

引用格式: Li Yi, Ren Chao, Zhang Zhigang, *et al.* Research on GPS-IR Snow Depth Inversion based on Multiple Linear Regression[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(6): 1312-1319. [李毅, 任超, 张志刚, 等. 基于多元线性回归的GPS-IR积雪深度反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(6): 1312-1319.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.6.1312

基于多元线性回归的GPS-IR积雪深度反演研究

李毅¹, 任超^{2,3}, 张志刚², 梁月吉^{2,3}, 潘亚龙²

(1. 广西壮族自治区自然资源调查监测院, 广西南宁 530023;

2. 桂林理工大学测绘地理信息学院, 广西桂林 541004;

3. 广西空间信息与测绘重点实验室, 广西桂林 541004)

摘要: 利用全球导航卫星系统反射干涉遥感技术(GPS-Interferometric Reflectometry, GPS-IR)可实现地表环境参数的监测。基于全球导航卫星系统多径反射信号与积雪深度之间的关系, 针对目前已有研究较少的考虑多星融合对反演效果的影响, 提出一种基于多元线性回归的多星融合积雪深度反演模型。为了验证算法的可靠性, 利用美国PBO观测网络中的P101测站连续监测数据进行雪深反演研究。研究和实验表明: 反演结果与积雪深度参考值具有显著相关性; 多星融合能够有效综合各单颗卫星的反演性能, 相关系数均大于0.940, 相比单星提高了13.6%; RMSE和MAE均小于0.08和0.165。

关键词: GPS-IR; 积雪深度; 多元线性回归; Lomb-Scargle频谱分析; 多星融合

中图分类号: P237; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)06-1312-08

1 引言

积雪存储了全球大量的淡水资源, 也是评估全球气候在不同尺度和时间变化的重要参数^[1]。目前全球积雪深度主要依靠气象站点监测和人工野外探测, 存在时空分辨率受限、成本过高、精度较低等缺点。基于测量型接收机发展起来的GPS-IR作为一门新兴的遥感技术, 具有高精度、低成本和高时空分辨率的特点。已被证实可有效应用于土壤湿度、海平面、雪深等地表环境参数的监测^[2]。2009年, Larson等^[3]首次探讨并验证了使用GPS接收机反演雪深的可能性, 使得为地球物理学、大地测量学研究而设计的PBO GPS网也可以用于冰冻圈的研究。Ozeki等^[4]利用研究电离层的无几何线性组合(L4)和SNR在日本北海道的GPS站获得了雪深时间序列, 并验证了多径幅度反演雪面物理状况的

可能性。针对GPS-IR反演雪深值的精度, 通过对美国PBO监测网中100个站点反演雪深值与(SNODAS)的栅格化雪深估算值之间关系的研究, 证明80%以上的站点相关系数均大于0.6^[5]。针对不同地表环境的反演雪深结果, 学者们分别在草原、高山和森林地表环境下评估了GPS-MR监测的精度, 通过比较分析表明在这些区域反演结果低估了实际雪深值的10%~15%^[6]。基于PBO网的P360测站的GPS观测数据的雪深反演实验, 结果表明反演雪深与实测雪深趋势大致相同^[7]。针对反演模型, 开发了正向模型和逆向模型, 并应用于估算格陵兰岛雪面温度和雪深的变化^[8]。针对电离层延迟的影响, 提出了一种使用大地测量GPS站, 多径反射法和GPS三频(L1、L2和L5)信号的相位测量值的线性组合的新雪深估算方法^[9]。由于测站周

收稿日期: 2019-12-16; 修订日期: 2020-11-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(41901409、41461089), 广西高校中青年骨干教师基础能力提升项目(2018KY0247), 广西自然科学基金项目(2015GXNSFAA139230)。

作者简介: 李毅(1981—), 男, 广西博白人, 硕士, 高级工程师, 主要从事大地测量、摄影测量、无人机航测研究。E-mail: 469675232@qq.com

通讯作者: 任超(1974—), 男, 河南鹿邑人, 博士, 教授, 主要从事GPS高精度数据处理及应用研究。E-mail: renchao@glut.edu.cn

围不同方位角地表环境存在一定的差异,直接建立单颗卫星反演模型无法较好的反映一定区域内的积雪深度变化。而且,不同时刻多路径效应也存在一定的差别。已有研究较少的考虑多星融合反演积雪深度的优势。同时,积雪深度是随着气候和空间随机变化的自然事件,采用单颗卫星的 GPS-IR 技术进行积雪深度估算无法全面评价实际雪深变化,因此,多颗卫星反演结果进行有效组合可以看作一种线性问题进行研究。

基于以上研究,本文提出一种基于多元线性回归的 GPS-IR 积雪深度反演模型,多元线性回归广泛应用于一个因变量同时受到多个自变量影响的事件,因此,可以将积雪深度作为因变量,各颗卫星反演结果作为自变量,通过多个自变量组合共同来预测或估计因变量,比仅仅用一个自变量进行预测或估计更有效,更符合实际变化^[10-11]。因此本文基于多星融合线性回归展开研究。

