

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003499

基于 NAR 动态神经网络的 BDS 周跳探测与修复方法^{*}

刘 春¹ 蒯生宝¹ 李维华¹ 蒋文钢² 陈 豪¹ 何 敏¹

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院 合肥 230009; 2. 黄山风景区管理委员会 黄山 245800)

摘 要:针对北斗导航定位系统(BDS)数据处理过程中出现的周跳问题,提出一种提升小波结合 NAR 动态神经网络的周跳探测与修复方法。首先构造了非差周跳检验量,通过提升小波法探测到周跳发生历元,再采用 NAR 动态神经网络法、改进 BP 神经网络法以及传统多项式拟合法,分析对比不同方法周跳修复效果。实验仿真结果表明,在周跳探测方面,提升小波法可有效探测 0.2 周以上的小周跳;在周跳修复方面,NAR 神经网络比改进 BP 神经网络的拟合度提高 40% 左右,预测精度比改进的 BP 神经网络提高 50% 左右,比传统多项式拟合法提高 10% 以上,更适用于小周跳的探测与修复,进一步提高了定位精度。

关键词:北斗卫星导航;周跳;提升小波;动态神经网络;非差观测模型

中图分类号: P228.1; TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.1010

BDS cycle slip detection and repair method based on NAR dynamic neural network

Liu Chun¹ Xi Shengbao¹ Li Weihua¹ Jiang Wengang² Chen Hao¹ He Min¹

(1. School of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Huangshan Scenic Area Management Committee, Huangshan 245800, China)

Abstract: Aiming at the cycle slip problem in the data processing of the Beidou navigation and positioning system (BDS), a method for detecting and repairing cycle slips based on lifting wavelet combined with NAR dynamic neural network is proposed. Firstly, the non-difference cycle slip test quantity is constructed, and the epoch of cycle slip is detected by the lifting wavelet method. Then, the NAR dynamic neural network method, the improved BP neural network method and the traditional polynomial fitting method are used to analyze and compare the effect of different methods on cycle slip repair. Experimental simulation results show that in cycle slip detection, the lifting wavelet method can effectively detect small cycle slips of more than 0.2 weeks; in cycle slip repair, the NAR neural network improves the fit of the improved BP neural network by about 40%, and the prediction accuracy is about 50% higher than the improved BP neural network, and more than 10% higher than the traditional polynomial fitting method. It is more suitable for the detection and repair of small cycle slips, and further improves the positioning accuracy.

Keywords: Beidou satellite navigation; cycle slip; lifting wavelet; dynamic neural network; non-difference observation model

0 引 言

我国北斗三号系统的正式开通^[1-2],标志着我国导航定位水平已发展到世界先进水平,并就局部地区处于领先地位。导航定位服务是国家重要的信息基础措施,是家居生活、出行活动走向智能化、智慧化的重要部分。周跳问题影响着定位精度,采用适当的方式探测并修复周

跳,可以增加定位的可靠性、准确性。

神经网络作为人工智能发展向前的重要分支^[3],可以根据具体问题,选择合适的神经网络,通过样本训练,构建合适的神经网络模型,用于信号处理或图像处理等领域,因此,本文将神经网络应用于周跳的探测和修复。传统的周跳探测方法有多项式拟合法、电离层残差法、伪距组合法和高次差法等,文献[4]采用3个接收机观测一个卫星,测出两组单差值,使用改进的多项式拟合法可探

测小周跳。文献[5]提出一种联合多普勒及 MW 组合法的周跳探测改进方法,可以探测和修复 1 周以上周跳,但对于 1 周以下小周跳探测效果不佳。文献[6]采用基于 IDNN 的 GPS 动态测量多周跳探测与修复模型,该方法可用于多周跳修复。文献[7]通过小波变换探测出周跳发生历元,再根据周跳发生前的相位数据建立经验模态分解和 RBF 神经网络组合预测模型,但只能预测和修复 1 周以上周跳。文献[8]提出采用 RBF 神经网络对一阶电离层延迟变化量进行预测,但预测结果不理想。文献[9]采用多项式拟合法与高次差法结合的方式探测周跳,探测精度高,稳定性好,但并未提到修复问题。文献[10]通过改进传统的电离层残差法,将其与高次差法结合,避免了原算法出现误判的情况发生,但对某些比例的周跳不敏感,探测效果受限。文献[11]采用弱电离层周跳探测方法改善电离层延迟影响。文献[12]通过卡尔曼算法,建立载波相位双差观测模型,可以完成小周跳探测,但难以探测原始载波相位周跳发生实际位置,周跳修复受限。文献[13]对高次差法、多普勒法、伪距载波相位组合法、电离层残差法、三频数据组合探测法等一系列周跳探测与修复方法做出总结,结果表明,不同的周跳探测方式可以应用于不同环境、不同频段,但并未给出改进方案。

