

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2023.01.005

# 小波与BP神经网络联合反演GNSS-IR 高精度水库水位变化

杨晓峰<sup>1</sup>, 魏浩翰<sup>1</sup>, 张强<sup>1</sup>, 刘朝海<sup>2</sup>

(1. 南京林业大学土木工程学院, 南京 210037;  
2. 江苏莱特北斗信息科技有限公司, 江苏 常州 213100)

**摘要:** GNSS-IR技术作为一种近地表遥感的新兴手段,在水库水位监测方面凭借其成本低、精度高等优势成为了研究热点。为了提高GNSS-IR技术反演水库水位变化的精度,提出了利用GPS、BDS双系统观测量基于小波分解与BP神经网络联合的方法反演水库水位变化。选取位于南水北调山东境内双王城水库GNSS变形观测站2017年10月1日—12月26日共87天的信噪比(SNR)数据为研究对象,分别利用小波分解和二阶多项式拟合两种方法消除其趋势项并生成SNR残差序列,然后进行Lomb-Scargle谱分析得到水库水位高度变化值,并与实测水位结果相比较。结果表明:各频段SNR利用小波分解和二阶多项式反演水位变化的平均均方根误差分别为0.1062m和0.2245m,说明小波分解去趋势项的方法更优。最后,在小波分解去趋势项的基础上,利用阈值筛选出融合所用的频段(S1C、S2L、S5Q和S7I),分别采用均值算法、中值算法、随机森林算法和BP神经网络算法对GPS、BDS多频多模信号进行水库水位的融合反演。结果表明,对于水面较为平静的环境,以上算法均能实现厘米级的反演精度,其中BP神经网络算法用于水位反演的效果更优。

**关键词:** 水库水位监测; GNSS-IR; 信噪比; 小波分解; BP神经网络

**中图分类号:** V219 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-8110(2023)01-0054-11

## Inversion of High Accuracy Reservoir Water Level Changes with Wavelet Analysis and BP Neural Network Based on GNSS-IR

YANG Xiaofeng<sup>1</sup>, WEI Haohan<sup>1</sup>, ZHANG Qiang<sup>1</sup>, LIU Chaohai<sup>2</sup>

(1. School of Civil Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;  
2. Jiangsu Laite Beidou Limited Company, Changzhou, Jiangsu 213100, China)

**Abstract:** As a new method of near surface remote sensing, GNSS-IR technology has become a research hotspot in reservoir water level monitoring due to its low cost and high accuracy. In order to improve the accuracy of GNSS-IR technology in inversion of reservoir water level changes, an inversion method of reservoir water level based on wavelet decomposition and BP neural network is proposed by using GPS and BDS dual system observations. The signal-to-noise ratio (SNR) data of 87 days from October 1 to December 26, 2017 at the GNSS deformation observation station of Shuangwangcheng reservoir in Shandong Province of the South-to-North Water Diversion Project is

**收稿日期:** 2022-10-26; **修订日期:** 2022-12-21

**基金项目:** 江苏省农业科技自主创新基金(CX(21)3068); 江苏省测绘地理信息科研项目(JSCHKY201903)

**作者简介:** 杨晓峰(1999-), 男, 硕士研究生, 主要从事GNSS反射信号遥感方面的研究。

**通信作者:** 魏浩翰(1978-), 男, 副教授, 主要从事GNSS理论与应用方面的研究。

selected as the observation data. Firstly, wavelet decomposition and second-order polynomial fitting are respectively used to eliminate the trend term of the original SNR observation data. Secondly, the Lomb-Scargle spectrum analysis method is employed to obtain the corresponding inversion water level changes. Comparing with the in situ water level measurements, results show that the mean root mean square errors of all the frequency ranges are 0.1062m and 0.2245m, respectively, indicating that the result of wavelet decomposition is better than that of second-order polynomial fitting for SNR detrending. Finally, based on wavelet decomposition without the trend term, the available SNR signals of S1C, S2L, S5Q and S7I are selected through threshold method, while different data fusion algorithms including the average algorithm, the median algorithm, the random forest algorithm and the BP neural network algorithm are employed to carry out the fusion inversion for the reservoir water level from the GPS and BDS multi-frequency and multi-mode signals. Results show that all these algorithms can achieve the inversion water level at centimeter precision, while the result of BP neural network algorithm is the best of the four algorithms.

**Key words:** Reservoir water level monitoring; GNSS-IR; Signal to noise ratio; Wavelet decomposition; BP neural network

## 0 引言

长期、高精度的水位监测可为防洪抗旱和水利建设提供重要的参考资料,且对于农业生产及水资源的合理运用具有重要意义。通常情况下,水库会建立水位监测站或设置标尺进行水位数据的读取,但是这些方法浪费人力物力、效率低、出错率高。因此,使用一种高效且精确的水位监测方法代替传统的水位数据收集方法十分重要。

近年来,基于单天线的 GNSS 干涉反射测量(GNSS Interferometric Reflectometry,GNSS-IR)技术持续受到关注,可用于近地表环境参数(包括土壤湿度、积雪深度、植被、潮汐、水位等)反演<sup>[1-5]</sup>。对于已建立全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System,GNSS)变形监测网的大坝库区,GNSS-IR 技术无需增加额外设备,仅利用现有 GNSS 接收设备和大量免费的 GNSS 信号得到的信噪比(Signal-to-Noise Ratio,SNR)数据即可反演得到水库水位,利用这种新的水库水位反演方法可代替传统方法实现水位读取的准确化、自动化,并能提高 GNSS 信号的利用率,节约水库水位监测成本,对于水库范围内的灾害监测与预警具有独特的优势和广泛的应用前景<sup>[6]</sup>。

国内外学者针对 GNSS-IR 反演水位开展了大量研究。苏晓容、WANG 等在海潮反演过程中进行小波去噪,消除复杂环境下 SNR 信号中的噪声,使得 GNSS-IR 技术反演潮位的精度提高到分米

