文涛, 颜雄, 夏磊, 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(1):56-63)

[11] Wang Xu, Wang Chang. A Kind of Wavelet Denoising Composite Evaluation Index Based on Entropy Method [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2018, 38(7):698-702 (王旭, 王昶. 一种基于熵权法的小波去噪复合评价指标 [J]. 大地测量与地球动力学, 2018, 38(7):698-702)

[12] Wang Xu, Wang Chang. An Improved Wavelet Threshold Denoising Method Research [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2017, 37(10): 1038-1041 (王旭, 王昶. 一种改进小波阈值去噪方法的研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2017, 37(10): 1038-1041)

[13] Guo Chenjun, Teng Yunlong. Performance Analysis of Satellite Clock Bias Based on Wavelet Analysis and Neural Network [J]. *Acta Astronomica Sinica*, 2010, 51(4):395-399 (郭承军, 藤云龙. 基于小波分析和神经网络的卫星钟差预报性能分析 [J]. 天文学报, 2010, 51(4):395-399)

[14] Wang Chang, Sui Xin, Wang Xu. Processing of Monitoring Data of Building Deformation Based on Wavelet Threshold Denoising [J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science)*, 2015, 34(11):1271-1274 (王昶, 随心, 王旭. 基于分层阈值去噪法处理建筑物变形监测数据 [J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2015, 34(11):1271-1274)

[15] Wang Xu, Liu Wensheng, Wang Chang. An Improved Wavelet Threshold Denoising Method Research [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2011, 36(5):1038-1041 (王旭, 刘文生, 王昶. 一种改进小波阈值去噪方法的研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2011, 36(5):1038-1041)

[16] Wang Yupu, Lü Zhiping, Cui Yang, et al. Predicting Navigation Satellite Clock Bias Using a Genetic Wavelet Neural Network [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(7): 809-814 (王宇谱, 吕志平, 崔阳, 等. 利用遗传小波神经网络预报导航卫星钟差 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(7):809-814)

[17] Wang Xu, Chai Hongzhou, Wang Chang. T-S Fuzzy Neural Network to Predict Satellite Clock Bias [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(5):580-587 (王旭, 蔡洪洲, 王昶. 卫星钟差预报的 T-S 模糊神经网络法 [J]. 测绘学报, 2020, 49(5):580-587)

[18] Wang Wei, Wang Yupu, Wang Bin, et al. Accuracy Evaluation of BDS Satellite Precise Clock Bias [J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2020, 8(1): 20-26 (王威, 王宇谱, 王彬, 等. BDS 卫星精密钟差性能综合分析 [J]. 导航定位学报, 2020, 8(1): 20-26)

## A New Data Preprocessing Method for BeiDou Satellite Clock Bias

WANG Xu<sup>1,2</sup> CHAI Hongzhou<sup>2</sup> CHONG Yang<sup>3</sup> LI Jinsheng<sup>4</sup>

1 School of Resources and Civil Engineering, Liaoning Institute of Science and Technology, Benxi 117004, China

2 Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

3 Academy of Military Sciences, Beijing 100091, China

4 Institute of Surveying and Mapping Engineering, Liaoning Vocational College of Ecological Engineering, Shenyang 110101, China

**Abstract:** **Objectives:** In order to find a high accuracy method for satellite clock bias prediction, a preprocessing strategy for wavelet threshold method based on the median absolute deviation(MAD) is proposed to preprocess the small magnitude error of satellite clock bias data. **Methods:** Firstly, the wavelet threshold method is used to decompose the SCB data to obtain the decomposed high frequency coefficient and low frequency coefficient. Then the MAD method is used to deal with the high frequency coefficient of each layer affecting the threshold setting, and the processed high frequency coefficient is used to calculate the threshold, so as to improve the ability of eliminating small outliers by the wavelet threshold method. Finally, the clock

bias data of BeiDou-2 satellite are used to verify. **Results:** The experimental results show that after modeling the clock bias data processed by the proposed method, the prediction accuracy of wavelet neural network (WNN) model is improved by about 14.1% and the prediction stability is improved by about 19.7%. **Conclusions:** This method can effectively eliminate the small error in the historical observation sequence of clock bias, improve the quality of clock bias data and the effect of model clock bias prediction.

**Key words:** satellite clock bias; median absolute deviation; wavelet threshold; wavelet neural network; prediction

**First author:** WANG Xu, PhD, lecturer, specializes in measurement data processing. E-mail: wangxu19830411@126.com

**Corresponding author:** CHONG Yang, PhD, research assistant. E-mail: chongyang\_geodesy@outlook.com

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China(41574010, 41604013); Basic Research Project of Colleges and Universities of Education Department of Liaoning Province(lkym202208).

**引文格式:** WANG Xu, CHAI Hongzhou, CHONG Yang, et al. A New Data Preprocessing Method for BeiDou Satellite Clock Bias[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(11):1840-1846. DOI:10.13203/j.whugis20200232(王旭,柴洪洲,种洋,等.一种新的北斗卫星钟差预处理方法[J].武汉大学学报·信息科学版,2022,47(11):1840-1846. DOI:10.13203/j.whugis20200232)

(上接第1831页)

mine the optimal weights of multi-source data in the GSP model. **Results:** The data of 26 GNSS stations and 37 ERA-Interim grid points ( $1^\circ \times 1^\circ$ ) in Yunnan Province, China has been selected to validate the GSP model, and the numerical results show that the accuracy improvement rate of the GSP model is 15%—18% compared with the traditional polynomial fitting model. Compared with the ERA5 ( $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) data, the mean root mean square and Bias of GSP model are 1.64 mm and  $-0.25$  mm, respectively. **Conclusions:** The above results show that the proposed GSP model has high accuracy and plays an important role in extreme weather warnings.

**Key words:** GNSS; PWV; multi-source data fusion; GSP

**First author:** ZHAO Qingzhi, PhD, associate professor, specializes in GNSS data processing and GNSS meteorology. E-mail: zhaoqingzhia@163.com

**Foundation support:** The Local Special Scientific Research Plan of Shaanxi Provincial Department of Education (22JE012); China Postdoctoral Science Foundation of Special Funded (Station) (2022T150523); the National Natural Science Foundation of China (42274039).

**引文格式:** ZHAO Qingzhi, DU Zheng, WU Manyi, et al. Establishment of PWV Fusion Model Using Multi-source Data[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(11):1823-1831. DOI:10.13203/j.whugis20200412(赵庆志,杜正,吴满意,等.利用多源数据构建PWV混合模型[J].武汉大学学报·信息科学版,2022,47(11):1823-1831. DOI:10.13203/j.whugis20200412)