本文提出一种提升小波结合动态神经网络的周跳探测与修复方法,以载波相位非差模型获得检验量,并和改进 BP 神经网络、传统多项式拟合法对比,探究多种方法的周跳修复效果,实验结果表明提升小波结合动态神经网络的周跳修复方法,在周跳探测与修复问题方面更具优势。

1 周跳问题分析

卫星导航定位需要较高的定位精度作为基础,由此才能得到更加灵活的应用。但卫星接收机的实时信号捕获能力往往受到多种影响,影响的来源可从 3 个方面做出概括,1)障碍物阻挡造成信号中断;2)接收机软件故障造成信息接收错误;3)卫星定位时所处角度偏低造成多路径效应或定位卫星数目不足 4 颗等。采用载波相位差值模型作为检验量,完整的观测值可表示为^[14]:

$$\varphi(t_i) = N_0 + \text{Int}[t_i - t_0] + F_r[\phi(t_i)] \quad (1)$$

式中: N_0 为载波滞后相位整周数; $\text{Int}[\]$ 为整数计数; $F_r[\]$ 为不足一周的小数部分。测量过程中, N_0 无法测量, $F_r[\]$ 部分保持不变, $\text{Int}[\]$ 部分受到上述 3 个问题的影响,通过多普勒计数器计数时,暂时失锁,当重新锁定后,计数出现‘跳变’,称为周跳现象。

无周跳时,载波相位表现为一条光滑的曲线,有周跳时,载波相位表现为一条阶跃性跳变曲线,如图 1 所示,

由图 1 可知,通过载波相位差分模型作为检验量时,差分虽然可以去除一些共性误差,但依然存在非共性误差,所以,无周跳时,表现为一条存在小波动的曲线,有周跳时,表现为一条脉冲跳变曲线,如图 2 所示。

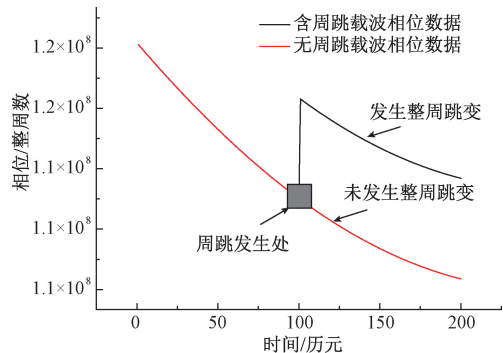


图 1 周跳发生示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the occurrence of a cycle slip

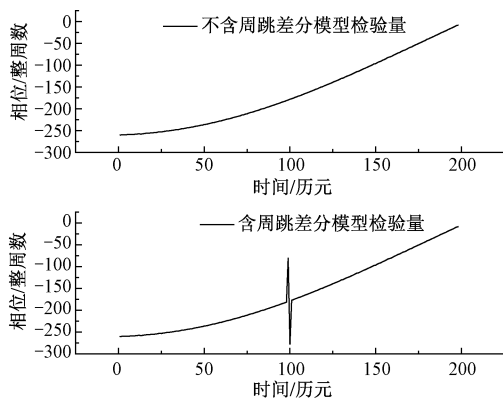


图 2 载波相位差分模型观测量

Fig. 2 Carrier phase difference model observation

2 提升小波原理

提升小波是 1995 年 Sweldens 提出的小波改进方法,该方法不依赖于傅里叶变换,采用简单的数乘运算代替卷积运算,因此,大大降低了运算量和结构复杂性^[15-16],故在此使用提升小波实现周跳奇异值探测,其步骤可分为分解、预测和更新 3 步。

分解环节,将载波相位观测量 c_i 按奇偶性分解为两组序列,如式(2)所示。

$$F(c_i) = (a_{i-1}, b_{i-1}) \quad (2)$$

式中: a_{i-1} 表示偶数序列; b_{i-1} 表示奇数序列。

预测环节,基于原始载波相位观测量数据相关性的基础上,使用偶序列 a_{i-1} 的预测值 $P(a_{i-1})$ 去内插奇序列 b_{i-1} ,如式(3)所示。

$$b_{i-1} = b_{i-1} - P(a_{i-1}) \quad (3)$$

使用预测值 $P(a_{i-1})$ 和奇数序列 b_{i-1} 的差值代替原

来的奇数序列 b_{i-1} 。

更新环节,寻找一个更好的子集 c_i ,使得载波相位观测量中的某些全局特性在其序列中继续保持。更新过程如式(4)所示。

$$c_i = c_i + U(b_{i-1}) \quad (4)$$

提升小波是一种空间域双正交小波方法,以上3个环节,构成了小波提升过程。

3 神经网络原理

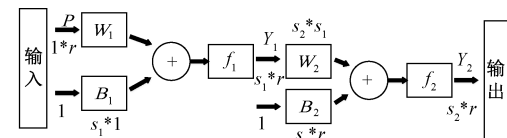
3.1 BP神经网络

BP神经网络采用梯度下降算法^[17-18],包含输入层、隐层和输出层,学习过程可以简化理解为信息前向传播,计算本次输出值,误差反向传播,调整权值直到网络满足设定误差率为止,定义误差为:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k [t_k - y_{2k}]^2 \quad (5)$$

