

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2024.02.014

优选小波神经网络在周跳探测与修复中的应用

李厚旭¹, 蒯生宝², 凤瑞¹, 周建国¹

(1. 中国兵器工业第214研究所, 江苏苏州 215163;

2. 上海空间电源研究所, 上海 200245)

摘要:北斗导航定位过程中,传统的周跳探测与修复方法缺乏检验环节,无法保证修复结果的可靠性。为此,提出了一种级联式小波变换结合NARX神经网络多步循环预测修复的方法处理周跳问题。该方法通过构造载波相位双差模型检验量,探测周跳发生历元,采用NARX神经网络预测方法修复周跳,利用优选小波基函数进行周跳修复效果检验。实验证明,相较于经验模态分解和变分模态分解等模态分解法,优选小波神经网络周跳探测与修复方法可用于小周跳探测并判断出周跳正负性;构造的NARX神经网络周跳修复模型,解决了普通神经网络模型和传统多项式拟合法容易造成的二次奇异值问题。相较于长短期记忆(LSTM)和门控循环单元(GRU)深度学习神经网络模型,周跳预测精度分别提高了45.2%和55.9%。

关键词:北斗卫星导航系统;载波相位;周跳探测与修复;小波变换

中图分类号:V324.2⁺4

文献标志码:A

文章编号:2095-8110(2024)02-0143-12

Application of optimal wavelet neural network in cycle slip detection and repair

LI Houxu¹, XI Shengbao², FENG Rui¹, ZHOU Jianguo¹

(1. The 214th Institute of China North Industries Group, Suzhou, Jiangsu 215163, China;

2. Shanghai Institute of Space Power Supply, Shanghai 200245, China)

Abstract: In the process of BeiDou navigation satellite system (BDS) positioning, the cycle slip phenomenon significantly impacts the accuracy of BDS positioning. Traditional methods for detecting and repairing cycle slips lack effective verification steps, making it difficult to ensure the reliability of the repair results. To address this issue, a new method involving cascading wavelet transforms combined with nonlinear auto-regressive model with exogenous inputs (NARX) neural network multi-step cyclic prediction repair is proposed. The method firstly constructs a test quantity based on the carrier phase double-difference model to detect the specific epochs of cycle slips. Then, the NARX neural network prediction method is employed to repair the cycle slips, using optimally selected wavelet basis functions. Finally, the chosen wavelet basis functions are used to verify the effectiveness of the cycle slip repair. The experiment results show that compared to modal decomposition methods like empirical model decomposition and variational mode decomposition, the proposed method using optimally selected wavelet neural network for cycle slip detection and repair is effective for detecting small cycle slips and determining their polarity. The constructed NARX neural network model for cycle slip repair addresses the issue of quadratic singular values that can arise with ordinary neural network models

收稿日期:2023-09-11;修订日期:2024-01-02

作者简介:李厚旭(1998—),女,硕士,助理工程师,主要从事检测技术与自动化装置方面的研究。

and traditional polynomial fitting methods. Compared to deep learning neural network models like long short-term memory (LSTM) and gated recurrent unit (GRU), the cycle slip prediction accuracy of the method has been improved by 45.2% and 55.9%, respectively.

Key words: BeiDou navigation satellite system; Carrier phase; Cycle slip detection and correction; Wavelet transform

0 引言

随着全球定位系统的普及,低成本轻量化的接收设备在大众市场广受青睐^[1]。但低成本接收设备受天线的影 响,存在着抗干扰能力差、信噪比低等问题,尤其是城市环境中,地形地物错综复杂,人造建筑层叠交错,地物遮挡效应更加严重,导航定位性能严重下降^[2]。建筑物和树木等障碍物的遮挡,容易造成接收机信号中断,表现为整周计数器数据堆积,当再次恢复信号时,呈现跳变现象,即为周跳,周跳会导致载波相位观测数据出现不连续性。据统计,每1周周跳会产生分米级的定位误差^[3]。因此,周跳探测与修复是卫星高精度定位预处理的关键问题。

周跳探测与修复的目的是识别出载波相位测量中的异常变化,消除其对后续定位性能的不良影响。常见的载波相位奇异值检测方法有多项式拟合法^[4]、无几何距离(geometry-free, GF)组合法^[5]、双频码相(Melbourne-Wübeena, MW)组合法^[6]及小波分析法^[7]等。多项式拟合法大多适用于载波相位信号稳定时探测大周跳,裴晶等^[8]提出了一种改进的多项式拟合法,构建了3组单差检验量,探测出周跳发生历元数,并能确定周跳所在载波相位,提升了周跳探测精度,但不具备抗差性,周跳修复可靠性较弱。GF组合法是基于不同历元间载波相位的电离层残差实现周跳探测,优点在于实时性好,但受限于电离层干扰。MW组合法是基于载波相位宽距组合和伪距窄距组合实现的,缺点在于检验量中引入了伪距噪声,探测1~2周小周跳能力不足^[9-10]。考虑到GF组合和MW组合都存在不敏感周跳的局限,随着卫星定位可靠性要求的提高,采用多种方法组合的方式提升周跳探测的精度。TurboEdit法利用GF法结合MW法实现周跳探测与修复^[11],有效提高了周跳探测灵敏度,但TurboEdit法受多径、伪距噪声和电离层误差影响较大。姜毅等^[12]提出了一种结合载噪比加权信息进行加权修正的优化方法,降低了因系统误差造成的

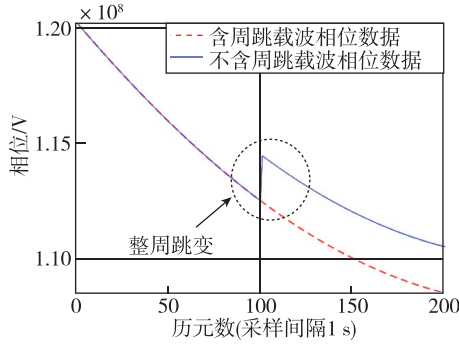
漏检和误检,不适用于低成本接收设备中存在小于1周周跳的探测与修复^[4]。此外,周跳在载波相位信号上表现为局部跳变,小波变换在信号局部特征的多尺度分析上具有优势。滕云龙等^[13]采用小波变换的方式探测周跳发生历元,通过经验模态分解结合径向基神经网络预测修复周跳,但只能处理1周以上的周跳问题。目前对周跳探测与修复展开的研究,仍存在小周跳探测灵敏度不足及周跳修复结果缺乏验证等问题。