2 GPS-IR 积雪深度反演原理

2.1 GPS 卫星反射遥感原理

GPS 卫星发射的载波信号到接收机位置时,接收机不仅接收到直射信号和还会接收到经测站周围地表地物反射的信号时,两种信号会产生干涉形成合成信号,记作信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR),称作多路径效应。因此,多路径效应在 GPS 测量中是一项重要的误差来源,而 GPS-IR 技术则是利用多路径 SNR 反射信号来反演出积雪深度的变化。直射信号和反射信号可表示为^[12]:

$$SNR = SNR_m + SNR_r \quad (1)$$

其中:SNR_m表示直达信号分量,SNR_r代表反射信号分量。因此,接收机往往接收到卫星直射和反射相互叠加的信号,如图 1 所示。h1 表示 GPS 天线中心到地面的垂直高度,h2 表示反射信号地面反射点到天线中心的垂直高度。反射面到 GPS 接收机天线的距离变化会影响到多路径效应,而多路径效应能在 SNR 值的变化中反映出来,因此,从 SNR 值的变化中可以提取出反射高度的信息。

已有研究表明,SNR_r与多径干涉相位和振幅存在一种正弦(或余弦)的线性关系,积雪深度与卫星反射信号存在一定相关,那么去掉卫星直射信号后的 SNR 反射信号分量与多径延迟相位和振幅的函数关系表示为^[13-14]:

$$SNR_r = A_r \cos\left(\frac{4\pi h}{\lambda} \sin\theta + \varphi_r\right) \quad (2)$$

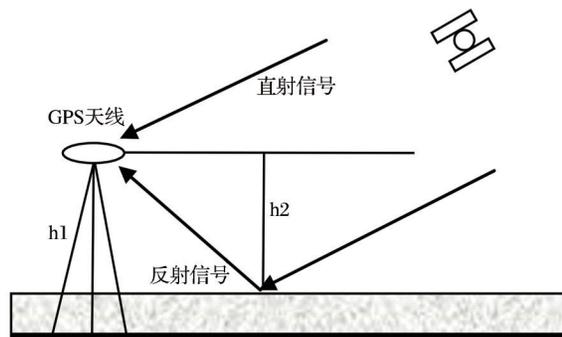


图 1 GPS 多路径效应

Fig.1 GPS multipath effect

其中: A_r 表示多径振幅, h 表示反射面到 GPS 天线的垂直反射距离, λ 表示载波波长, θ 表示卫星截至高度角, φ_r 表示多径延迟相位。对 SNR_r进行 Lomb-Scargle 频谱分析处理,解算得到 SNR 序列最大功率对应的频率: $f = \frac{2\pi h}{\lambda}$ 。在已知测站天线高的情况下,解算可得到反演积雪的深度。本文选择信号稳定且穿透能力较强的 GPS L2 载波,波长 λ 为 0.244 2 m。

2.2 多星线性融合原理

多元线性回归模型通常用来研究一个因变量依赖多个自变量的变化关系,由于卫星反演积雪深度和雪深参考值之间存在线性关系,因此,多颗卫星联合反演积雪深度建立多元线性模型来进行分析理论上是可行的。

设 GPS 卫星反演积雪深度集合 X 为:

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_{32}^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_{32}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^n & x_2^n & \dots & x_{32}^n \end{bmatrix} \quad (n = 1, 2, 3, \dots, t) \quad (3)$$

其中:观测时段长为 n 。积雪深度参考值为 $Y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]$ 。选取其中 m 颗卫星 n 天作为多元线性回归模型训练样本,对应年积日的积雪深度参考值作为输出样本。那么,建立的多星融合线性回归方程如下:

$$y = \beta_0 + \beta_1 \begin{bmatrix} x_1^1 \\ x_1^2 \\ \dots \\ x_1^n \end{bmatrix} + \beta_2 \begin{bmatrix} x_2^1 \\ x_2^2 \\ \dots \\ x_2^n \end{bmatrix} + \dots + \beta_k \begin{bmatrix} x_m^1 \\ x_m^2 \\ \dots \\ x_m^n \end{bmatrix} + \zeta \quad (4)$$

其中: y 表示对应的雪深参考值。 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ 表示各卫星回归系数, ζ 表示随机误差项。上式的模型可以用向量表示为:

$$y = X\beta + \zeta \quad (5)$$

正态假定下,普通线性回归模型的参数最小二乘估计为^[15]:

$$\hat{\beta} = (x^T x)^{-1} x^T y \quad (6)$$

对于回归模型的参数选取,从方程总体线性的显著性检验(F检验)和变量的显著性检验(t检验)方面对建模过程进行统计检验^[16],经检验达到精度要求后,输入测试样本,得到多星融合后的积雪深度反演测试输出结果。基于多星联合反演积雪深度的方法过程分为4个主要步骤,反演流程如图2所示。