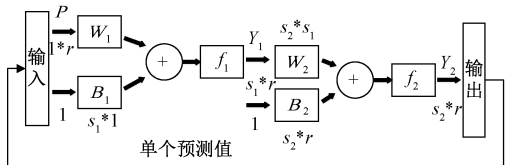
由式(5)知,输入向量 P ,输出为 y_{2k} ,目标期望记为 t_k ,BP神经网络相较于线性神经网络可以逼近任意形式的非线性系统,但易于陷入局部极小值区域。

常见BP神经网络示意图如图3(a)所示,样本值由输入端输入,输出端输出,整个模型呈现开环状态,预测数据只与权值改变量有关,可理解为静态神经网络;改进式BP神经网络模型如图3(b)所示,呈现出半闭环状态。为了提高预测的准确性,将每次输出层输出的单个预测值作为新的输入值,输入到输入层,当训练模型进入预测阶段时,输入为上一次输出值,由此进行循环预测,可提高预测准确性。



(a) BP神经网络示意图

(a) Schematic diagram of BP neural network



(b) 改进BP神经网络示意图

(b) Schematic diagram of improved BP neural network

图3 BP神经网络示意图

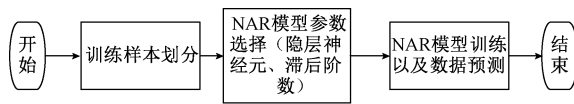
Fig. 3 Schematic diagram of BP neural network

3.2 非线性自回归(NAR)动态神经网络

NAR神经网络模型是一种用于分析时间序列的动态神经网络模型^[19-20]。普通神经网络具有输入层、隐藏

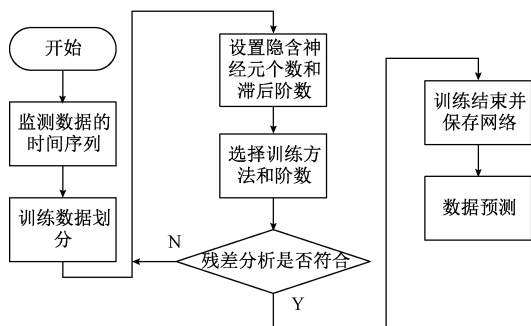
层和输出层的三层结构,信息的传输由输入层向输出层传播,相比于线性神经网络或BP神经网络而言,NAR神经网络在信息传播时呈现反馈过程,可向上一层传播信息,由此可以将NAR神经网络称之为动态神经网络。

传播过程可以理解为自回归传播方式,即输出值由历史输入值决定,输入值由上一次输出值决定,模型的构建如图4(a)所示。图4(b)所示为NAR神经网络预测流程,通过调整网络参数设置,可以获得较理想的预测效果。



(a) 构建NAR神经网络模型

(a) Construct NAR neural network model



(b) NAR神经网络模型预测

(b) NAR neural network model prediction

图4 NAR神经网络模型

Fig. 4 NAR neural network model

通过两种神经网络原理介绍,可以将改进的BP神经网络称为半动态神经网络,只在预测新结果时,产生循环;NAR神经网络相较于BP每次的输入值皆为上次输出值,可称之为全动态神经网络。

4 实验仿真与分析

4.1 试验方案

实验数据为采样率为5s,且无周跳发生的载波相位数据,如图5所示。

流程如图6(a)所示,首先以u31卫星数据构造非差载波相位检验量;接着随机加入不同大小、历元的周跳,使用提升小波做二尺度分解,分解结果如图6(b)所示,将含有随机周跳的非差载波相位观测量分解为第1层细节信号D1、第1层近似信号A1、第2层细节信号D2和第2层近似信号A2,重构第1层细节函数后即可观测周跳发生情况,确定周跳发生历元;最后采用NAR动态神经网络实现周跳修复如图6(c)所示,通过对提升小波的不同分解系数进行修复,重构提升小波,获得修复后的载

