



引文格式:魏浩翰,张强,沈飞.基于熵值法轨迹聚类多特征参数融合的 GNSS-IR 土壤湿度反演方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(9):1780-1791.DOI:10.13203/j.whugis20230419

Citation: WEI Haohan, ZHANG Qiang, SHEN Fei. GNSS-IR Soil Moisture Estimation by Track Clustering and Multi-characteristic Parameter Fusion Using Entropy Method[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(9): 1780-1791. DOI: 10.13203/j.whugis20230419

基于熵值法轨迹聚类多特征参数融合的 GNSS-IR 土壤湿度反演方法

魏浩翰¹ 张强¹ 沈飞²

1 南京林业大学土木工程学院,江苏 南京,210037

2 南京师范大学地理科学学院,江苏 南京,210023

摘要:全球导航卫星系统干涉反射(global navigation satellite system interferometric reflectometry, GNSS-IR)技术作为一种近地遥感的新兴手段,在土壤湿度监测方面凭借其低成本、高精度等优点成为近年来的研究热点。为了提高 GNSS-IR 技术反演土壤湿度的精度,采用位于南京市溧水区的自建 GNSS 测站原始观测数据,提取 GPS、BDS、GLONASS、Galileo 等系统信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)观测数据的多路径干涉相位、振幅和频率等特征参数,分析不同频段、不同轨迹的特征参数随土壤湿度的变化规律,提出一种顾及卫星轨迹差异的多特征数据融合的 GNSS-IR 土壤湿度反演方法。首先按照不同卫星轨道、不同频段进行轨迹聚类融合,然后采用熵值法进行土壤湿度反演,并将多系统轨迹融合反演结果与传统均权融合方法、多元线性回归方法进行比较。结果表明,SNR 的相位、振幅、频率 3 种特征参数组合进行土壤湿度融合反演比单一相位特征参数及相位、振幅两种特征参数组合的反演结果更优;多系统轨迹融合较单系统轨迹融合反演性能普遍提升,平均相关系数相比单系统提高了 4.0%,均方根误差降低了 22.8%~39.9%;基于熵值法的多系统轨迹聚类融合土壤湿度反演方法较传统均权融合方法、多元线性回归方法以及赋权融合反演的均方根误差分别降低 34.0%、25.6% 和 29.5%。所提方法能够提供长期、准确的土壤湿度反演结果。

关键词:GNSS-IR;信噪比;多特征参数融合;土壤湿度;轨迹聚类;熵值法

中图分类号:P208;V219

文献标识码:A

收稿日期:2024-09-10

DOI:10.13203/j.whugis20230419

文章编号:1671-8860(2025)09-1780-12

GNSS-IR Soil Moisture Estimation by Track Clustering and Multi-characteristic Parameter Fusion Using Entropy Method

WEI Haohan¹ ZHANG Qiang¹ SHEN Fei²

1 School of Civil Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2 School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China

Abstract: Objectives: Global navigation satellite system (GNSS) interferometric reflectometry (GNSS-IR) technology, as an emerging approach in near-Earth remote sensing, has become a research hotspot in recent years in the area of soil moisture monitoring owing to its low cost and high precision. **Methods:** To enhance the accuracy of GNSS-IR technology in soil moisture retrieval, GNSS observations from a self-built station in Lishui District, Nanjing City, China were used. First, feature parameters including multipath coherent phase, amplitude, and frequency of signal-to-noise ratio (SNR) observations from GPS, BDS, GLONASS and Galileo systems were extracted. Then, based on analysis of characteristics of SNR changes with soil moisture in different systems, frequency bands and orbits, this paper proposed a multi GNSS-system feature-level data fusion inversion method that accounts for differences of satellite trajectory. Trajectory clustering-based fusion was then performed according to orbital types and frequency bands for the