级<sup>[7-8]</sup>;吕铮等利用 GPS L1、L2 和 BDS B1、B2 信噪比数据,在水库水位反演过程中,分析信号频率、高度角范围及弧段长度等因素对大坝水位反演结果的影响,并认为 GPS L1 和 BDS B1 信号更适用于大坝水位反演,在此基础上利用中值法进行 GNSS 信号多频融合,得到了 0.1~0.13m 的水库水位反演精度<sup>[6]</sup>;王杰等引入潮波函数对复杂环境下 GNSS-IR 反演的海潮潮位进行改正,使反演精度提高至 0.13m<sup>[9]</sup>;王瑞芳利用经验模态分解方法提取海港水面反射信号,使 GNSS-IR 反演结果的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)提高至 0.15m<sup>[10]</sup>;张一等利用 NARX 回归神经网络反演海面有效波高, RMSE 为 0.505m<sup>[11]</sup>;陈昊晟等基于 GNSS-IR 技术利用均值法融合 GPS L1、GLONASS L1 L2 和 BDS B1 频段的 SNR 信号,获得了 0.162m 的水位反演精度<sup>[12]</sup>。以上研究大多数是针对海洋潮汐的反演,针对内陆水体水位的反演研究目前主要集中在信号频率、高度角范围及信号弧段长度对反演结果的影响<sup>[6,13]</sup>,反演精度仅达到分米级。为了提高 GNSS-IR 反演水库水位的精度,本文基于多频多模 GNSS 信号融合反演的策略,选取位于南水北调山东省境内双王城水库 GNSS 变形观测站 2017 年 10 月 1 日—12 月 26 日共 87 天的原始 SNR 数据为研究对象,首先通过设置高度角和方位角范围选取有效的 SNR 观测量;其次分别利用最小二乘拟合法和小波分解法对原始 SNR 序列进行去趋势项,提取去趋势项后的 SNR 残差序列;然后对全球定位系统(Global Posi-

tioning System, GPS)和北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)各频段 SNR 残差序列进行 Lomb-Scargle 频谱分析(LS 谱分析),得到对应的水位反演结果;最后分别利用均值算法、中值算法、随机森林算法和 BP 神经网络算法对各频段 SNR 水位反演结果进行数据融合,并与实测水位数据进行对比分析。

## 1 基本原理

### 1.1 GNSS-IR 水库水位高度反演基本原理

卫星发射的微波信号在传播过程中不免会产生多路径效应,其直射信号与经由平静水面以及地表反射的反射信号在干涉效应下形成的复合信号被接收机所接收,经处理生成复合信号数据,即 SNR 数据。基于 GNSS-IR 技术可以充分利用 SNR 数据来反演水库水位高度,反演的基本原理如图 1 所示<sup>[14]</sup>。

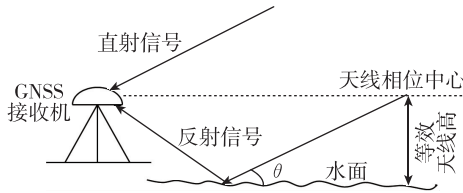


图 1 GNSS-IR 技术反演水库水位高度的原理图

Fig. 1 Schematic diagram of inversion of water level height based on GNSS-IR technology

SNR 主要由以下两部分组成<sup>[15]</sup>

$$\text{SNR} = \text{SNR}_d + \text{dSNR} \quad (1)$$

式中,  $\text{SNR}_d$  为趋势项信号;  $\text{dSNR}$  为直射信号和反射信号经由干涉效应所形成的残差序列。

从信号振荡的角度考虑, SNR 序列也可以通过振荡幅度和相位差来表示<sup>[5]</sup>

$$\text{SNR}^2 \approx A_c^2 = A_d^2 + A_r^2 + 2A_d A_r \cos\psi \quad (2)$$

式中,  $A_d$  为直射信号分量振荡幅度;  $A_r$  为多路径反射信号分量振荡幅度;  $\psi$  为两者的相位差。在卫星运动过程中, 直射信号和反射信号的相位差  $\psi$  随着卫星高度角  $e$  的变化而变化, 体现在受信号干涉的 SNR 值的增强和减弱。由于多路径和天线增益, 低高度角下 SNR 值的振荡更加明显。

由于测量型 GNSS 接收机天线有效抑制了地表反射的多路径信号, 直射信号的振幅远大于反射信号的振幅, 即  $A_d \gg A_r$ 。为了得到包含反射信息的 SNR 残差序列, 通常采用低阶多项式拟合<sup>[14]</sup>的方法

提取出 SNR 序列的趋势项。低高度角下的 SNR 残差序列可表示为<sup>[5]</sup>

$$\text{dSNR} = A \cos\left(\frac{4\pi\bar{h}}{\lambda} \text{sine} + \varphi\right) \quad (3)$$

式中,  $\text{dSNR}$  表示包含反射信息的低高度角下的残差序列;  $A$  为振幅;  $\bar{h}$  为等效天线高(如图 1 所示);  $e$  为卫星高度角;  $\varphi$  为反射信号的相对延迟相位。设  $t = \text{sine}$ ,  $f = \frac{2\bar{h}}{\lambda}$ , 则式(3)可简化为标准的余弦函数表达式<sup>[5]</sup>

$$\text{dSNR} = A \cos(2\pi f t + \varphi) \quad (4)$$

对 SNR 残差序列进行 LS 谱分析<sup>[16]</sup>, 即可得到振荡频率  $f$ , 则等效天线高可表示为<sup>[5]</sup>

$$\bar{h} = \frac{\lambda f}{2} \quad (5)$$

式中,  $\bar{h}$  为通过 LS 谱分析得到的等效天线高;  $\lambda$  为载波波长。对于水位反演, 通过对两次计算得到的等效天线高求差, 即可得到水位变化量, 实现 GNSS-IR 技术对水面高度的测量。

### 1.2 小波分解原理

在式(1)中, SNR 包含直射信号分量和反射信号分量, 需要从 SNR 序列中消除趋势项以得到  $\text{dSNR}$  残差序列, 进而通过 LS 谱分析得到等效天线高。常用的消除趋势项的方法为二阶多项式法<sup>[14]</sup>, 本文采用小波分解<sup>[17-18]</sup>的方法, 其原理如下所示。