因此,文中提出了一种优选小波神经网络方法,开展了小周跳的探测与修复,并增加了修复后检验的环节。首先,构造最优检验量模型,初步提高小周跳探测敏感度;其次,通过对比分析,获得最优小波基函数用于探测周跳发生历元,并采用小波压缩方法形成级联式小波周跳探测法,提高了周跳特征分离度;最后,通过设计的带有外部输入的非线性自回归(nonlinear auto-regressive model with exogenous inputs, NARX)神经网络周跳修复模型修复周跳,一轮修复结束后,二轮遍历,再次采用优选小波,分解首轮修复后的第一层高频系数重构结果,检测周跳修复情况,若未完成修复,则通过扩大修复范围的方式二轮遍历修复,直到完全修复。

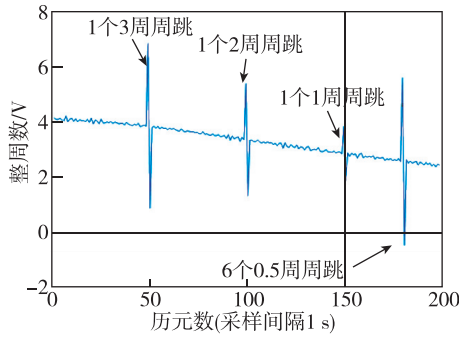
1 周跳现象

导航定位系统工作时,卫星会向地面接收机发送信号,在接收机接收数据时,常常受到建筑物或树木遮挡,造成信号中断。在信号中断的这段时间,整周计数器依然工作,当信号恢复后,小数部分保持不变,但整数部分积累的整周数会造成载波相位整体跳变现象^[14],如图1(a)所示。

如图1(b)所示,在差分模型下,周跳表现为局部跳变现象,1个3周大小周跳与6个同历元数的0.5周大小周跳奇异值表现相同,所以小周跳依然会影响定位精度^[15-16]。根据拉茶佩里的统计可知,若将1周的周跳当作精度单位,换算到三维定位模型,其定位误差表现如表1所示。



(a) 原始周跳发生图



(b) 差分模型下周跳发生图

图 1 周跳示意图

Fig. 1 Cycle slip diagram

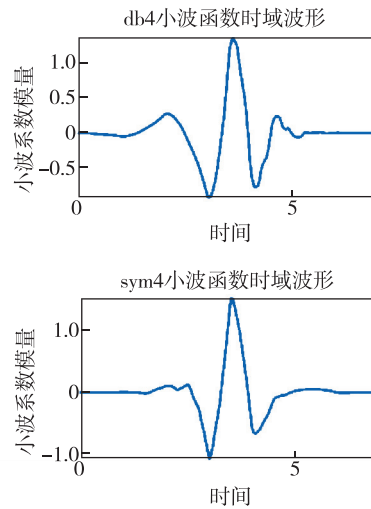
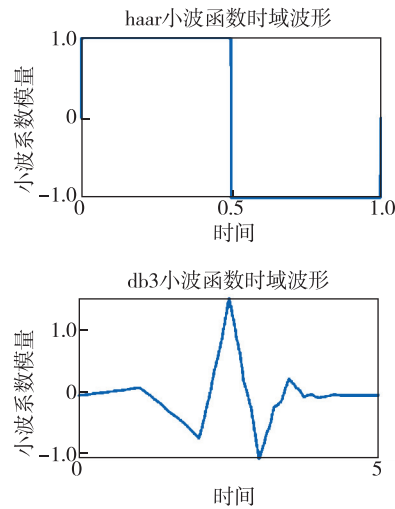


图 2 常见小波函数

Fig. 2 Common wavelet functions

波函数、mexihat 小波函数以及 symN 小波函数。

2.2 优选小波函数

载波相位信号可以理解为时序信号分析,在此选择常见的 4 种小波基函数作为优选小波函数的备选对象。

表 1 1 周周跳下三维定位影响

Tab. 1 Three-dimensional positioning impact under 1 cycle slip

影响因素	范围/m
经度	0.03~0.06
纬度	0.10~0.18
高程	0.14~0.16

从表 1 可以看出,每 1 周的周跳在三维定位中影响精度可以达到分米级,若遮挡物持续时间较长或出现多次遮挡,精度影响可达米级,将会产生较大的定位误差,所以小于 1 周的周跳依然是需要解决的问题。

2 优选小波神经网络理论

2.1 常见小波变换

小波即小区域的波,是一种特殊的长度有限且平均值为零的波形^[17-18]。小波变换思想可以理解为信号的观测器,将信号分解为细节信号和近似信号,细节信号类似信号加窗处理,虽然丢失了时间信息,但能更好地表现细节问题;近似信号保留了时间信息,能更好地表现信号的时域信息,小波变换可以将时域信号转变到频域进行处理。图 2 为 4 种常见的小波函数,分别是haar小波函数、dbN 小

由周跳现象分析得知,在周跳发生处,观测信号是关于转折点对称的局部奇对称,则使用小波工具检测检验量阶跃模量极大值时,示意图如图 3 所示。

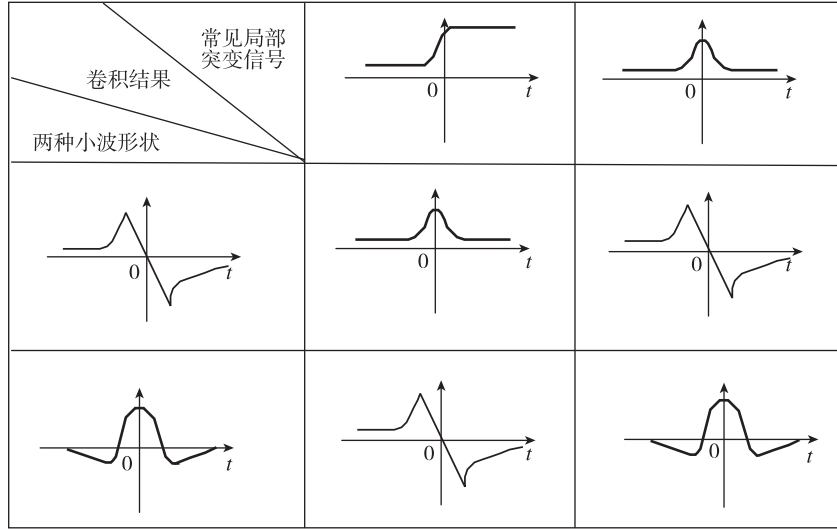


图3 小波检测转折点示意图

Fig. 3 Schematic diagram of wavelet detection turning point

每种小波基函数都有各自的特点,提出了优选小波基函数概念。综合应用多种小波分析,通过对周跳的探测能力、优化修复方法设计和检验首轮修复效果3个步骤更全面、更客观地分析,选用不同的小波基函数处理问题,并在周跳探测过程中,结合小波压缩处理,改进常规小波奇异值探测能力,进一步提高周跳探测的准确性。