基金项目:国家自然科学基金(42077003);江苏省农业科技自主创新基金(CX(21)3068)。

第一作者:魏浩翰,博士,副教授,主要从事 GNSS 反射信号遥感、环境监测研究。weihaohan@njfu.edu.cn

observation data from multiple GNSS systems. After determining the weight using entropy method, soil moisture inversion was carried out. The results of multi-system trajectory fusion inversion were compared with those traditional average-weight fusion method and the multiple linear regression method. **Results:** The soil moisture fusion inversion result of the combination of feature parameters including phase, amplitude, and frequency of SNR is better than the inversion results of a single phase feature parameter and the combination of two feature parameters including phase and amplitude. Multi-system trajectory fusion generally improves the inversion performance compared to single system trajectory fusion, with an average correlation coefficient increasing by 4.0% and root mean square error (RMSE) decreasing by 22.8% to 39.9%. Compared to traditional average-weight fusion method, multiple linear regression method and weighted fusion method, the multi-system trajectory clustering fusion soil moisture inversion method based on entropy method reduces RMSE by 34.0%, 25.6% and 29.5%, respectively. **Conclusions:** The proposed method can provide long-term and accurate soil moisture inversion results.

Key words: GNSS-IR; signal-to-noise ratio; multi-characteristic parameter fusion; soil moisture; trajectory clustering; entropy method

土壤湿度不仅是地表干湿程度的重要指标,同时也是全球水循环过程中的关键参数之一,在农业生产、植物生长、水文循环和碳循环、气象研究以及灾害预警等方面起着重要的作用^[1-2]。因此,研究如何高效率、高精度、长周期地实现土壤湿度信息的获取具有较高的科研价值与实用价值。随着全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)的发展,基于 GNSS 干涉反射(GNSS interferometric reflectometry, GNSS-IR)技术的无源土壤湿度探测技术具有功耗小、信号源丰富、时空分辨率高、低成本的显著优点^[3]。

文献[4]提出利用连续的 GPS 信号测量土壤湿度,结果表明土壤成分固定不变区域的土壤湿度与多路径信号振幅具有良好的相关性;文献[5]研究发现,接收机附近 300 m²区域的估计值与传统传感器测量的土壤表层 5 cm 的土壤湿度波动非常吻合。文献[6]基于卫星直射、反射信号的干涉现象,使用干涉图技术对土壤湿度、植被高度进行反演;文献[7]对 GPS 干涉图的有效反射高、相位和振幅 3 个指标进行研究,结果表明相位与表层土壤水分呈线性相关,是 GPS 土壤湿度测量的最佳指标;文献[8]提出了一种考虑地表伪动力学的新反演方法,将 GLONASS、GPS 双系统 2°~70°获得的时间序列进行归一化、反演和组合,提高了时间分辨率以及与土壤湿度的相关性;文献[9]对反射信号估计方法进行优化,使土壤湿度反演结果更加可靠有效;文献[10]提出了一种将 GPS 的 L1、L2、L5 频段数据加权联合反演的方法;文献[11]提出了一种基于主成分分析和熵值法的多频融合数据反演土壤

水分的改进算法;文献[12]利用小波分析检测和修复异常相位,进而提升多星反演土壤湿度的精度;文献[13]融合 GPS 两个频段的观测数据建立粒子群优化卷积神经网络的土壤湿度反演模型;文献[14]提出了一种利用机器学习将多类型特征数据融合的土壤湿度反演方法;文献[15]详细介绍了 GNSS 反射测量(GNSS reflectometry, GNSS+R)原理方法和遥感应用,特别介绍了北斗导航系统(BeiDou navigation satellite system, BDS)反射信号遥感的研究进展;文献[16]使用相位法和干涉模型证明了 BDS 的 B1 和 B2 信号能较好地响应降水事件;文献[17]提出了一种适用于 BDS 中圆地球轨道(medium earth orbit, MEO)卫星和倾斜地球同步轨道(inclined geosynchronous satellite orbit, IGSO)卫星的多卫星土壤水分反演方法,发现 BDS IGSO 和 MEO 土壤湿度估算结果与原位土壤水分波动有很好的相关性;文献[18]利用直反射信号相关功率提出支持向量回归机辅助的地球静止轨道(geostationary earth orbit, GEO)卫星反演土壤湿度方法;文献[19]通过仿真和实验证明 BDS GEO 卫星可以从干涉信号功率中反演土壤反射系数,提出了一种半经验模型;文献[20]提出多卫星赋权融合解译土壤湿度方法,利用直反射幅度比值确定权重,有效综合了 BDS/GPS 不同卫星间的信息;文献[21]利用土壤湿度经验模型求解轨迹聚类后的土壤湿度,以加权平均方式证明了多系统较单系统能更有效监测土壤湿度变化。然而,已有对于 GNSS-IR 的研究主要依托于 GPS 系统,针对多系统、多星多频信号融合反演的研究相对较少;对多 GNSS 系统的研究多数是对所有可用