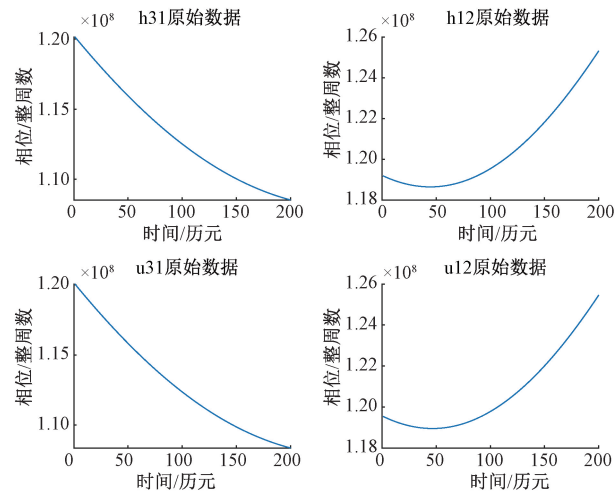


图 5 实验数据
Fig. 5 Experimental data

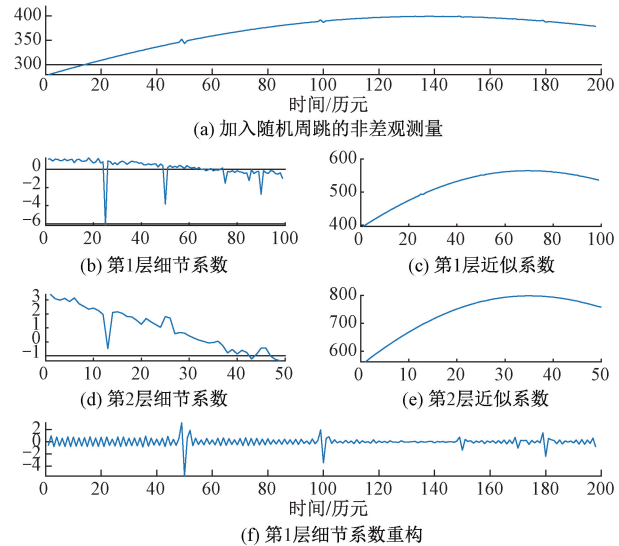


图 7 提升小波周跳探测结果
Fig. 7 Boost wavelet cycle slip detection results

波相位观测量,实现周跳探测和修复。

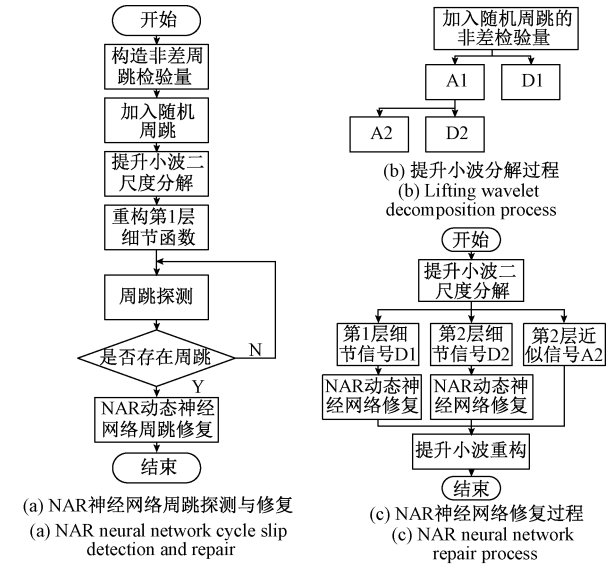


图 6 算法流程
Fig. 6 Algorithm flowchart

4.2 实验及结果分析

1) 周跳探测实验

选用卫星 u31 数据作为非差检验量,随机加入不同大小周跳,如表 1 所示,使用 haar 提升小波进行周跳探测,结果如图 7 所示。

图 7(a) 所示为加入随机周跳的非差检验量,图 7(b)~图 7(e) 所示为 haar 提升小波系数分解结果,从图 7(b) 可以看出周跳发生情况,但细节信号缺失时间信息,为了更明确地观测周跳发生历元,对第 1 层系数做单层重构,结果如图 7(f) 所示,探测结果如表 2 所示。

表 1 随机加入周跳值 Table 1 Randomly add cycle slip value	
序号/历元	周跳大小/整周数
50	5
100	3
130	0.2
150	1
170	0.5
180	2

表 2 随机周跳探测情况 Table 2 Random cycle slip detection		
序号/历元	周跳大小/整周数	探测情况
50	5	成功
100	3	成功
130	0.2	失败
150	1	成功
170	0.5	成功
180	2	成功