2.3 模态分解

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种根据信号本身特点自适应分解的方法^[19]。在周跳问题分析中,一方面 EMD 和小波变换方法类似,可以将周跳检验量分解为不同信号的叠加,即分解为多个本征模函数(intrinsic mode function, IMF);另一方面,EMD 又和小波变换不同,不需要基函数,可根据周跳检验量本身进行时间序列分析。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是一种自适应、完全非递归的分解方法^[20]。VMD 与 EMD 不同,它可以确定模态分解个数,其核心思想在于变分问题的构建和分解,它可以克服 EMD 中出现的端点问题和模态分量混叠问题,并可以简化周跳问题的时间序列复杂性和非线性,具有更成熟的数学理论支持,并可以获得变分问题的最优解。

2.4 NARX 神经网络周跳修复模型

NARX 神经网络具有良好的预测精度^[21],相较于普通神经网络可以更充分地利用时间序列信息

实现周跳修复,以此建立周跳修复模型,流程顺序如图4所示,网络运作如式(1)所示

$$y(t) = f[y(t-1), y(t-2), y(t-3), \dots, y(t-d)] \quad (1)$$

式中, $y(t)$ 表示当前输出值,也表示下一时刻网络输入值,且 $y(t)$ 取决于 $y(t-1), y(t-2), y(t-3), \dots, y(t-d)$ 等历史信息; $f[\cdot]$ 表示 NARX 神经网络函数; d 为延时阶数。

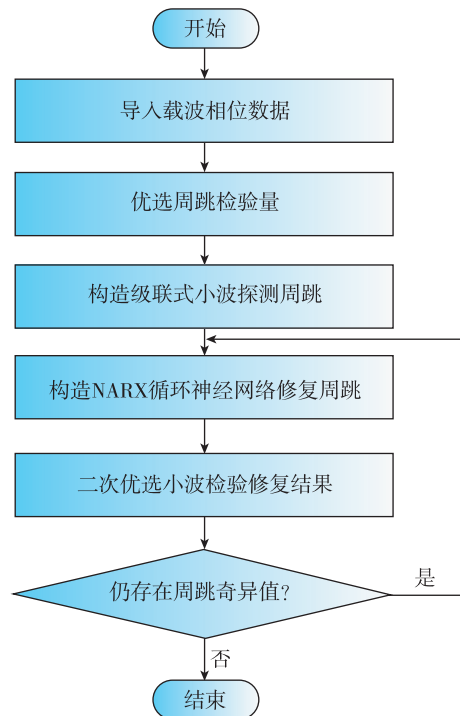


图4 NARX 周跳修复模型流程图

Fig. 4 Flow chart of NARX cycle slip repair model

首先构造周跳检验量,其次以周跳探测敏感度为标准首次优选小波基函数,并结合小波压缩原理形成 haar 级联式周跳探测方法,实现小周跳探测,确定周跳发生历元信息。接着以周跳发生前构造的双差检验量 4 组载波相位数据为输入,以周跳修复便捷性为依据二次优选小波基函数。本文以双差检验量的 haar 级联式小波第一层高频系数重构结果为输出,通过参数设置与调节完成 NARX 神经网络训练,使用预测结果替换周跳奇异值,完成第一轮周跳修复。最后,以检验便捷性为依据,再次优选小波基实现修复效果检验,若依然存在周跳,则进行二轮修复,修复完成后重构即可获得不存在周跳的检验量,实现周跳修复。

3 实验验证

3.1 优选检验量

实验数据来源于香港大地测量局网站的公开数据集。北斗卫星载波相位数据的采样率分别为 1 s 和 5 s,数据长度均为 720 个历元,选择的观测站和卫星信息如图 5 和表 2 所示。



(a) HKKS 观测站



(b) HKSS 观测站

图 5 观测站

Fig. 5 Observation station

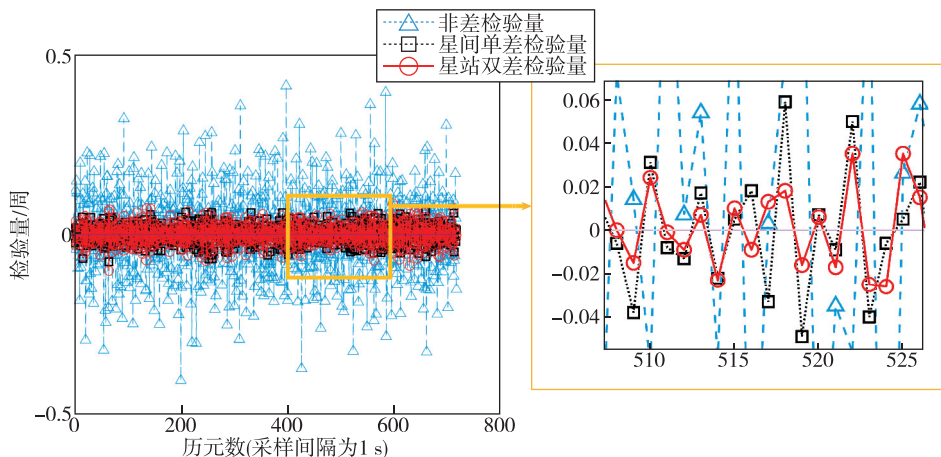
表 2 观测站相关信息

Tab. 2 Observation station information

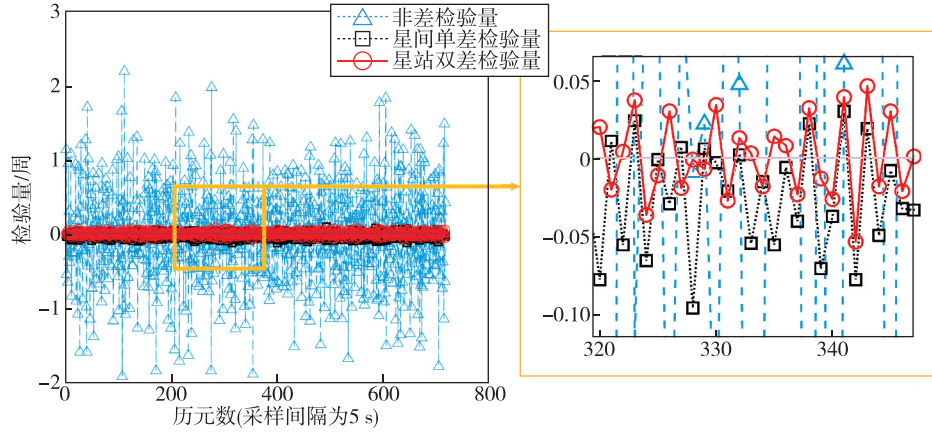
观测站	信号	天线	接收机	卫星	载波相位
HKKS	B1I	TRM59800.00	LEICA GR50	C01	C1I
HKKS	B2I	TRM59800.00	LEICA GR50	C02	C7I
HKSS	B1I	LEIAR25. R4	LEICA GR50	C01	C1I
HKSS	B2I	LEIAR25. R4	LEICA GR50	C02	C7I