的信号进行融合,较少有学者比较不同GNSS系统、不同GNSS卫星轨道和不同信号频段的卫星信号在土壤湿度反演方面的优劣性与差异性。同时,已有研究使用的数据源多数为国际GNSS服务(international GNSS service, IGS)、美国板块边界观测计划(plate boundary observatory, PBO)等国外开源数据,尚缺少针对中国境内的GNSS-IR研究。需要注意的是,不同卫星轨道的重访周期不一致,特别是BDS系统在中国及周边地区独有的IGSO轨道卫星信号缺少进一步验证。因此,多GNSS信号取长补短,针对卫星轨迹进行聚类、融合,有助于GNSS-IR技术的进一步完善和发展。此外,土壤湿度反演所使用的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)特征参数多是相位或者振幅的单一特征数据,需要进一步探讨多类型特征参数用于土壤湿度反演的最佳组合。

基于上述问题,本文基于自建GNSS测站的观测数据,提出一种融合SNR相位、振幅、频率特征序列的多系统、多星多频土壤湿度反演方法,对GPS、BDS、GLONASS和Galileo系统的卫星地表反射轨迹进行聚类分析,利用熵值法能够判断指标离散程度的优势,优选所有SNR特征参数数据,充分利用不同GNSS系统、不同GNSS卫星轨道以及不同频段之间的差异性与互补性,提升GNSS-IR土壤湿度反演的精度和可靠性。

1 GNSS-IR原理与方法

1.1 GNSS-IR基本原理

GNSS-IR是一种利用反射信号与直射信号之间的干涉效应实现土壤湿度反演的遥感技术,从干涉反射信号中提取的相位、振幅、频率等特征参数能够反映周围地表环境的状态变化,其基本原理如图1所示,其中 h 表示天线相位中心至反射面的垂直距离, θ 表示卫星高度角。

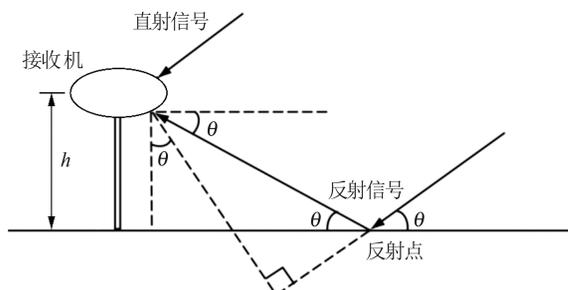


图1 GNSS-IR原理示意图
Fig. 1 Principle of GNSS-IR

直接信号和反射信号之间的干扰对SNR信号有明显的影响,往往表现出振荡现象。图2为C06卫星2023年第40个年积日(day of year, DOY)的信噪比时间序列。从图2可以看出,在卫星仰角小于 30° 时,反射分量的振幅更大,即多路径效应更明显。SNR的计算式为^[2]:

$$f_{\text{SNR}}^2 = A_d^2 + A_m^2 + 2A_d A_m \cos \psi \quad (1)$$

式中, A_d 和 A_m 分别表示直射、反射分量振幅; ψ 表示2个分量之间的相位差。去除包含直射信号分量的趋势项后,残余的 SNR_m 为SNR的反射信号分量,计算式为:

$$f_{\text{SNR}_m} = A_m \cos \left(\frac{4\pi h}{\lambda} \sin \theta + \varphi \right) \quad (2)$$