3 实验分析

采用的GPS观测数据来源于美国地球透镜(Earthscope)计划中的板块边界观测网(Plate

Boundary Observatory, PBO)项目^[17],本文采用P101测站的2017年1~103天积日103 d时间段的GPS观测数据。P101站位于美国的西部犹他州Randolph地区,经纬度为111.236° W,41.692° N,海拔高度为2016.1 m,周围植被类型为低矮植被,测站天线垂直高2 m,每年被积雪覆盖的时间达100 d左右,很早就开展雪深反演实验,能够连续接收质量较好的L2载波信号,采样率为15 s。P101站的接收机类型为TRIMBLE NETRS,天线类型为TRM29659.00,整流罩类型为SCIT。

当卫星高度角在5°~20°范围内,SNR受卫星多路径效应影响明显,有利于开展积雪深度的反演研究^[18]。首先对SNR观测数据进行线性化将信噪比的单位由dB-Hz转换为volts,利用低阶多项式拟合去除卫星直射信号。对P101测站,PRN32号卫星去趋势化后SNR反射残差序列和频谱分析的结果如图4所示。左侧的两张图分别是第38天和97天SNR残差随高度角正弦值的变化图,右侧的两张图分别对应左侧的频谱分析结果。可见,随着积雪深度的变化,SNR残差变化的周期也呈现出相应的变化。进一步对比可以看出,随着积雪变厚,SNR残差序列的周期也越来越大。限于篇幅,仅给出部分卫星年积日1~103天连续估算雪深结果与雪深参考值之间的关系,如图5所示。

由图5可知,积雪深度的变化引起各卫星多路径反射面与天线中心之间的垂直有效距离的变化,由于卫星反射面方位角的差异,各卫星的垂直距离均呈现出不同程度的变化,这与卫星的性能和不同时间段的多路径效应差异有关。反演积雪深度与雪深参考值之间的线性相关系数 R^2 如图6所示。可见,13颗卫星相关系数 R^2 均在0.5以上,两者之间具有显著的线性相关度。不同卫星的 R^2 均不一样,部分卫星精度较差。因此,单星反演积雪深度在未知