由表 2 可知,haar 提升小波可以有效探测出 0.2 周以上的随机周跳。

2) 周跳修复实验

(1) 周跳修复方法

在此以第 1 层细节系数 D1 为例,通过多项式拟合法、改进式 BP 神经网络和 NAR 神经网络,对拟合度、预测精度和稳定性 3 方面进行比较,探究不同方法周跳修复效果。实验中,为获得较好的预测精度和拟合特性,多次尝试后,设置改进 BP 神经网络结构为 35:20:1,对于 NAR 神经网络,考虑到响应时间不宜过长,故回归阶数选择 3 阶,隐藏层节点数选择 35,实验结果如图 8~13 所示。

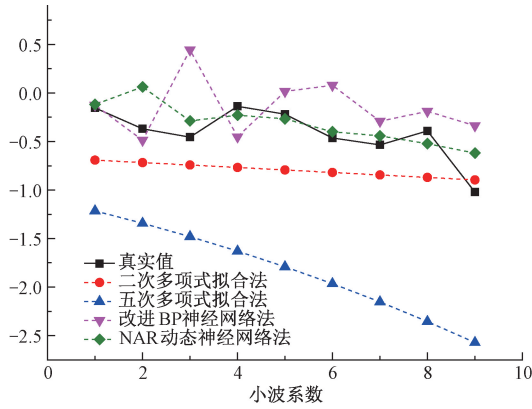


图 8 预测结果对比

Fig. 8 Comparison chart of forecast results

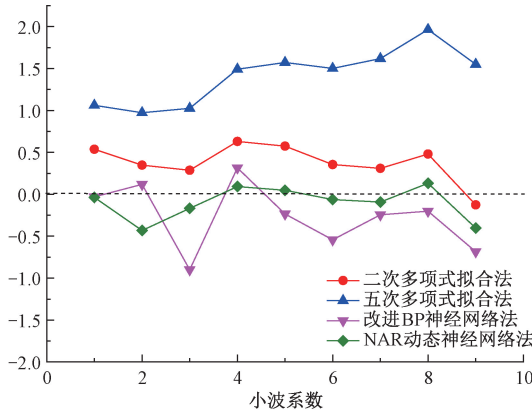


图 9 不同方法预测误差对比

Fig. 9 Comparison of prediction errors of different methods

表 3 预测精度对比

Table 3 Forecast accuracy comparison

方法	预测标准差	预测方差
二次多项式拟合法	0.225 3	0.050 8
五次多项式拟合法	0.330 3	0.109 1
改进 BP 神经网络法	0.387 1	0.149 8
NAR 动态神经网络法	0.201 4	0.040 6

采用第 1 层细节系数 D1 的 1~90 小波系数作为数据,预测 91~99 小波系数作预测精度对比,预测结果如图 8 所示,NAR 神经网络预测结果与真实值最为接近,为明确预测精度,对预测值与真实值做差,比较结果如图 9 所示,根据表 3 中误差分析可知,NAR 预测精度比改进的 BP 神经网络提高 50%,比五次多项式拟合法提高 64%,比二次多项式拟合法提高 12%。

针对 1~90 小波系数,探究不同方法的拟合特性,拟合结果如图 10 和 11 所示,通过比较得知,NAR 神经网络比改进式 BP 神经网络拟合度提高 40%;对比图 12 和 13 可知,两种神经网络误差自相关情况可知,NAR 神经网络的误差自相关基本在阈值(误差在 95%)之内分布,误