设 SNR 观测值  $G(t)$  为

$$G(t) = [x_1^0, x_2^0, \dots, x_t^0], \quad t = 1, 2, \dots, I \quad (6)$$

式中,  $t$  为历元。小波分解的算法为<sup>[17]</sup>

$$A_j[G(t)] = \sum_k H(2t-k) A_{j-1}[G(t)] \quad (7)$$

$$D_j[G(t)] = \sum_k G(2t-k) A_{j-1}[G(t)] \quad (8)$$

式中,  $A_j$  为低频信号的小波系数,  $j$  为分解层数;  $D_j$  为高频信号的小波系数;  $G(t)$  为原始信号,  $t$  为历元。以 db5 作为小波基对原始 SNR 序列进行 5 层分解处理, 将原始 SNR 信号减去第五层低频信号, 即可消除趋势项获得包含水面信息的反射信号, 并与传统的二阶多项式法得到的结果进行对比。

### 1.3 多星多频数据融合方法

理论上, 根据式(1)~式(5), 利用一颗卫星一个频率的 SNR 观测值即可实现水库水位反演。但是, 受限于测站周边环境、卫星信号质量、接收机软

硬件差异等多种因素影响,不同卫星、不同频率反演结果互有差异,因此要探索多频多模数据融合的最优方法。本文分别采用均值算法、中值算法、随机森林算法<sup>[19]</sup>和 BP 神经网络算法<sup>[20]</sup>对 GPS 和 BDS 各频段的数据反演结果进行融合,进而探寻最优的融合算法。四种算法的原理如下:

均值算法和中值算法是常用的数据融合算法,其主要区别在于:均值算法是对观测数据取平均值,而中值算法是直接选取数据的中间值作为输出结果。

随机森林<sup>[19]</sup>是目前机器学习算法中一种常用的算法,将多个决策树通过集成的方法融合在一起,最终结果由每个决策树的结果综合得到。每一个决策树的训练样本是通过自助采样法抽取的,即随机从所有特征中抽取一个子集,其随机性抽取可避免过拟合的问题,且训练抽取的随机性增加了各个决策树之间的差异,使得最终融合的模型具有较高的精度<sup>[19]</sup>。

BP 神经网络<sup>[20]</sup>是一种由误差反馈训练的多层感知器网络,主要由输入层、隐藏层和输出层组成。在一个神经网络中可以有多个隐藏层,同一层的神经元相互独立,相邻层之间的神经元完全相连。这种网络由一系列节点组成,包括正向传播和误差反向传播两个过程。其最核心的特点就是:信号是前向传播,而误差是反向传播。前向传播过程中,输入信号经由输入层、隐藏层逐层处理,到输出层时,如果结果未达到期望要求,则进入反向传播过程,将误差信号原路返回,修改各层权重。其基本思想是通过迭代调整权重,使网络的实际输出值和期望输出值之间的均方根误差最小化。因此具有良好的自学习、自适应、鲁棒性和泛化能力<sup>[20]</sup>。

## 2 试验配置及流程

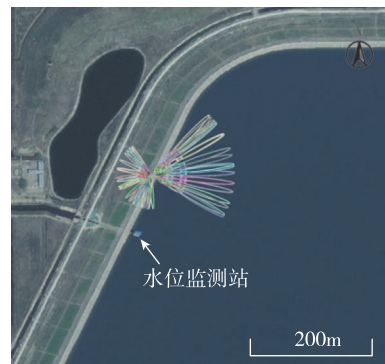
### 2.1 数据选取

GNSS 观测数据由位于南水北调东线山东境内的双王城水库 GNSS 变形监测网 SW50 测站提供,数据类型是 GPS 和 BDS 双系统 SNR 原始数据;实测水位数据由现场水位观测站提供。如图 2 所示,SW50 测站位于库区西北角,以观测墩的方式安置在大坝内侧,附近有水位观测站提供每日实测水位数据。从图 2 可以看出,当信号方位角在  $200^{\circ}\sim 300^{\circ}$  时,反射表面为测站西侧的地表;当方位角在  $30^{\circ}\sim 120^{\circ}$  时,反射表面从远到近分别为水库水体和大坝护

坡。由此可见,方位角应选择  $30^{\circ}\sim 120^{\circ}$ ,且高度角应选择水面反射区域,即  $5^{\circ}\sim 15^{\circ}$ ,尽量避开大坝护坡的表面反射信号。



(a) SW50 测站实景照片



(b) 第一菲涅尔反射区的实地分布图

图 2 测站照片及周边环境

Fig. 2 Station photos and surrounding environment

### 2.2 水位反演策略

收集了 SW50 测站 2017 年 10 月 1 日—12 月 26 日(年积日 DOY 274~360)共 87 天观测数据和同期水位监测站的实测水位数据,具体的水位反演策略为:

1) SNR 数据筛选。根据测站位置(图 2(a))和菲涅尔反射区(图 2(b))确定水面反射区域,其中方位角范围为  $30^{\circ}\sim 120^{\circ}$ ,高度角范围为  $5^{\circ}\sim 15^{\circ}$ ,选取运动轨迹在此范围内的可用卫星,提取其有效的 SNR 观测值。

2) SNR 去趋势项。分别使用二阶多项式拟合法及小波分解法对 SNR 序列进行去趋势项,得到包含水面高度信息的 SNR 残差序列。

3) LS 谱分析。对 SNR 残差序列进行 LS 谱分析,获取不同频段 SNR 信号反演的等效天线高,并与对应频段 DOY274 反演的等效天线高求差,从而得到 DOY274 以来反演的水位变化值;在此基