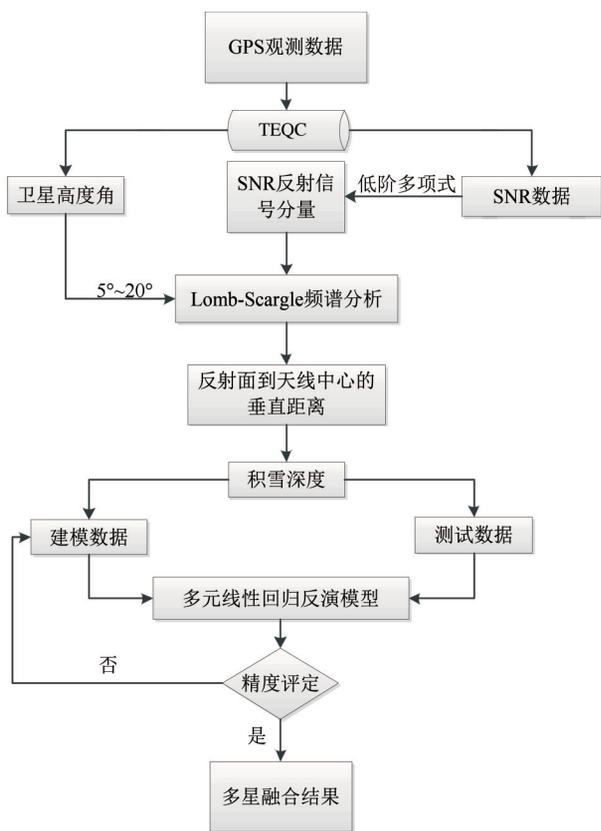


图2 反演流程图

Fig.2 Inversion flowchart



(a) P101测站降雪环境



(b) P101测站无雪环境

图3 P101测站周边环境

Fig.3 Surrounding environment of P101 station

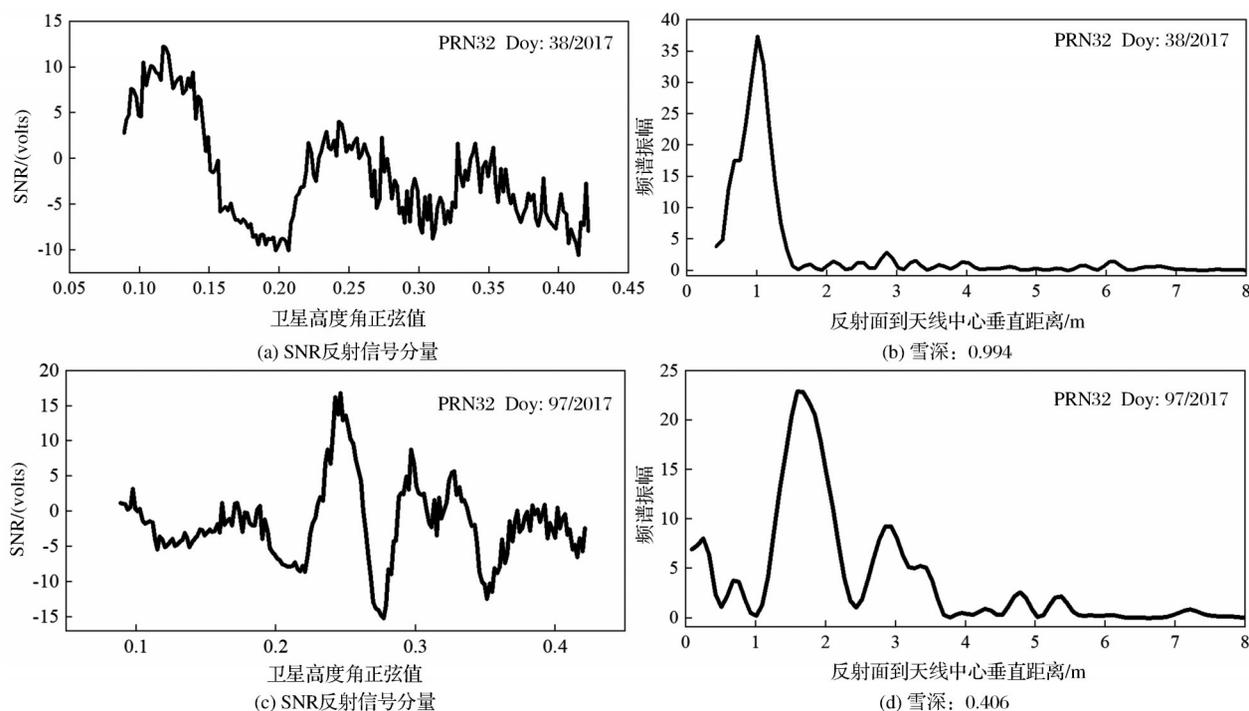


图 4 SNR 残差序列与频谱分析

Fig.4 SNR residual sequence and spectrum analysis

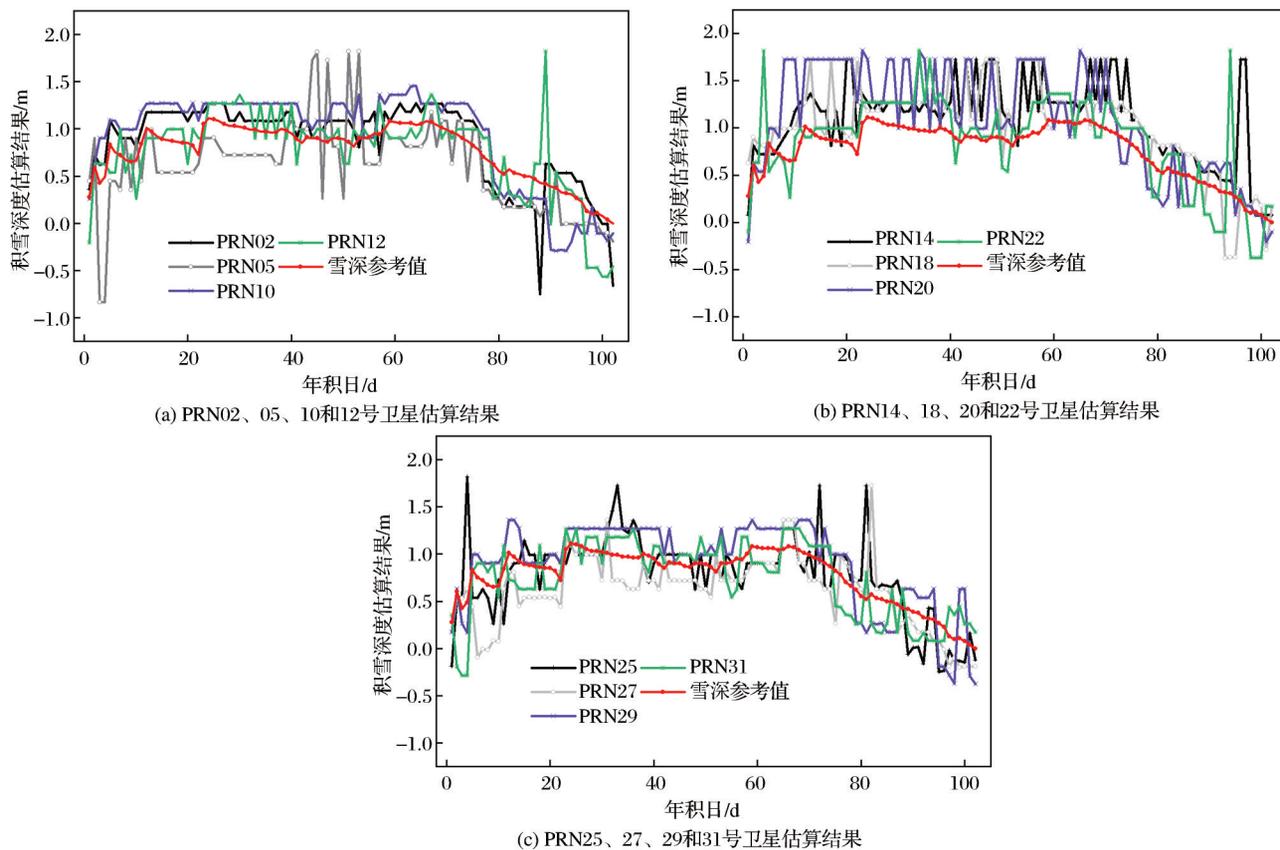


图 5 各卫星估算结果与雪深参考值关系图

Fig.5 Relation between estimated results of each satellite and reference value of snow depth

雪深条件下,无法有效选取卫星进行积雪深度的高精度反演。如果能够通过某种方法将多颗卫星反

演结果进行有效组合,将更有利于积雪深度的反演。

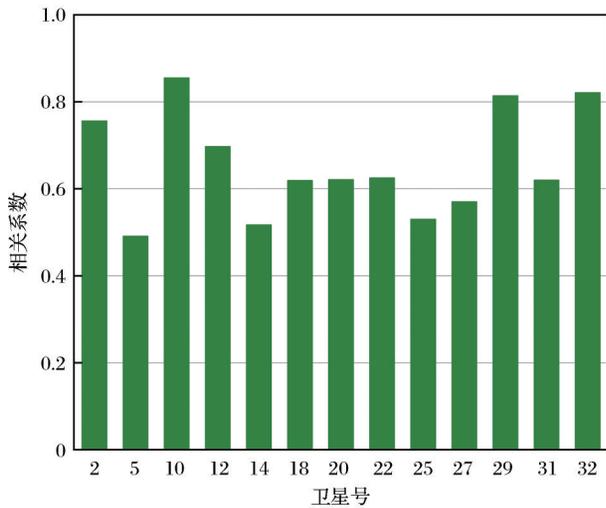


图6 反演结果相关系数汇总

Fig.6 Summary of correlation coefficients of inversion results