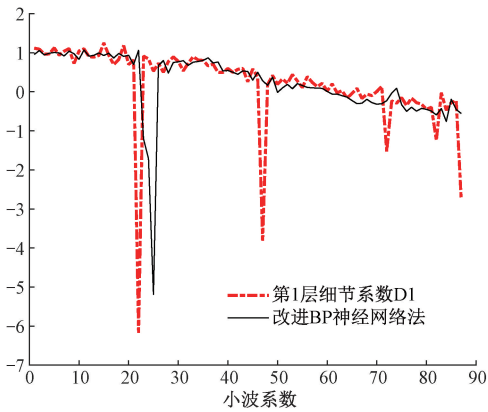


图 10 改进 BP 神经网络拟合效果分析

Fig. 10 Improved BP neural network fitting effect analysis

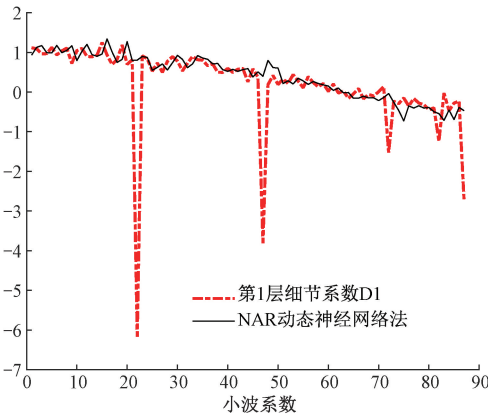


图 11 NAR 神经网络拟合效果分析

Fig. 11 Analysis of NAR neural network fitting effect

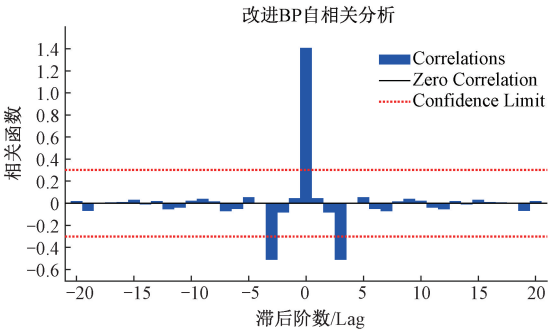


图 12 改进 BP 神经网络自相关分析

Fig. 12 Improved BP neural network autocorrelation analysis

差不随时间的变化而呈现相关性性质,改进 BP 神经网络超出阈值(误差在 95%)之内,模型稳定性优于改进 BP 神经网络。

(2) 周跳修复实验

通过提升小波分解结果可知,每分解一次,横坐标小波系数数值减半,实现小波变换放大镜功能。针对提升小

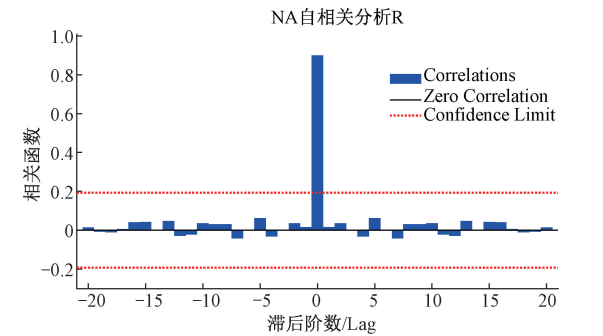


图 13 NAR 神经网络自相关分析

Fig. 13 NAR neural network autocorrelation analysis

波成功探测出的随机周跳小波分解系数及其附近值,使用 NAR 神经网络分别对第 1 层细节系数 D1 和第 2 层细节系数 D2,进行周跳奇异值预测替换,再将三者重构,即可完成周跳修复。

表 4 和 5 分别为第 1 层细节系数 D1 和第 2 层细节系数 D2 周跳奇异值预测结果,使用 NAR 神经网络预测值代替奇异值;第 1 层细节系数 D1 和第 2 层细节系数 D2 修复前后对比结果如图 14 所示,为探究周跳修复效果,对修复后第 1 层细节系数 D1、修复后第 2 层细节系数 D2 和第 2 层近似系数 A2 重构,周跳修复前后对比如图 15 所示,可以看出,0.2 周以上随机周跳已经被全部修复。

表 4 第 1 层细节信号 D1 修复情况

Table 4 The first level of detail signal D1 repair situation					
小波系数	23	24	25	26	27
预测值	0.886 03	0.857 09	1.083 5	0.797 04	1.110 2
小波系数	48	49	50	51	52
预测值	0.566 84	0.3439 6	0.428 3	0.433 24	0.427 72
小波系数	73	74	75	76	77
预测值	-0.098 61	-0.145 94	-0.115 75	-0.174 58	-0.109 46
小波系数	83	84	85	86	87
预测值	-0.284 17	-0.323 37	-0.357 79	-0.343 49	-0.350 12
小波系数	88	89	90	91	92
预测值	-0.368 41	-0.366 03	-0.364 76	-0.379 59	-0.387 14

表 5 第 2 层细节信号 D2 修复情况

Table 5 The second level of detail signal D2 repair situation					
小波系数	11	12	13	14	15
预测值	1.923 2	2.029 6	1.945 8	1.907 3	1.907 5
小波系数	23	24	25	26	27
预测值	1.500 7	1.520 1	1.404 2	1.376 6	1.404 5
小波系数	36	37	38	39	40
预测值	-0.673 04	-0.308 14	-1.166	-1.419 3	-1.210 3
小波系数	41	42	43	44	45
预测值	-0.284 17	-0.323 37	-0.357 79	-0.343 49	-0.350 12
小波系数	43	44	45	46	47
预测值	-0.368 41	-0.366 03	-0.364 76	-0.379 59	-0.387 14