基础上,与实测水位变化值进行对比分析,选出较好的去趋势项方法。

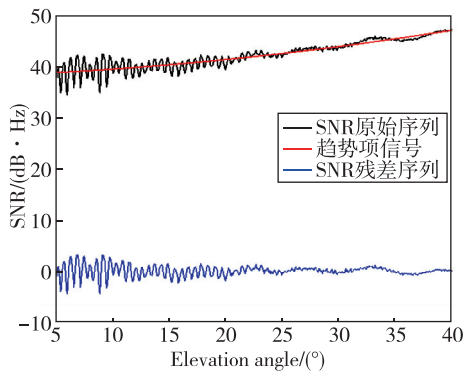
4)多频多模 SNR 信号融合。分别利用均值算法、中值算法、随机森林算法和 BP 神经网络算法对 GPS 和 BDS 多频多模信号反演结果进行融合,并分析其精度。

### 3 结果与分析

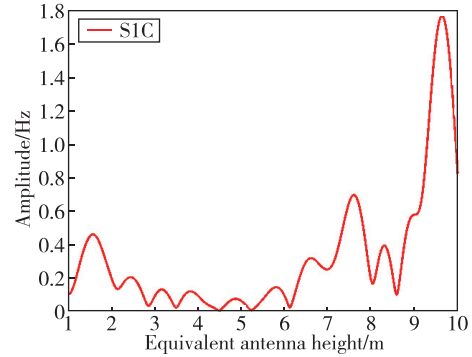
#### 3.1 SNR 信号去趋势项方法对比分析

为了比较二阶多项式法和小波分解法去趋势项的效果,分别用这两种方法对原始 SNR 观测序列进行去趋势项处理。以 2017 年 10 月 1 日 (DOY 274) G26 卫星观测到的 S1C 频段 SNR 数据为例,图 3 所示为利用二阶多项式拟合去趋势项和频谱分析的序列图。其中,图 3(a)为去趋势项前后的 SNR 序列图,黑色线为原始 SNR 序列,红色线为 SNR 的去趋势项序列,蓝色线为消除趋势项信号后的 SNR 残差序列;图 3(b)为 SNR 残差序列 LS 谱分析曲线图。从图 3 可以直观地看出,对于 S1C 频段的 SNR 数据,传统的二阶多项式法去趋势效果比较理想。

图 4 所示为利用 db5 作为小波基对上述 SNR 序列进行 5 层小波分解处理后的结果。其中,黑色线为原始 SNR 序列;深蓝色线为小波分解的 5 层高频信号,即细节信号,反映原始 SNR 序列的细节信息;浅蓝色线和红色线为小波分解下的 5 层低频信号,也称作逼近信号,是原始 SNR 序列缓慢变化的部分,红色线为趋势项。将趋势项与原始 SNR 序列相减可提取 SNR 残差序列,结果如图 5(a)所示,对所得到的 dSNR 残差序列进行 LS 谱分析即可求得等效天线高,图 5(b)所示为 G26 卫星 S1C 频段的 SNR 残差序列 LS 谱分析曲线图。结合图 3 和图 5 可知,



(a)



(b)

图 3 原始 SNR 序列、趋势项序列和利用二阶多项式拟合去趋势项后的 SNR 残差序列 (2017, DOY274, G26 卫星 S1C 频段信号)

Fig. 3 Series of original SNR observations, SNR trend term and original SNR observation with trend term removed by second-order polynomial (DOY274, 2017, G26, S1C signal)

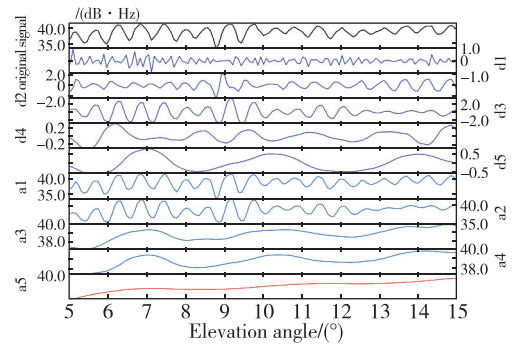
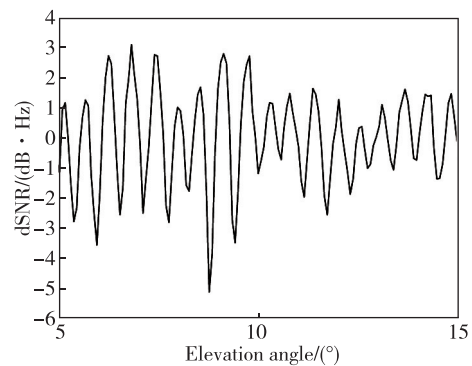
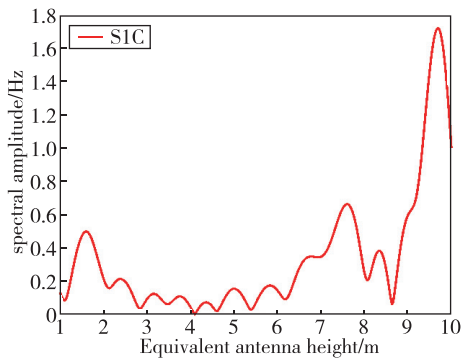


图 4 小波分解的原始 SNR 序列高频和低频信号 (2017, DOY274, G26 卫星 S1C 频段信号)

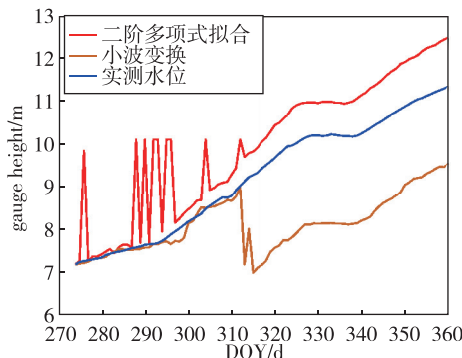
Fig. 4 High and low frequency signals separated from original SNR series by wavelet decomposition (DOY274, 2017, G26, S1C signal)