首先,通过 HKKS 观测站 C01 的 C1I 载波相位构造非差检验量,令其与 HKKS 观测站 C02 卫星的 C7I 载波相位做差,获得第一组单差检验量;再通过 HKSS 观测站 C01 的 C1I 载波相位和 C02 卫星的 C7I 载波相位做差,得到第二组单差检验量,再将两组单差检验量做差构造双差检验量。构造的非差、单差以及双差检验量如图 6 所示。

从图 6 可以看出,当采样率为 1 s 时,双差检验量波动最小;当采样率为 5 s 时,单差检验量相较于非差检验量误差波动明显减小,但会出现偏离零值的偏移现象。相较于此,双差检验量既减小了误差



(a) 采样率为 1 s 时的检验量对比



(b) 采样率为 5 s 时的检验量对比

图 6 选择最优检验量

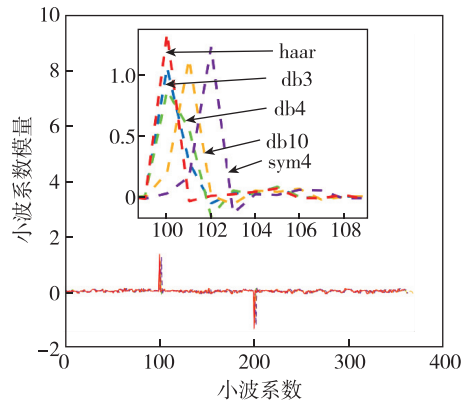
Fig. 6 Select the optimal test quantity

波动又消除了偏移现象,故在此优选双差模型检验量作为实验数据。

3.2 优选小波基函数

在此,分别在第 200 个历元处加入 +1 周周跳,在第 400 个历元加入 -1 周周跳,并选择 harr 小波、db4 小波、db3 小波、db40 小波和 sym3 小波分解优选检验量(双差检验量),观察高频系数即细节信号,比较周跳探测能力,获得最优小波基函数,对比结果如图 7 所示。

图 7(a)和(b)分别为 1 s 和 5 s 采样率下的对比结果。通过比较可知,虽不能采用细节信号奇异值直接反映真实周跳大小,但能检验到周跳的发生。尤其是本文所要处理的小周跳问题,在细节信号中,haar 小波模极大值均大于对应位置的其他 3 种小波基函数,且符合小波信号分解中横坐标量程减半思想,即对周跳检验最为敏感、准确,较其他 3 种小波表现更优异,因此,首次优选 haar 小波作为周跳探测的工具。



(b)

图 7 选择最优小波基函数

Fig. 7 Choose the optimal wavelet basis function

3.3 周跳探测

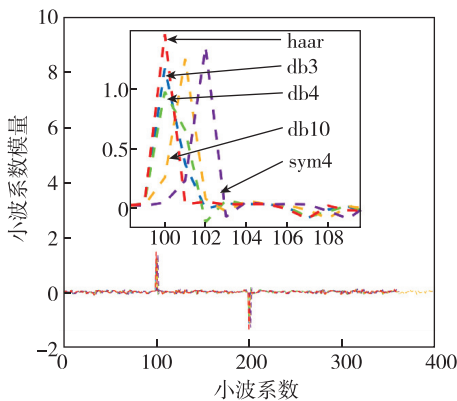
以采样间隔为 1 s 的无周跳发生历元数据为例,为验证优选小波神经网络方法探测和修复小周跳的效果,随机加入不同大小周跳,如表 3 所示。

表 3 加入周跳情况

Tab. 3 Added cycle slip

位置/历元数	周跳大小/周
100	0.2
200	0.5
300	-0.5
400	0.3
500	-0.5
600	-0.5

分别采用 EMD,VMD 两种模态分解法和压缩前后的优选小波周跳探测结果对比分析,结果如图



(a)

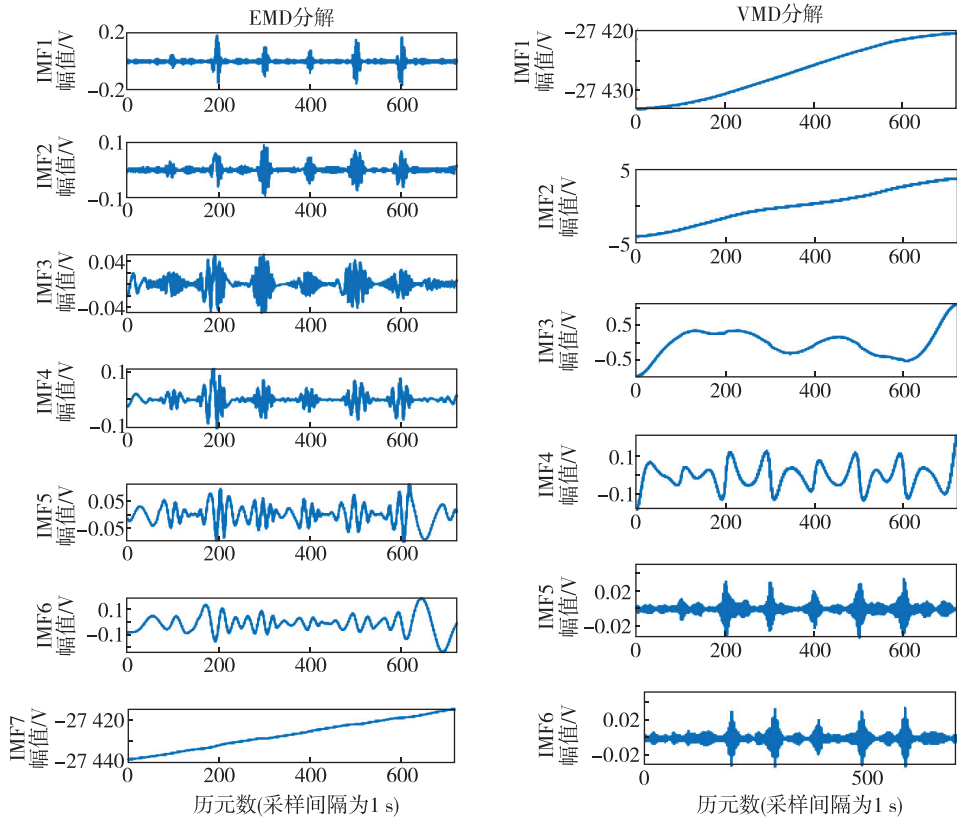
8(a)和(b)所示,EMD,VMD 探测结果模糊且不能识别出周跳正负;以软阈值压缩处理前后的初次优选 haar 小波探测结果如图 8(c)所示,可以观测到加入的所有随机周跳,且可以分辨出周跳正负,但细节信号丢失了时间历元信息;为此重构每层细节信息,获得周跳发生历元信息,重构结果如图 8(d)所示。