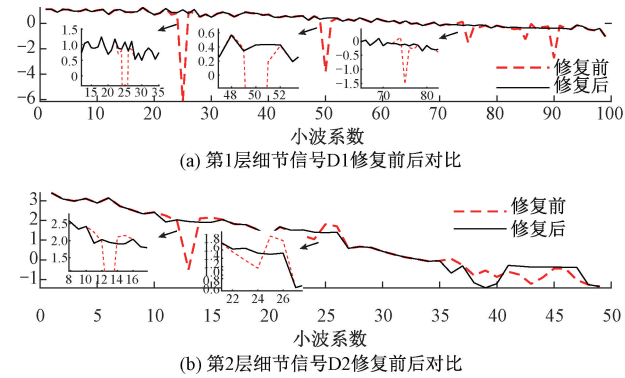


图 14 提升小波系数修复前后对比

Fig. 14 Comparison chart of lifting wavelet coefficient before and after repair

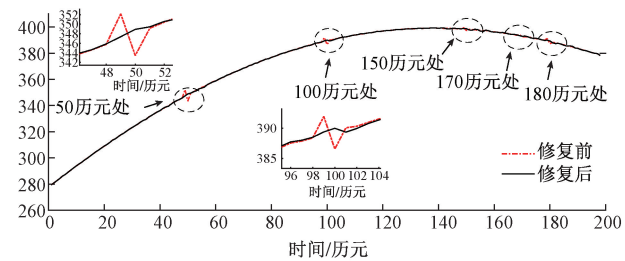


图 15 周跳修复前后对比

Fig. 15 Comparison chart before and after cycle slip repair

5 结 论

本文针对周跳的探测与修复问题,提出一种提升小波结合 NAR 动态神经网络的周跳探测与修复方法。在分析了周跳发生原因,并构造非差载波相位检验量的基础上,首先,采用 haar 提升小波完成随机周跳探测任务,实验表明,提升小波可以有效探测出 0.2 周以上的小周跳;其次,针对周跳修复问题做出对比,分别使用多项式拟合法、改进的 BP 神经网络和 NAR 动态神经网络对比分析周跳修复效果,实验结果表明,NAR 神经网络相较于传统的多项式拟合法、BP 神经网络具有更好的稳定性,拟合性比改进 BP 神经网络提高 40% 左右,效果更平滑,预测结果精确更高,比改进的 BP 神经网络提高 50%,比五次多项式拟合法提高 64%,比二次多项式拟合法提高 12%,对比分析得出,五次多项式法出现过拟合问题,NAR 动态神经网络表现最好,可以更好地应用于周跳修复;最后,对时间分辨率较高的第 1 层细节系数 D1、第 2 层细节系数 D2,进行周跳奇异值预测修复,再将两者与频率分辨率较高的第 2 层近似系数 A2 重构,得到修复后的非差检验量,仿真实验结果表明,通过提升小波法探测出的 0.2 周以上小周跳已被全部修复,因此,提升小波结合 NAR 动态神经网络法,进一步提高了定位精度。