(a) 消除趋势项后的 SNR 残差序列



(b) LS 谱分析结果

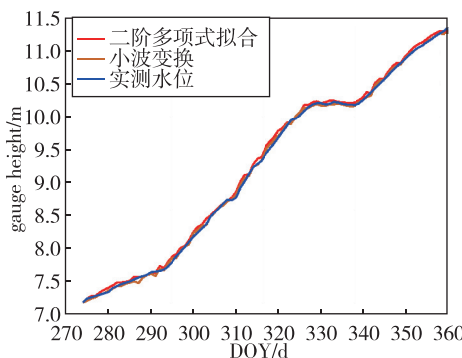


(c) S2W

图 5 小波分解后 SNR 去趋势项序列及 LS 谱分析得到的有效天线高(2017, DOY274, G26 卫星 S1C 频段信号)  
 Fig. 5 SNR series with trend term removed by wavelet decomposition and its LS spectrum analysis results (DOY274, 2017, G26, S1C signal)

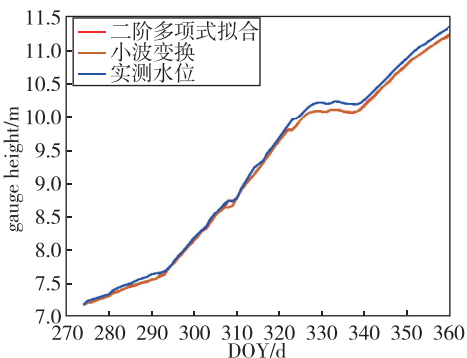
对于 S1C 频段的 SNR 数据,二阶多项式法和小波分解法去趋势项效果均比较理想。

为了进一步分析不同去趋势项方法对各 SNR 频段的适用性,图 6 所示为 2017 年 DOY 274~360 期间,分别利用二阶多项式和小波分解对 GPS 的 S1C、S2L、S2W 和 S5Q 这 4 个频段 SNR 观测值去趋势项后采用 LS 谱分析反演得到的水位曲线,同时与实测水位曲线进行对比。总体上看, GPS 的 S1C、S2L 和 S5Q 这 3 个频段 SNR 的水位反演结果

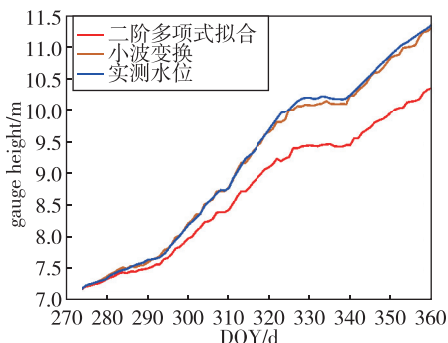


(d) S5Q

图 6 小波分解法和二阶多项式法去趋势项后的水位反演结果  
 Fig. 6 Inversion results of water level after removing trend terms by wavelet decomposition method and second-order polynomial method



(a) S1C



(b) S2L

与实测水位有较好的一致性。其中, S1C 和 S5Q 频段,如图 6(a)、(d)所示,利用二阶多项式拟合和小波分解去趋势项后反演的水位曲线高度一致甚至几乎重合。此外, S2L 频段小波分解的效果明显优于二阶多项式拟合的效果,这是由于试验所用的 GPS 卫星还未完全实现现代化,所用 S2L 频段是混合了 L2C 码与 L2P 码的混合信号,其中的 L2P 码信号大大降低了反演精度<sup>[13]</sup>,甚至有些研究认为 S2L 信号不适用于水位反演<sup>[6-7]</sup>。另外,对于 S2W 频段,如图 6(c)所示,不管是用二阶多项式拟合还是小波分解的方法,其水位反演结果均不够理想,这是由于 S2W 信号采用 Z 跟踪(Z-Tracking)技术导致噪声增加<sup>[21-22]</sup>。综上可知,对于 SNR 观测值去趋势项方法的选择,小波分解法整体上优于二阶多项式拟合法,但是 GPS-S2W 频段用于水位反演的效果不甚理想。

需要特别注意的是,图 6(c)的 S2W 频段反演水位结果显示,在 DOY310 之前小波分解结果与实测值符合较好,DOY310~315 之间反演结果出现了突变,

在 DOY315 之后又与实测结果有良好的一致性。究其原因,是由于 GPS S2W 频段信号采用的 Z 跟踪技术会导致 L2 信号被 L1 信号污染,出现“双峰”现象<sup>[21]</sup>——S2W 频段第一个峰值对应 L2 信噪比的多径振荡,第二个峰值为 L1 污染 L2 产生的噪声信号。为了分析 GPS S2W“双峰”现象对水位反演造成的干扰,图 7 绘制了 S2W 信号的 LS 谱分析图和水位反演结果。其中,图 7(a)为 2017 年 DOY 314 的 S2W 频段的 LS 谱分析图,可以看出,“双峰”的振幅非常接近,难以进行有效区分。基于此,图 6(c)在 DOY310~315 之间才会出现反演结果突变现象。图 7(b)为分别利用“双峰”反演的水位时间序列图,其中第一个主频峰值的水位反演结果与实测水位有较好的一致性,其均方根误差、平均偏差和相关系数分别为 0.1439m、0.1094m 和 0.9987,但是反演的精度仍不如 GPS 其他频段;第二个主频峰值的水位反演结果与实测水位有较大的误差,其均方根误差、平均偏差和相关系数分别为 0.6792m、0.5578m 和 0.9420。

为了进一步验证上述结果,表 1 列出了 GPS 各频段信号反演的水位相对于实测水位的精度指标。

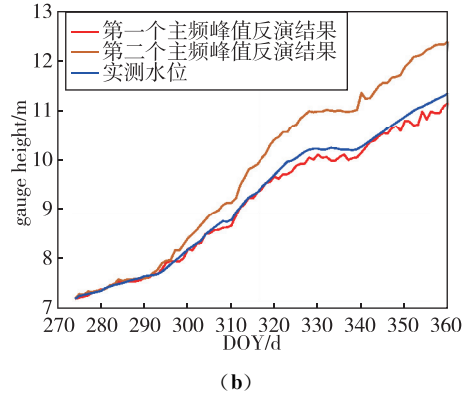
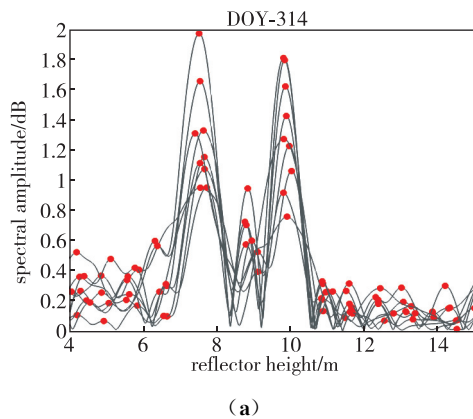