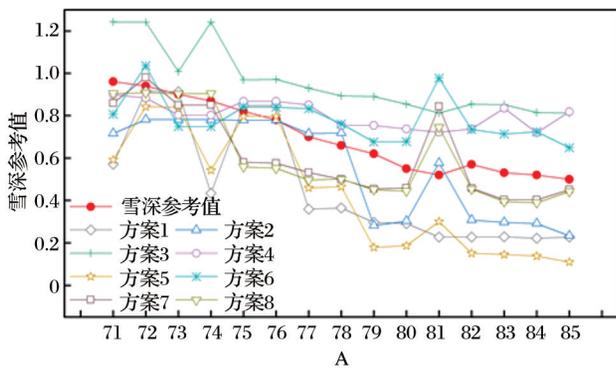
因此,本文采用多元线性回归建立多星融合反演模型。选取相关系数 $R^2 > 0.65$ 的卫星作为本次实验的数据,选取该测站9颗卫星的多径干涉相位建立多星线性回归反演模型,设置的22种实验方案见表1。方案1~4设置为单星线性回归模型;方案5~8设置为双星融合线性回归模型;方案9~12设置为三星融合线性回归模型;方案13~15设置为四星融

表1 卫星融合方案

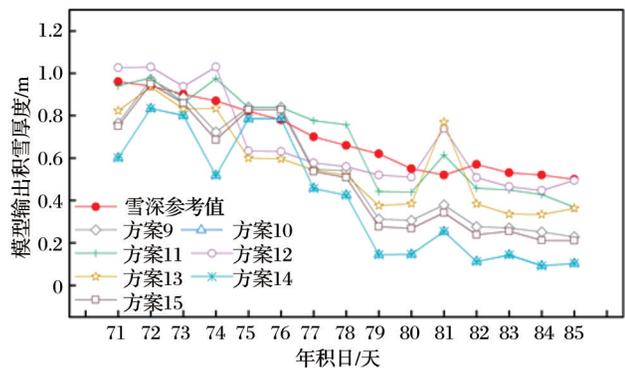
Table 1 Satellite combination plan			
方案	卫星组合	方案	卫星组合
1	PRN02	11	PRN10、12、32
2	PRN10	12	PRN12、29、32
3	PRN12	13	PRN10、12、29、32
4	PRN29	14	PRN02、10、29、32
5	PRN02、10	15	PRN02、10、12、29
6	PRN10、12	16	PRN02、10、12、29、32
7	PRN12、29	17	PRN02、12、22、29、32
8	PRN29、32	18	PRN02、18、20、29、31、32
9	PRN02、10、12	19	PRN02、10、18、20、22、31、32
10	PRN02、10、29	20	PRN02、10、18、20、22、29、31、32