式中, λ 表示载波波长; φ 表示相位偏移。

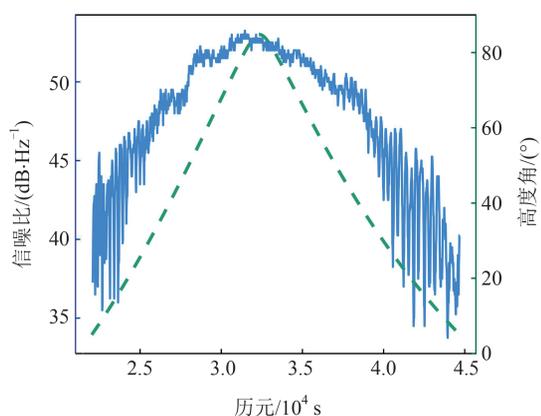


图2 C06卫星2023年第40个年积日的信噪比时间序列
Fig. 2 SNR Time Series of C06 Satellite on DOY 40 in 2023

1.2 卫星地表反射轨迹聚类方法

由于位于太空中的卫星在不断运动,卫星相对于地表的GNSS接收机位置随时发生变化。GPS、BDS、GLONASS和Galileo各系统卫星有各自不同的轨道类型和高度设计,卫星重访周期有显著差异,导致GNSS卫星的地表反射轨迹具有不同的重复周期,具体见表1。其中,GPS的MEO卫星、BDS的GEO和IGSO卫星的重访周期为1 d,按照传统的卫星解译方法从SNR中提取特征参数序列(频率、振幅、相位等)就可以对土壤湿度进行反演。然而,BDS、GLONASS和Galileo的MEO卫星轨迹重复周期分别为7 d、8 d和11 d,若不对卫星地表反射轨迹进行聚类分析,直接沿用传统方法提取每天的SNR特征参数序列在数值上不统一,多种轨迹杂糅在一起反演,会导致每日的反演结果粗差较大;若根据各类轨迹分开单独反演土壤湿度,则会因为较大的轨迹重复周期差异而导致反演结果不连续。

表 1 GNSS 系统轨道参数

Table 1 Orbit Parameters of GNSS System

GNSS 系统	轨道类型	轨道高度/km	运行周期	重访周期/d
GPS	MEO	20 200	11 h 58 min	1
	GEO	35 786	23 h 56 min	1
BDS	IGSO	35 786	23 h 56 min	1
	MEO	21 528	12 h 50 min	7
GLONASS	MEO	19 100	11 h 15 min	8
Galileo	MEO	23 616	14 h 4 min	11