如图 8 所示,在小周跳探测方面,相较于 EMD, VMD 等经验模态分解法和传统小波周跳探测方法,结合了软阈值压缩的级联式 haar 小波周跳探测

方法不仅能分辨出周跳正负性,探测出 0.2 周小周跳,而且还能减小误探周跳,提高周跳探测的准确性。

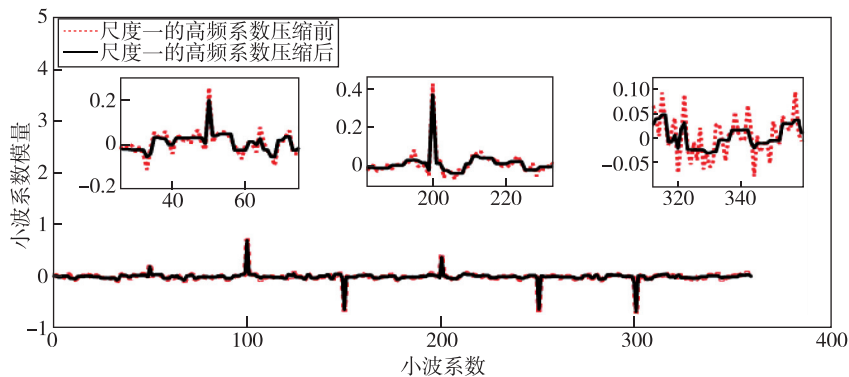
3.4 修复精度对比

在此,采用间隔为 1 s 的 500 个历元的无周跳数据构建预测模型,并通过采用 47 个历元的数据为预测,将 NARX 神经网络模型和反向传播(back propagation, BP),Elman,LSTM 等几种不同的神经网络作对比,研究不同模型周跳修复效果,如图 9 所示。



(a)

(b)



(c)

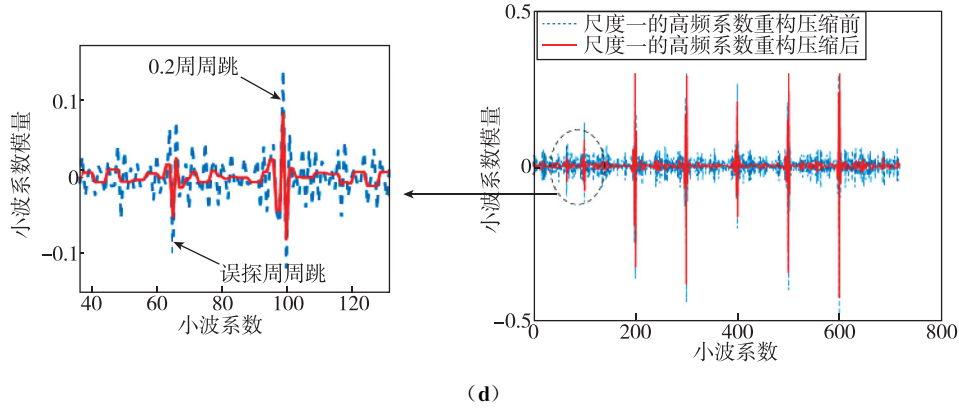


图8 周跳探测结果

Fig. 8 Cycle slip detection result

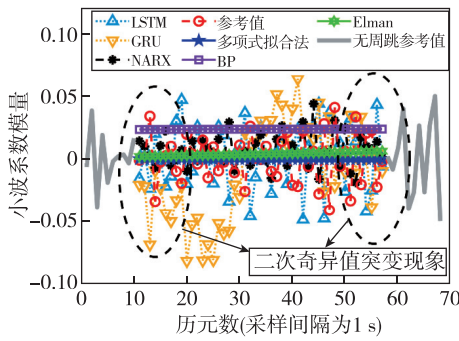


图9 周跳修复结果

Fig. 9 Result of cycle slip repair

针对周跳探测与修复过程中,双差检验量构建需要4组载波相位数据的问题,将传统一维时间序列问题,通过神经网络转变为四维输入,一维输出的预测问题。由图9和表4可知,多项式拟合法, BP, Elman神经网络预测精度虽然高于LSTM, GRU等深度学习神经网络模型,但预测结果为一条光滑的曲线,这容易造成修复两端和无周跳参考值产生二次奇异值问题;而提出的NARX循环神经网络周跳修复模型,不但克服了传统多项式拟合方法和普通神经网络预测结果造成二次奇异值的问题,

表4 修复精度对比

Tab. 4 Comparison of cycle slip repair accuracy

预测方法	网络结构	预测误差(MSE)
多项式拟合法	五次多项式	0.019 4
BP神经网络模型	4 : 17 : 1	0.030 4
Elman神经网络模型	4 : 17 : 1	0.019 6
LSTM神经网络模型	1 : 200 : 1	0.040 7
GRU神经网络模型	1 : 200 : 1	0.050 6
NARX神经网络模型	4 : 17 : 1	0.022 3

并且预测精度高于LSTM和GRU,分别提高了45.2%和55.9%,可以更好地修复周跳。

3.5 周跳修复与检验

设计采用本文构造的NARX神经网络模型多步循环预测修复周跳,设置输入层、隐层和输出层为4 : 17 : 1,输入滞后为1 : 4,输出滞后为1 : 4,由于NARX神经网络良好的稳定性,无需经常调节参数,这大大提高了修复方案的设计适用性。