合线性回归模型;方案16~17设置为五星融合线性回归模型;方案18~21分别设置为六、七和八星融合线性回归模型。本实验,以年积日1~70天的反演积雪深度作为建模输入样本,对应的雪深参考值作为建模输出样本;以年积日71~86天的反演积雪深度结果作为测试输入样本。各方案得到的测试集反演结果与雪深参考值关系如图7所示。

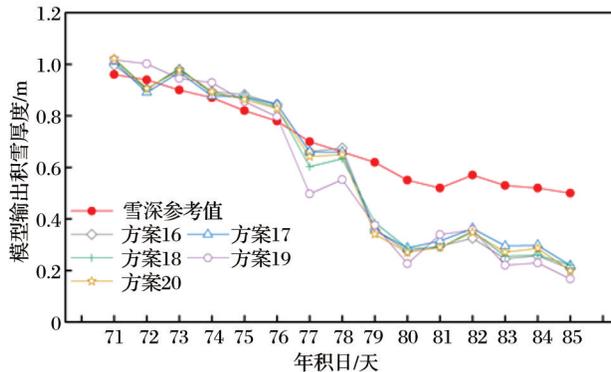
由图7可见,各卫星随着积雪深度的变化均能做出响应,单颗卫星建立线性回归模型反演结果均出现高估或低估的现象,局部误差波动较大,难以



(a) 单星、双星多元线性模型测试输出结果



(b) 三星、四星多元线性模型测试输出结果



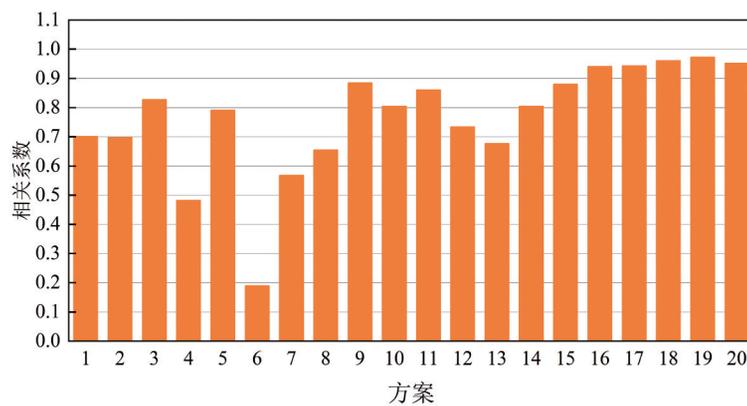
(c) 五星、六星、七星和八星多元线性模型测试输出结果

图7 多星线性融合模型测试输出结果

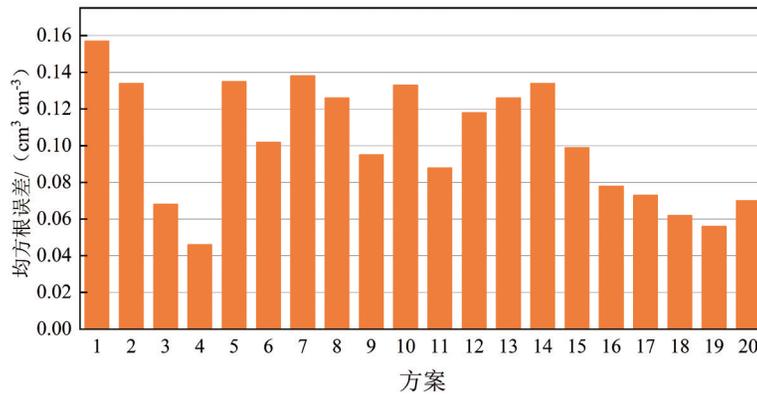
Fig.7 Test output of multi-satellite linear fusion model

准确地反映积雪深度变化趋势。对比各方案反演结果,进一步发现,当卫星达到 5 颗时,反演结果趋于稳定,能够有效改善单颗卫星的局部误差;当卫星达到 6 颗及以上,反演结果趋于一致,反演误差更为稳定。可见,不同卫星由于各自性能的不足和卫星出现时间段的差异,采用单颗卫星难以准确估算测站周围积雪深度的有效信息。随着卫星组合的数量增加,能够有效全面的反映积雪深度的变化,在一定程度上抑制了各卫星多路径效应差异带来的影响。