图 7 GPS S2W 频段 DOY314 的 LS 谱分析图和 2 个主频峰值的水位反演结果

Fig. 7 LS spectrum analysis diagram of DOY314 in GPS S2W band and water level inversion results of two main frequency peaks

从表 1 可以明显看出,与实测水位相比,无论采用二阶多项式法还是小波分解方法,S2W 频段的反演结果的均方根误差达到甚至超过了 1m,再次验证了该频段 SNR 观测量用于水位反演效果不佳的结论。此外,小波分解和二阶多项式方法在 S1C 频段的反演精度相当,而在 S2L、S5Q 频段,小波分解方法明显优于二阶多项式法。限于篇幅,BDS 各频段 SNR 去趋势项后的水位反演结果仅用表格的形式列于表 2 中。从表 2 可以看出,对于 S1I、S6I 和 S7I 这 3 个频段,小波分解方法的反演精度略优于二阶多项式拟合法。综合表 1 和表 2 的数据,剔除 S2W 频段第二主频峰值反演结果后,对所有频段反演结果取算数平均值,发现小波分解反演的水位与实测水位对比得到的平均均方根误差、平均偏差和平均相关系数分别为 0.1062m、0.0304m 和 0.9986,而二阶多项式拟合法的精度结果分别为 0.2245m、0.1147m 和 0.9978。

表 1 各频段 GPS-SNR 小波分解法和二阶多项式法去趋势项后反演水位精度对比

Tab. 1 Comparison of inversion accuracy of water level after GPS-SNR detrending by wavelet decomposition method and second-order polynomial method

	小波分解			二阶多项式		
	均方根误差/m	平均偏差/m	相关系数	均方根误差/m	平均偏差/m	相关系数
S1C	0.0839	0.0742	0.9998	0.0804	0.0707	0.9998
S2L	0.0597	0.0473	0.9997	0.6336	0.5262	0.9995
S2W-1	0.1439	0.1094	0.9987	0.1654	0.1354	0.9981
S2W-2	0.6792	0.5578	0.9420	0.8471	0.6571	0.9351
S5Q	0.0316	0.0246	0.9997	0.0507	0.0416	0.9996

注:S2W-1 为 S2W 频段 LS 谱分析后第一主频峰值反演结果,S2W-2 为第二主频峰值反演结果。

表 2 各频段 BDS-SNR 小波分解法和二阶多项式法去趋势项后反演水位精度对比  
 Tab. 2 Comparison of inversion accuracy of water level after BDS-SNR detrending by wavelet decomposition method and second-order polynomial method

	小波分解			二阶多项式		
	均方根误差/m	平均偏差/m	相关系数	均方根误差/m	平均偏差/m	相关系数
S1I	0.2154	0.0198	0.9940	0.2641	0.0211	0.9900
S6I	0.1845	0.0142	0.9990	0.2383	0.0223	0.9989
S7I	0.0621	0.0024	0.9992	0.0802	0.0062	0.9990

从理论上来说,传统的二阶多项式拟合法虽然可用于处理大多数卫星频段的 SNR 数据,但其基本原理是基于最小二乘思想,即基于残差的平方和寻找数据的最优函数匹配,等权地处理所有数据。当原始 SNR 序列中出现一部分质量不佳的信号时,残差平方和会对拟合结果产生比较明显的影响,使拟合曲线偏移,导致拟合出的趋势项与实际直射信号相比出现较大的偏差<sup>[23]</sup>。而小波分解是基于信号学理论,通过频率变化的快慢将非平稳的 SNR 信号分离成低频信号和高频信号,从而实现去趋势项。即使原始 SNR 序列中出现一部分质量不佳的信号,也不会影响高频低频信号的分离效果。因此,理论分析与试验验证均说明,小波分解法用于原始 SNR 信号去趋势项的效果要优于二阶多项式拟合法。

综上所述,在水库水位高度反演消除 SNR 趋势项的过程中,小波分解法总体上优于传统的二阶多项式拟合法,且 S2W 频段信号用于水位反演效果不佳。同时也可以发现,不同系统不同频段数据之间存在不同的系统偏差,使得在同一水位基准下不同系统不同频段数据的反演结果随着 DOY 的增加出现偏移现象,需要根据误差调整权重,通过多星多模融合以进一步减少系统误差的影响。

### 3.2 多频多模信号融合反演水位变化分析

虽然单一频段 SNR 信号能够用于水库水位反演,但是可用卫星信号数量有限,难以发现可能存在的粗差,且不同频段之间可能存在系统性偏差,因此要考虑进行多星多频信号融合反演<sup>[24]</sup>。在利用小波分解对 SNR 去趋势项和 LS 谱分析获得其反演结果的基础上,分别利用均值法、中值法、随机森林算法和 BP 神经网络算法这四种信号融合算法对测站接收到的全部 GPS、BDS 频段信号反演结果进行融合,并与实测水位进行比较,结果如表 3 所示。

表 3 单频反演、多频融合反演结果与实测水位结果对比  
 Tab. 3 Accuracy comparisons of all bands fusion inversion and single band inversion

频段	均方根误差/m	平均偏差/m	相关系数
S1I	0.2154	0.0198	0.9940
S6I	0.1845	0.0142	0.9990
S7I	0.0621	0.0024	0.9992
S1C	0.0839	0.0742	0.9998
S2L	0.0597	0.0473	0.9997
S2W-2	0.1438	0.1094	0.9987
S5Q	0.0316	0.0246	0.9997
均值法	0.1032	0.0394	0.9995
中值法	0.0921	0.0442	0.9996
随机森林	0.0602	0.0382	0.9997
BP 神经网络	0.0554	0.0380	0.9997