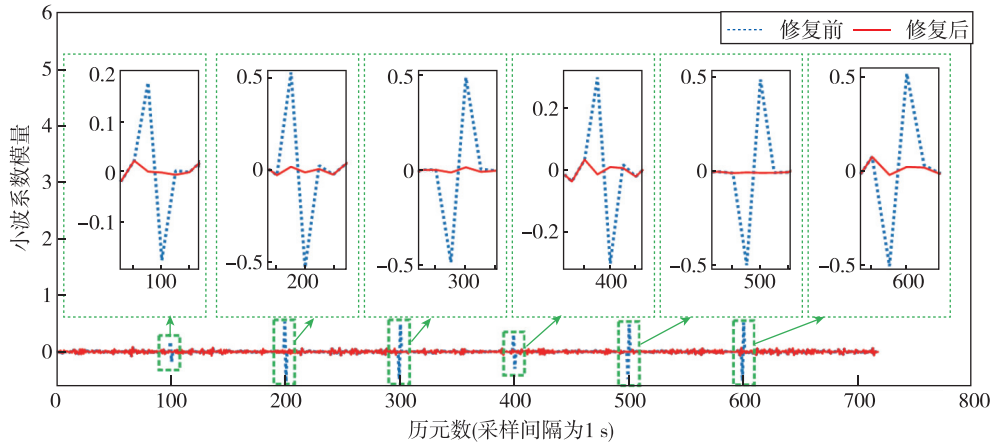
由3.3节可知,随机周跳发生在第100个历元、第200个历元、第300个历元、第400个历元、第500个历元以及第600个历元处,二次优选小波基函数,因为haar小波分解后,二层、三层均不包含周跳奇异值,而其他3种小波函数需要完成三层分解结果修复,增加了修复工作量,且从另外3种小波的二、三层分解结果看出,数据波动较大,增加了修复难度,故在此选择haar小波作为最优小波基函数。先对haar小波细节信号第一层重构结果的模量极大值进行预测修复,再通过细节信号和近似信号重构得到修复后的检验量。采用探测到的第一个模量极大值前的样本数据训练神经网络,为提高预测精度,用三次预测求平均值作为预测值,例如第100个历元处,采用第0~98个历元样本数据,训练神经网络,预测第99、第100和第101个历元处正常值,代替第100个历元处以及附近周跳奇异值,修复此处周跳,继续循环探测第二处模量极大值,通过此方法循环探测并修复周跳,即可完成周跳修复。

(1) 修复实验一

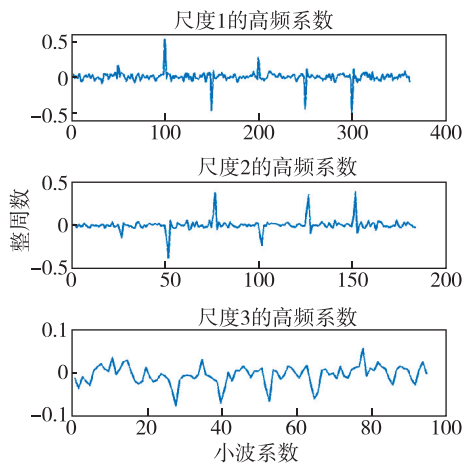
采取采样率为1s的双差检验量修复实验结果如图10所示,图10(a)为1尺度细节信号重构结果,为进一步检验修复结果,通过db4小波三层分

解,修复前如图 10(b)和(d)所示,修复后如图 10(c)和(e)所示。修复前,1 尺度高频系数重构突变部分已被修复,三层细节信号均存在多处模极大值;修

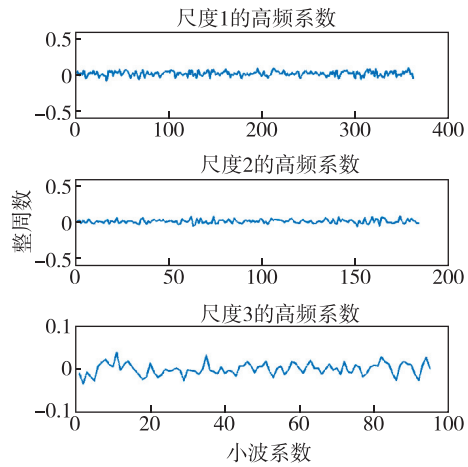
复后,三层细节信号未表现突变现象,表明多处周跳均被修复,本组实验不需要进行二次遍历修复。



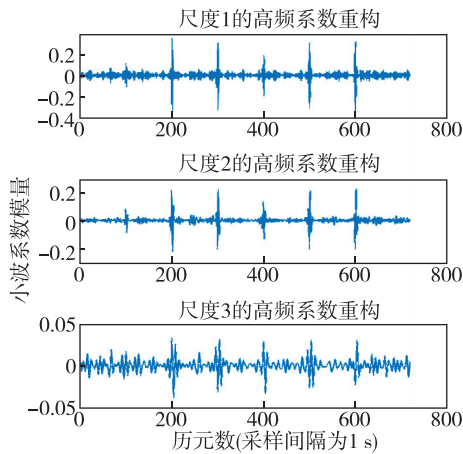
(a) 1 尺度细节信号重构结果



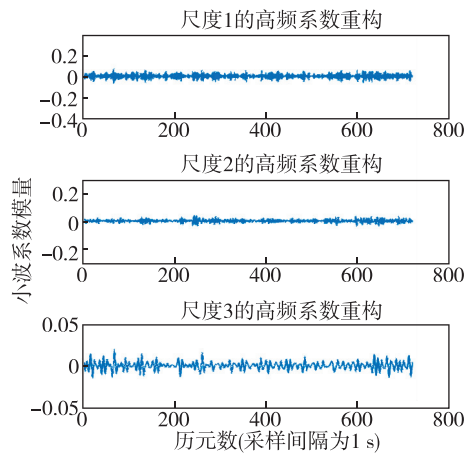
(b) 修复前高频系数



(c) 修复后高频系数



(d) 修复前高频系数重构



(e) 修复后高频系数重构

图 10 实验 1 中的 1 轮双差检验量修复前后对比图

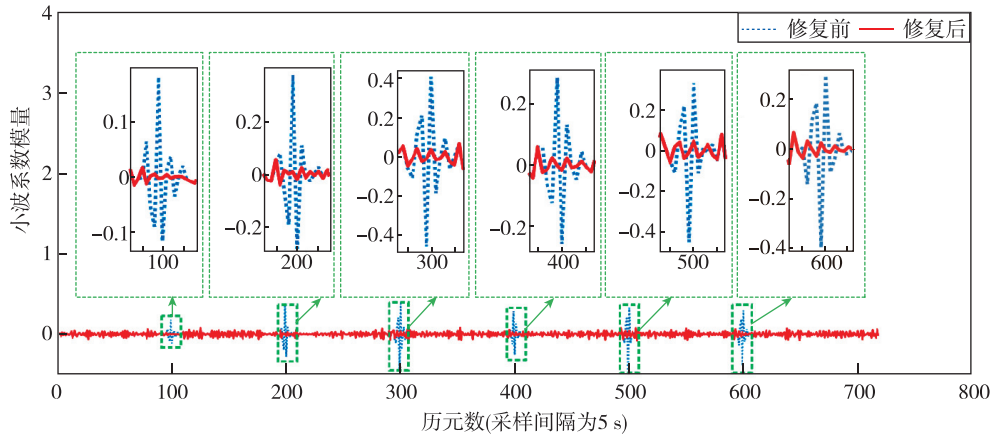
Fig. 10 Comparison of double-difference test quantity before and after a round of repair in experiment 1