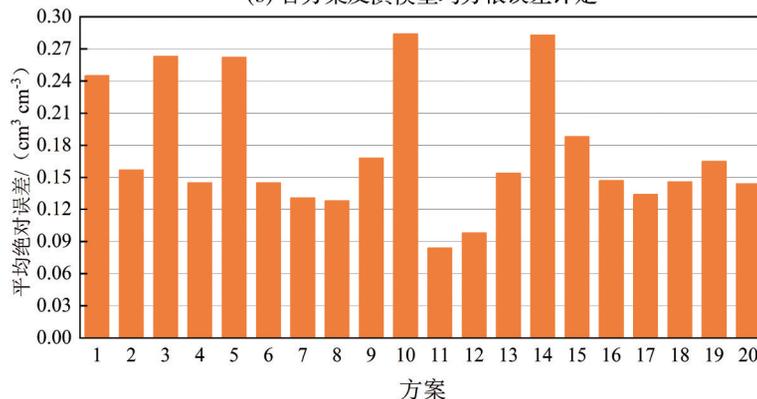
为了进一步评定多星线性融合反演积雪深度的可行性,该文采用 R^2 、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)对模型测试结果进行评定。如图 8 所示。可见,采用单颗卫星反演的 R^2 波动较大,最小反演 R^2 小于 0.5, RMSE 和 MAE 最大可达到 0.157、0.263。随着卫星组合的个数上升, R^2 呈现出逐渐增加趋势。当卫星组合的数目达到 5 颗及以上时,其 R^2 均大于 0.940 并趋于平稳。测试结果相对于单颗卫星至少提高了 13.6%;对于 RMSE 和 MAE,测试阶段均小于 0.08 和 0.165。因此,当卫星



(a) 各方案反演模型相关系数评定



(b) 各方案反演模型均方根误差评定



(c) 各方案反演模型平均绝对误差评定

图 8 多星线性融合反演精度评定

Fig.8 Multi-satellite linear fusion inversion accuracy evaluation

线性组合数目达到5颗及以上时,反演精度得到较大提升。

综上,在事先未知积雪深度的情况下,由于卫星本身性能以及时间分辨率的问题,采用单颗卫星无法较好的得到高精度的积雪深度反演结果。采用多元线性回归模型能够有效综合多颗卫星的反演结果,显著改善了反演的精度。

4 结论

本文基于美国边界板块监测计划(PBO)的P101测站进行积雪深度的反演研究,提出了一种基于GPS-IR的多星线性融合的反演积雪深度模型。经理论分析和实验表明:①在植被单一、地势平坦的环境中,GPS反射信号与积雪深度存在一元线性相关性;②与传统单星反演方法相比,相关系数 R^2 得到了显著的改善,更加全面地体现测站周围的积雪深度变化,进一步验证了利用多元线性回归模型进行多星融合的有效性;③当卫星组合数目大于5颗时,反演的精度趋于稳定, R^2 均大于0.940, RMSE和MAE均小于0.08和0.165。本文为GPS-IR反演积雪深度的精度改善提供了一种新的模型和方案。

目前全球共有4大导航定位系统,如何充分发挥各导航定位系统的优势,形成多系统融合反演的模型,进一步提高土壤湿度反演的精度和普适性。如何结合星载GNSS-R在空间尺度的地基GNSS-IR在时间尺度的优势,建立全球范围内的高时空分辨率的土壤湿度产品。实现更长时空分辨率的积雪深度反演,需要开展更为深入的研究。

参考文献(References):