参考文献

- [1] 中科院全方位参与北斗三号全球卫星导航系统研制建设[J]. 高科技与产业化, 2020(8): 68.
The Chinese Academy of Sciences has fully participated in the development and construction of the Beidou3 global satellite navigation system [J]. High Technology and Industrialization, 2020(8): 68.
- [2] 中国北斗: 将开启服务全球时代[J]. 今日科技, 2020(8): 35.
China Beidou: will open the era of serving the world[J]. Today Science and Technology, 2020(8): 35.
- [3] 杨义, 章剑林. 基于人工神经网络模型的金融板块指数走势研究[J]. 软件, 2020, 41(8): 140-146, 185.
YANG Y, ZHANG J L. Research on the trend of financial sector index based on artificial neural network model[J]. Software, 2020, 41(8): 140-146, 185.
- [4] 裴晶, 马颖, 刘春. 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 J, MA Y, LIU CH. Research and improvement of polynomial fitting method in cycle slip detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(11): 1828-1834.
- [5] 纪元法, 贾茜子. 联合多普勒及 MW 周跳探测和修复方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020, 18(4): 600-605.
JI Y F, JIA Q Z. Combined Doppler and MW cycle slip detection and repair method [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information, 2020, 18(4): 600-605.
- [6] 潘元进, 何美琳. IDNN 的 GPS 动态测量多周跳探测与修复模型[J]. 测绘科学技术学报, 2014, 31(5): 454-458.
PAN Y J, HE M L. IDNN-based GPS dynamic measurement multi-cycle slip detection and repair model[J]. Journal of Surveying and Mapping Science and Technology, 2014, 31(5): 454-458.
- [7] 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 Y L, SHI Y B. Research on cycle slip detection and repair algorithm of single frequency carrier phase [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1700-1705.
- [8] 王坚, 扈旋旋. 北斗三频观测值强电离层条件下的周跳探测与修复[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(1): 71-76.
WANG J, HU X X. Cycle slip detection and repair under the condition of strong ionospheric observations of Beidou tri-frequency [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(1): 71-76.
- [9] 王维亮, 潘多斌. GPS 载波相位周跳探测研究[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2018(31): 104-105.
WANG W L, PAN D B. Research on GPS carrier phase cycle slip detection [J]. Theoretical Research on Urban Construction (Electronic Edition), 2018(31): 104-105.
- [10] 蔡成林, 王亮亮. 电离层残差法对载波相位周跳探测的改进[J]. 电讯技术, 2016, 56(5): 551-556.
CAI CH L, WANG L L. Improvement of carrier phase cycle slip detection by ionospheric residual method [J]. Telecommunications Technology, 2016, 56(5): 551-556.
- [11] 谢余斌, 王甫强. 顾及伪距组合系数的北斗三频弱电离层组合法周跳探测与修复[J]. 城市勘测, 2020(2): 48-53.
XIE Y B, WANG F Q. Beidou three-frequency weak ionospheric combination method cycle slip detection and repair taking into account the combination coefficient of pseudorange [J]. Urban Survey, 2020(2): 48-53.
- [12] 刘星, 李川. 卡尔曼滤波算法的 GPS 双差观测值周跳探测与修复[J]. 测绘科学, 2018, 43(1): 1-5, 19.
LIU X, LI CH. GPS double difference observation cycle slip detection and repair based on Kalman filter algorithm [J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(1): 1-5, 19.
- [13] 李彬. 北斗系统周跳探测与修复方法探究[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(8): 160-165.
LI B. Exploration of Beidou system cycle slip detection and repair method [J]. Mapping and Spatial Geographic Information, 2016, 39(8): 160-165.
- [14] 彭晓刚, 李景岩. 北斗系统姿态测量中周跳探测与修复方法[J]. 测绘科学, 2016, 41(9): 29-32.
PENG X G, LI J Y. Detection and repair method of cycle slip in Beidou system attitude measurement [J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(9): 29-32.
- [15] 杨园格. 基于提升方案的双小波心电信号去噪研究[J]. 机电信息, 2020(29): 120-121.
YANG Y G. Research on double wavelet ECG signal denoising based on lifting scheme [J]. Electromechanical Information, 2020(29): 120-121.
- [16] 张仕森, 孙宪坤, 尹玲, 等. 基于小波降噪和神经网络的 GPS 高程时序预测模型[J]. 全球定位系统, 2019, 44(3): 117-125.
ZHANG SH S, SUN X K, YIN L, et al. GPS elevation time series prediction model based on wavelet noise reduction and neural network [J]. Global Positioning System, 2019, 44(3): 117-125.
- [17] 李卫硕, 孙剑. 基于 BP 神经网络机器人实时避障算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 204-211.
LI W SH, SUN J. Real-time obstacle avoidance

- algorithm for robot based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 204-211.
- [18] 魏蔡靖,李玉涛. 基于脑电两节律和 BP 神经网络的运动想象分类研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 176-182.
- WEI C J, LI Y T. Research on classification of motor imagination based on EEG two rhythms and BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 176-182.
- [19] 魏涛涛,朱利明. 基于 NAR 动态神经网络的桥梁 SHM 应变预测[J]. 工程建设与设计, 2020(13): 143-145.
- WEI T T, ZHU L M. Bridge SHM strain prediction based on NAR dynamic neural network [J]. Engineering Construction and Design, 2020(13): 143-145.
- [20] 杨诚,王维钰. 基于 EMD-NAR 神经网络的大坝变形预测[J]. 北京测绘, 2020, 34(3): 386-390.
- YANG CH, WANG W Y. Dam deformation prediction based on EMD-NAR neural network [J]. Beijing Surveying and Mapping, 2020, 34(3): 386-390.

作者简介



刘春, 1988 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 1996 年于浙江大学获得硕士学位, 现为合肥工业大学副教授, 主要研究方向为检测技术与自动化装置、电工理论与新技术。

E-mail: hfliuchun@126.com

Liu Chun received a B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 1988 and M. Sc. degree from Zhejiang University in 1996. She is currently an associate professor at Hefei University of Technology. Her main research interests include testing technology and automation equipment, electrical theory and new technology.



蒯生宝, 2019 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为检测技术与自动化装置。

E-mail: 976715109@qq.com

Xi Shengbao received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2019. He is currently a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include detection technology and automation equipment.



李维华 (通信作者), 1993 年于合肥工业大学硕士学位, 现为合肥工业大学副教授, 研究方向为新能源发电及其应用技术。

E-mail: Liwh2000@163.com

Li Weihua (Corresponding author), received M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 1993. Now he is an associate professor at Hefei University of Technology. His main research interests include new energy generation and its application technology.