由表 3 可知,将所有频段的反演水位进行多星多频融合后,均方根误差只达到了分米级,甚至不如某些单频信号(S1C、S2L、S5Q、S7I)的反演结果,总体来说反演效果不太理想。这是由于融合过程中反演精度较低的频段作为输入项会影响整体的反演精度。因此,在信号融合前需要设置阈值将反演精度较差的频段进行剔除。在确保数据利用率的前提下,分别设置 0.1m、0.15m 和 0.2m 为阈值,将均方根误差小于阈值的频段设置为可取频段,大于阈值的频段设置为不可取频段予以去除,经过比较发现,选择 0.1m 的阈值最为合适。由表 1 可知,SW50 测站 GPS 的 S1C、S2L 和 S5Q 均为可取频段;由表 2 可知,BDS 的 S1I 和 S6I 频段的均方根误差均超过阈值 0.1m,均为不可取频段,只有 S7I 频段的反演结果达到厘米级,为可取频段。水位反演所用信号频段和对应卫星编号如表 4 所示。



表4 水位反演所用信号频段和对应卫星编号

Tab. 4 Signal frequency band and corresponding satellite number used for water level inversion

信号频段	卫星编号
S1C	G1, G3, G4, G5, G7, G9, G11, G12, G13, G15, G16, G22, G24, G25, G26, G27
S2L	G1, G3, G5, G7, G9, G12, G15, G24, G25, G26, G27
S5Q	G1, G3, G9, G24, G25, G26, G27
S7I	C11, C12, C14

将前50天各频段单独反演结果作为BP神经网络和随机森林算法的训练样本进行训练,输出单元为后37天的水位变化结果。为了避免网络收敛过慢,对输入数据进行归一化处理。其中BP神经网络采用37-1-1型网络结构,采用L-M算法,各参数设置为<sup>[20]</sup>;性能函数mse,输入传递函数tansig,输出传递函数purelin,目标误差0.0003,学习速率0.01,最大训练次数1000。

将均值法、中值法、随机森林和BP神经网络四种融合算法得到的水位变化结果与实测水位变化进行对比分析,结果如表5所示。

表5 不同方法反演水位的精度

Tab. 5 Accuracy of inversion of water level by different methods

算法	均方根误差/m	平均偏差/m	相关系数
均值法	0.0493	0.0387	0.9998
中值法	0.0519	0.0399	0.9997
随机森林	0.0478	0.0303	0.9998
BP神经网络	0.0270	0.0215	0.9998

由表5可知,对于水面较平静的环境,四种算法的均方根误差和平均偏差均达到了厘米级精度,且相关系数高于0.999,说明均具有良好的反演效果。其中,从均方根误差和平均偏差2个指标来衡量,BP神经网络算法的水位反演效果明显优于其他三种算法。从理论上来看,均值法和中值法对各频段信号的反演结果分配的权重相同,因此对反演效果不佳的频段不能有效抑制其反演误差;随机森林算法中虽然每个决策树的训练样本是随机抽取的,但是每个树的权重相等,其本质也是一种特殊的等权算法;而BP神经网络可以通过每次训练的误差来修正权重,使网络的实际输出值(反演水位结果)和期望输出值(实测水位结果)之间的均方根误差最

小化。因此,理论分析和实测试验均说明BP神经网络算法更优。

## 4 结论

以双王城水库SW50测站2017年10月1日—12月26日的GNSS SNR原始观测量为研究对象,全面分析了GPS和BDS双系统多频SNR信号的变化特征,在此基础上提出了联合小波分解与BP神经网络法反演水库水位变化的策略,并得到以下结果:

1)在SNR去趋势项方法的选择上,小波分解算法优于传统的二阶多项式拟合算法。

2)利用多频多模SNR信号反演水库水位变化,需要提前设置阈值以消除粗差、提高精度,并且在水库、大坝等水面较为平静的反演环境下,均值算法、中值算法、随机森林算法和BP神经网络算法均能达到厘米级精度,其中BP神经网络算法用于水位反演的效果更优。

同时,本研究首次对GPS S2W信号双峰现象用于水位反演进行探讨,发现由于采用Z跟踪技术,GPS S2W信号所呈现的“双峰”现象对水位变化反演产生了明显干扰,在后续工作中需要对此现象进一步研究以准确提取有用的信号。此外,由于所选测站硬件设备的限制,BDS数据不包含北斗3号的卫星信号,未来需对更多的北斗卫星反射信号反演厘米级水位的方法进行探讨。

## 参考文献

- [1] Larson K M, Small E E, Gutmann E D, et al. Use of GPS receivers as a soil moisture network for water cycle studies [J]. *Geophysical Research Letters*, 2008, 35(24): L24405.
- [2] Larson K M, Gutmann E D, Zavorotny V U, et al. Can we measure snow depth with GPS receivers? [J]. *Geophysical Research Letters*, 2009, 36(17): L17502.
- [3] Duan J J, Schmude J M, Larson K M. Effects of low temperature exposure on diapause, development, and reproductive fitness of the emerald ash borer (coleoptera: buprestidae): implications for voltinism and laboratory rearing[J]. *Journal of Economic Entomology*, 2021, 114(1): 201-208.
- [4] Larson K M, Ray R D, Nievinski F G, et al. The accidental tide gauge: a GPS reflection case study from Kachemak Bay, Alaska[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(5): 1200-1204.