(2) 修复实验二

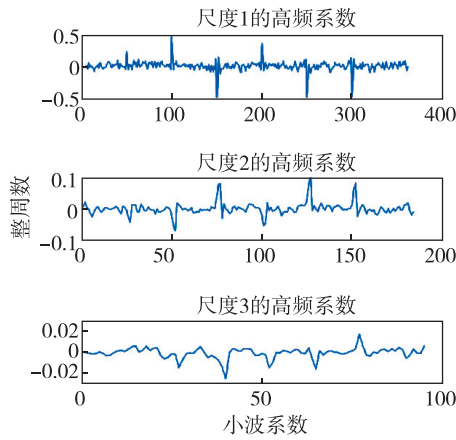
采取采样率为 5 s 的双差检验量修复实验结果如图 11 所示,图 11(a)为 1 尺度细节信号重构结果,为进一步检验修复结果,通过 db4 小波三层分解,修复前如图 11(b)和(e)所示,修复后如图 11(c)和(f)所示。

修复前,三层细节信号均存在多处模极大值;修复后,1 尺度高频系数重构并未表现出明显跳变,

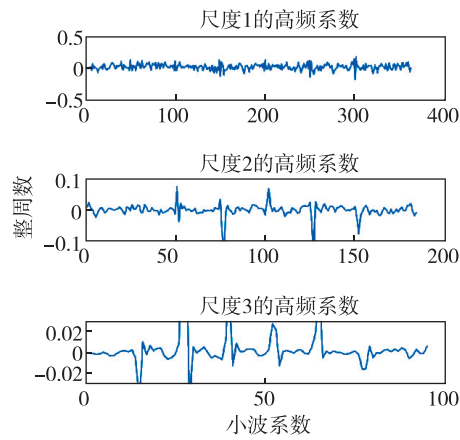
但三层细节信号仍然存在多处模极大值,即修复不完全,需要进行二轮遍历修复。由分析可知,仅修复周跳处左右相邻各 1 值共 3 个数并不能完全修复,在此通过预测替换左右临近各 5 值共 11 个数修复,二轮修复结果如图 11 所示,修复后如图 11(d)和(g)所示,二轮遍历完成了所有随机周跳修复,既提高了探测准确性,又提高了修复效率,并根据修复结果再次检验,提高了周跳修复的可靠性。



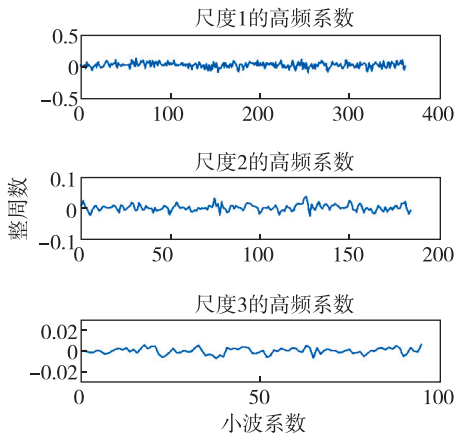
(a) 1 尺度细节信号重构结果



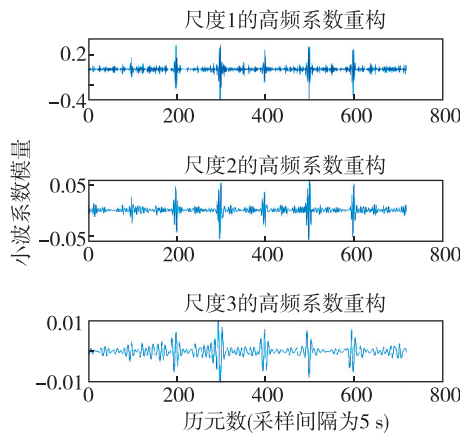
(b) 修复前高频系数



(c) 一轮修复后高频系数



(d) 二轮修复后高频系数



(e) 修复前高频系数重构

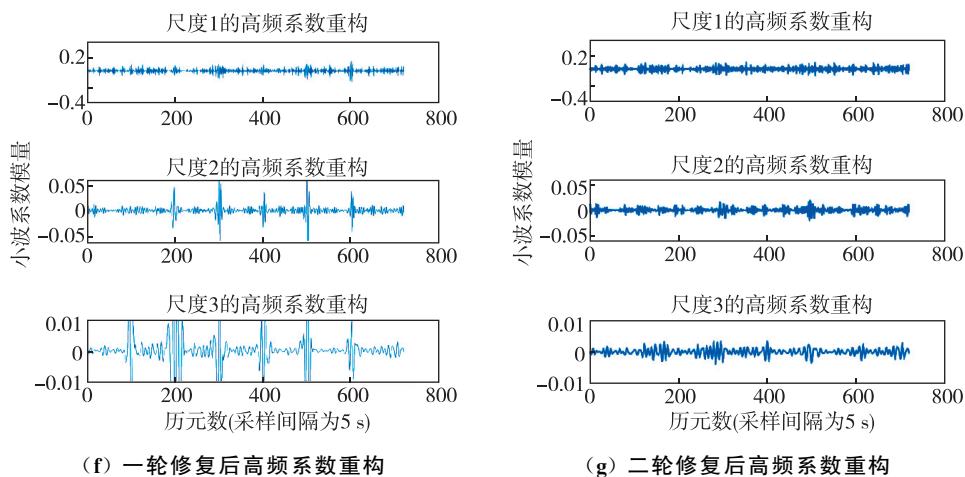


图 11 实验二的双差检验量修复前后对比图

Fig. 11 Comparison of double-difference test quantity before and after restoration in experiment 2

4 结论

本文首先提出了一种优选小波神经网络的周跳探测与修复方法。构造了非差、单差和双差 3 种检验量预处理模型,探究检验量对小周跳的探测灵敏度。其次,提出了一种优选小波基函数的理论,在周跳探测、优化修复方案和检验首轮修复效果的 3 个阶段优选不同的小波基函数作为信号处理工具,并结合信号压缩方法,进一步提高周跳探测能力。同时,提出了一种多步循环周跳预测修复方法,首轮结束后,再次通过优选小波变换分解,检验上一轮周跳预测修复效果,通过调整 NARX 网络参数,二次遍历探测周跳,直到所有被探测到的周跳全部预测替换完成。实验结果证明:

1)级联式小波周跳探测法相较于 EMD, VMD 等模态分解法可以探测出周跳正负性质,探测精度可以达到 0.2 周以上。

2)NARX 神经网络周跳修复模型,一方面,解决了 BP, Elman 和传统多项式拟合法等容易造成二次奇异值的问题;另一方面,相较于 LSTM 和 GRU 等深度学习神经网络预测模型,可以更好地挖掘时间序列信息,修复精度提高了 45% 以上。

上述结论表明,优选小波神经网络的周跳探测与修复方法可以有效地提高周跳探测与修复精度、效率和可靠性,提高了卫星定位精度。

参考文献

[1] 来奇峰, 袁洪, 魏东岩, 等. 基于场景检测的城市环境 GNSS/INS 组合定位方法研究[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(1): 151-162.