- [1] Zhang Shuangcheng, Dai Kaiyang, Nan Yang, *et al.* Preliminary Research on GNSS-MR for Snow Depth[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(2): 234-240.[张双成,戴凯阳,南阳,等.GNSS-MR技术用于雪深探测的初步研究[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(2): 234-240.]
- [2] Liu Jingnan, Shao Lianjun, Zhang Xunxie. Advances in GNSS-R Studies and Key Technologies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(11): 955-960.[刘经南,邵连军,张训械.GNSS-R研究进展及其关键技术[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 2007, 32(11): 955-960.]
- [3] 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). doi:10.1029/2009GL039430.
- [4] Ozeki M, Heki K. GPS Snow Depth Meter with Geometry-free Linear Combinations of Carrier Phases[J]. *Journal of Geodesy*, 2012, 86(3): 209-219.
- [5] Boniface K, Braun J J, McCreight J L, *et al.* Comparison of Snow Data Assimilation System with GPS Reflectometry Snow Depth in the Western United States[J]. *Hydrological Processes*, 2015, 29(10): 2425-2437. doi:10.1002/hyp.10346.
- [6] Nievinski F G, Larson K M. Inverse Modeling of GPS Multipath for Snow Depth Estimation—Part II: Application and validation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(10): 6564-6573. doi: 10.1109/TGRS. 2013. 2297688.
- [7] Dai Kaiyang, Zhang Shuangcheng, Li Zhenyu, *et al.* Snow Depth Detection with GPS SNR Observations[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2016, 36(6): 525-528.[戴凯阳,张双成,李振宇,等.利用GPS的SNR观测值进行雪深监测研究[J].*大地测量与地球动力学*, 2016, 36(6): 525-528.]
- [8] Jin S, Najibi N. Sensing Snow Height and Surface Temperature Variations in Greenland from GPS Reflected Signals[J]. *Advances in Space Research*, 2014, 53(11): 1623-1633. doi: 10.1016/j.asr.2014.03.005.
- [9] Yu K, Ban W, Zhang X, *et al.* Snow Depth Estimation based on Multipath Phase Combination of GPS Triple-frequency Signals[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(9): 5100-5109. doi: 10.1109/TGRS. 2015. 2417214.
- [10] Zhang Jingyang, Pan Guangyou. Comparison and Application of Multiple Regression and BP Neural Network Prediction Model[J]. *Journal of Kunming University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2013, 38(6): 61-67.[张景阳,潘光友.多元线性回归与BP神经网络预测模型对比与运用研究[J].*昆明理工大学学报(自然科学版)*, 2013, 38(6): 61-67.]
- [11] Lü You. The Research and Application of Data-based Process Modeling Methods[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014.[基于过程数据的建模方法研究及应用[D].北京:华北电力大学, 2014.]
- [12] Ao Minsi, Zhu Jianjun, Hu Youjian, *et al.* Comparative Experiments on Soil Moisture Monitoring with GPS SNR Observations[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(1): 117-120, 127.[敖敏思,朱建军,胡友健,等.利用SNR观测值进行GPS土壤湿度监测[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 2015, 40(1): 117-120, 127.]
- [13] Chew C C, Small E E, Larson K M, *et al.* Vegetation Sensing Using GPS-interferometric Reflectometry: Theoretical Effects of Canopy Parameters on Signal-to-noise Ratio Data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 53(5): 2755-2764. doi:10.1109/TGRS.2014.2364513.
- [14] Sun Xiaorong, Zhang Shubi, Wu Jizhong, *et al.* Mechanism Analysis of GPS-IR Technology based on SNR[J]. *Advances in Earth Science*, 2019, 34(2): 156-163.[孙小荣,张书毕,吴继忠,等.基于SNR的GPS-IR技术机理分析[J].*地球科学进展*, 2019, 34(2): 156-163.]

- [15] Wang Huiwen, Meng Jie. Predictive Modeling on Multivariate Linear Regression [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007(4): 500-504. [王惠文, 孟洁. 多元线性回归的预测建模方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2007(4): 500-504.]
- [16] Zhang Jingyang, Pan Guangyou. Comparison and Application of Multiple Regression and BP Neural Network Prediction Model [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2013, 38(6): 61-67. [张景阳, 潘光友. 多元线性回归与BP神经网络预测模型对比与运用研究[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2013, 38(6): 61-67.]
- [17] Ye Xianfeng. Research on Processing Method of Station Environment Error based on GNSS Signal-to-Noise Data and Its Application [D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2016. [叶险峰. 基于GNSS信噪比数据的测站环境误差处理方法及其应用研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2016.]
- [18] Liang Yueji, Ren Chao, Huang Yibang, *et al.* Rolling Estimation Model of Soil Moisture based on Multi-satellite Fusion [J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(4): 648-660. [梁月吉, 任超, 黄仪邦, 等. 多星融合的土壤湿度滚动式估算模型[J]. 遥感学报, 2019, 23(4): 648-660.]

Research on GPS-IR Snow Depth Inversion based on Multiple Linear Regression

Li Yi¹, Ren Chao^{2,3}, Zhang Zhigang², Liang Yueji^{2,3}, Pan Yalong²

(1. Guangxi Zhuang Autonomous Region Natural Resources Survey and Monitoring Institute, Nanning 530023, China;

2. College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China;

3. Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics, Guilin 541004, China)

Abstract: The use of GPS-Interferometric Reflectometry (GPS-IR) can realize the monitoring of surface environmental parameters. Based on the relationship between multi-path reflected signals of GNSS and snow depth, this paper proposes a multi-star fusion product based on multiple linear regression based on the consideration of the influence of multi-star fusion on the inversion effect. Snow depth inversion model. In order to verify the reliability of the algorithm, the snow depth inversion research was performed using the continuous monitoring data from the P101 station in the PBO observation network in the United States. Theoretical and experimental results show that the inversion results have a significant correlation with the snow depth reference value; multi-star fusion can effectively synthesize the inversion performance of each single satellite, and the correlation coefficients are all greater than 0.940, which is at least 13.6% higher than the single star; Both RMSE and MAE are less than 0.08 and 0.165.

Key words: GPS-IR; Snow depth; Multiple linear regression; Lomb-Scargle; Multi-star fusion