- [5] Larson K M, Lofgren J S, Haas R. Coastal sea level measurements using a single geodetic GPS receiver[J]. *Advances in Space Research*, 2013, 51(8): 1301-1310.
- [6] 吕铮, 冯威, 黄丁发. GNSS SNR 信号反演大坝水位变化[J]. *大地测量与地球动力学*, 2020, 40(2): 146-151.  
Lyu Zheng, Feng Wei, Huang Dingfa. Using GNSS signal-to-noise ratio to measure dam water level changes[J]. *Geodesy and Geodynamics*, 2020, 40(2): 146-151(in Chinese).
- [7] 苏晓容, 张云, 韩彦岭, 等. 岸基 GNSS 单天线潮位高度小波分析反演[J]. *导航定位学报*, 2019, 7(4): 87-93.  
Su Xiaorong, Zhang Yun, Han Yanling, et al. Inversion of tidal height with wavelet analysis based on shore-based GNSS single antenna[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2019, 7(4): 87-93(in Chinese).
- [8] Wang X, Qin Z, Zhang S. Sea level estimation from SNR data of geodetic receivers using wavelet analysis[J]. *GPS Solutions*, 2018, 23(6): 1-14.
- [9] 王杰, 何秀凤, 王笑蕾, 等. GNSS-IR 海潮监测的动态改正方法对比分析[J]. *大地测量与地球动力学*, 2020, 40(8): 811-817.  
Wang Jie, He Xiufeng, Wang Xiaolei, et al. Comparative analysis of dynamic correction method in tidal monitoring by GNSS-IR[J]. *Geodesy and Geodynamics*, 2020, 40(8): 811-817(in Chinese).
- [10] 王瑞芳. 利用 EMD 进行 GNSS-MR 潮位监测研究[J]. *测绘通报*, 2020(10): 114-117.  
Wang Ruifang. Research on GNSS-MR tide level monitoring based on EMD[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2020(10): 114-117(in Chinese).
- [11] 张一, 周立. 基于 NARX 回归神经网络的岸基 GNSS-IR 有效波高反演模型分析[J]. *测绘通报*, 2022(2): 90-94.  
Zhang Yi, Zhou Li. Study on inversion model of significant wave height from shore-based GNSS-IR by using NARX recurrent neural network[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2022(2): 90-94(in Chinese).
- [12] 陈昊晟, 金双根, 业明达, 等. 利用多系统 GNSS 干涉反射测量估计长江巴东水位变化[J]. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2021, 13(6): 686-692.  
Chen Haosheng, Jin Shuanggen, Ye Mingda, et al. Water level changes at Badong station of the Yangtze River from multi-GNSS interferometric reflectometry[J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition)*, 2021, 13(6): 686-692(in Chinese).
- [13] 南阳, 张双成, 黄亮, 等. GPS-IR 技术用于河水面测高实验分析[J]. *导航定位与授时*, 2020, 7(2): 126-131.  
Nan Yang, Zhang Shuangcheng, Huang Liang, et al. Analysis of GPS-IR water level altimetry experiment on river[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2020, 7(2): 126-131(in Chinese).
- [14] 张双成, 南阳, 李振宇. GNSS-MR 技术用于潮位变化监测分析[J]. *测绘学报*, 2016, 45(9): 1042-1049.  
Zhang Shuangcheng, Nan Yang, Li Zhenyu. GNSS-MR technology for monitoring and analysis of tidal level change[J]. *Journal of Surveying and Mapping*, 2016, 45(9): 1042-1049(in Chinese).
- [15] 宋敏峰, 何秀凤. 基于 GNSS-IR 技术高精度水库水位监测研究[J]. *无线电工程*, 2021, 51(10): 1099-1103.  
Song Minfeng, He Xiufeng. High-precision reservoir water level monitoring based on GNSS-IR technology[J]. *Radio Engineering*, 2021, 51(10): 1099-1103(in Chinese).
- [16] Press F, Teukolsky S, Vetterling W, et al. *Numerical recipes in Fortran 90: the art of parallel scientific computing (2nd ed.)*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.
- [17] 王笑蕾, 张勤, 张双成. 基于 EMD 和 WD 联合算法的 GPS 水汽时间序列的周期性振荡分析[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(4): 620-628.  
Wang Xiaolei, Zhang Qin, Zhang Shuangcheng. Periodic oscillation analysis of GPS water vapor time series using combined algorithm based on EMD and WD[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(4): 620-628(in Chinese).
- [18] 任超, 张志刚, 梁月吉, 等. 基于小波分析辅助 GPS-IR 反演土壤湿度研究[J]. *大地测量与地球动力学*, 2020, 40(1): 77-81.  
Ren Chao, Zhang Zhigang, Liang Yueji, et al. Study on inversion of soil moisture using wavelet analysis assisted GPS-IR[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2020, 40(1): 77-81(in Chinese).
- [19] 郭骐嘉, 姚宜斌, 周永江. 融合 GNSS 气象参数的 PM2.5 随机森林预测模型[J]. *测绘科学*, 2021, 46(4): 37-42+56.  
Guo Qijia, Yao Yibin, Zhou Yongjiang. PM2.5 random forest prediction model integrating GNSS meteorological parameters[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, 46(4): 37-42+56(in Chinese).
- [20] Zhan J, Zhang R, Tu J, et al. GNSS-IR snow depth retrieval based on the fusion of multi-satellite SNR data by the BP neural network[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14

- (6): 1395.
- [21] 彭秀英, 范士杰, 孔祥元. Z跟踪技术下C/A码与P(Y)码伪距的精度比较[J]. 勘察科学技术, 2006(2): 25-27.  
Peng Xiuying, Fan Shijie, Kong Xiangyuan. Precision comparison of pseudo range between C/A code and P(Y) code based on Z-tracking technology[J]. Survey Science and Technology, 2006(2): 25-27(in Chinese).
- [22] 郑国忠. 论美国AS政策和Ashtech Z-12 GPS接收机[J]. 工程勘察, 1994(4): 52-54.  
Zheng Guozhong. On American AS policy and Ashtech Z-12 GPS receiver[J]. Engineering Investigation, 1994(4): 52-54(in Chinese).
- [23] Wang X, He X, Xiao Y, et al. Millimeter to centimeter scale precision water-level monitoring using GNSS reflectometry: application to the south-to-north water diversion project, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 265: 112645.
- [24] Wang X, Zhang S, Wang L, et al. Analysis and combination of multi-GNSS snow depth retrievals in multipath reflectometry[J]. GPS Solutions, 2020, 24: 1-13.

(编辑:黄利华)