LAI Qifeng, YUAN Hong, WEI Dongyan, et al. Research on GNSS/INS combined positioning method of urban environment based on scene detection[J]. Navigation Positioning and Timing, 2021, 8(1): 151-162(in Chinese).

[2] CHEN Q, CHEN H, JIANG W, et al. A new cycle slip detection and repair method for single-frequency GNSS data[J]. Journal of Navigation, 2018, 71(6): 1492-1510.

[3] ZANGENEH-NEJAD F, AMIRI-SIMKOOEI A R, SHARIFI M A, et al. Cycle slip detection and repair of undifferenced single-frequency GPS carrier phase observations[J]. GPS Solutions, 2017, 21(4): 1593-1603.

[4] 戴振东, 张凯渊, 刘佩林, 等. 面向低成本 GNSS 接收机终端的周跳修复策略[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(6): 125-130.

DAI Zhendong, ZHANG Kaiyuan, LIU Peilin, et al. Cycle slip repair strategy for low-cost GNSS receiver terminal[J]. Navigation Positioning and Timing, 2021, 8(6): 125-130(in Chinese).

[5] WANG J, HUANG D. Dual-frequency GPS cycle slip detection and repair based on dynamic test[J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2023, 27(12): 5329-5337.

[6] ZHAO D, ROBERTS G W, HANCOCK C M, et al. A triple-frequency cycle slip detection and correction method based on modified HMW combinations applied on GPS and BDS[J]. GPS Solutions, 2019, 23(1): 22.

[7] ZHANG M, HE F, YAN T, et al. Detection and correction of cycle slip based on wavelet transform in BDS-3 system positioning[C]// Proceedings of 2023 6th Inter-

- national Conference on Electronics Technology (ICET). Chengdu: IEEE, 2023: 1345-1349.
- [8] 裴晶, 马颖. 多项式拟合法在周跳探测中的研究与改进[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1828-1834.
- PEI Jing, MA Ying. Research and improvement of polynomial fitting method in cycle slip detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(11): 1828-1834(in Chinese).
- [9] 章繁, 柴洪洲, 肖国锐, 等. 一种 Galileo 五频周跳探测与修复新方法[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(2): 154-163.
- ZHANG Fan, CHAI Hongzhou, XIAO Guorui, et al. A new method for detection and repair of Galileo five-frequency cycle slip [J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 2021, 29(2): 154-163(in Chinese).
- [10] 谢兰天, 赵乐文, 叶世榕. 北斗三频周跳探测与修复算法研究[J]. 导航定位与授时, 2015, 2(5): 37-43.
- XIE Lantian, ZHAO Lewen, YE Shirong. Research on Beidou triple frequency cycle skip detection and repair algorithm [J]. Navigation Positioning and Timing, 2015, 2(5): 37-43(in Chinese).
- [11] LIANG L, LI K, TIAN C. Improved TurboEdit cycle slip detection and repair method based on LM-BP algorithm[C]// Proceedings of China Satellite Navigation Conference (CSNC 2022), Volume III. Singapore: Springer, 2022: 24-32.
- [12] 姜毅, 石绍杰. 基于载噪比加权的 BDS 周跳探测方法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2023, 43(6): 575-580.
- JIANG Yi, SHI Shaojie. Research on cycle slip detection method of BDS based on carrier-to-noise ratio weighting [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2023, 43(6): 575-580(in Chinese).
- [13] 滕云龙, 师奕兵. 单频载波相位的周跳探测与修复算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(8): 1700-1705.
- TENG Yunlong, SHI Yibing. Research on cycle slip detection and repair algorithm of single frequency carrier phase[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1700-1705(in Chinese).
- [14] 徐天扬, 章浙涛, 何秀凤, 等. 一种适用于单频 GNSS 数据的多周跳探测与修复方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(3): 465-472.
- XU Tianyang, ZHANG Zhetao, HE Xiufeng, et al. A multi-cycle hop detection and repair method for single-frequency GNSS data[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(3): 465-472(in Chinese).
- [15] LI X, GUO X, LIU K, et al. Single-frequency cycle slip detection and repair based on Doppler residuals with inertial aiding for ground-based navigation systems[J]. GPS Solutions, 2022, 26(4): 116.
- [16] ZHANG Z, ZENG J, LI B, et al. Principles, methods and applications of cycle slip detection and repair under complex observation conditions[J]. Journal of Geodesy, 2023, 97(5): 50.
- [17] WANG Y, WU Z, LI X, et al. Non-data-aided cycle slip self-correcting carrier phase estimation for QPSK modulation format of coherent wireless optical communication system [J]. IEEE Access, 2019, 7: 110451-110462.
- [18] 常青, 王昊, 李显旭. 导航接收机抗干扰算法综述[J]. 导航定位与授时, 2017, 4(5): 83-88.
- CHANG Qing, WANG Hao, LI Xianxu. The review of anti-jamming algorithms about navigation receiver [J]. Navigation Positioning and Timing, 2017, 4(5): 83-88(in Chinese).
- [19] 陈妮, 覃玉荣, 熊艳婷, 等. 基于变分模态分解的脑电锁相刺激方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 205-213.
- CHEN Ni, QIN Yurong, XIONG Yanting, et al. Phase-locked stimulation method of EEG based on variational mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 205-213(in Chinese).
- [20] 卿宗胜, 高云鹏, 吴聪. 基于自适应 VMD 和改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 234-241.
- QING Zongsheng, GAO Yunpeng, WU Cong. Ball mill load feature extraction based on adaptive VMD and improved power spectrum estimation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 234-241(in Chinese).
- [21] WUNSCH A, LIESCH T, BRODA S. Groundwater level forecasting with artificial neural networks: a comparison of LSTM, CNN and NARX[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2021, 25(3): 1671-1687.

(编辑:黄利华)