图 3 为 BDS 部分卫星 2023 年 DOY 40—43

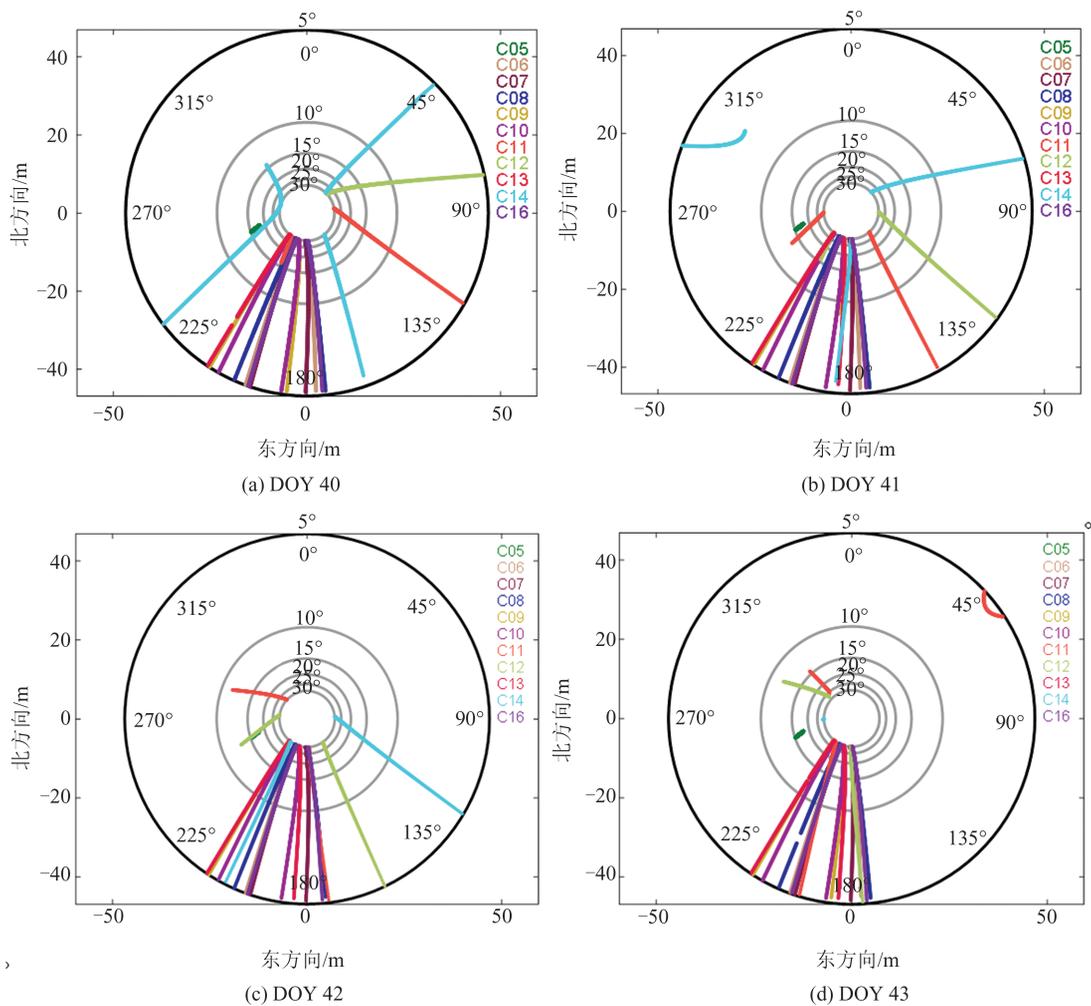


图 3 BDS 部分卫星 2023 年 DOY 40—43 反射点轨迹

Fig. 3 Satellite Reflection Point Trajectories of Part of BDS Satellites on DOY 40—43 in 2023

为了使重访周期不同的卫星能够组合反演土壤湿度,将满足下列条件的卫星信号反射轨迹聚为一类进行反演:一是具有相同的卫星系统和轨道类型;二是具有相同的地表反射轨迹重访周期;三是确保反射信号经过同一地表区域。具体聚类如下:

1) 轨迹初选。选取高度角范围 5°~30°的以

的地表反射点轨迹,其中,C05为GEO轨道卫星,C06~C10、C13、C16为IGSO轨道卫星,C11、C12、C14为MEO轨道卫星。从图3可以看出,连续4天的卫星在地表的反射轨迹中,重访周期为1d的GEO卫星C05和IGSO卫星C13、C16的地表轨迹几乎没有变化,而重访周期为7d的MEO卫星C14的地表轨迹变化明显,不利于土壤湿度持续、高精度的反演。因此,需将同种类、同周期的轨迹聚类分析,并对多系统、多频段卫星轨迹进行融合,从而实现连续、高精度的土壤湿度反演。

单颗卫星的单条轨迹为最小单位的卫星轨迹,其中单条轨迹弧段高度角范围小于10°予以删除。

2) 单日重复轨迹编号。GPS和BDS GEO/IGSO卫星轨迹重访周期为1d,反射点轨迹经过同一地表区域,可连续监测土壤湿度变化,所以轨迹编号均设为1个。

3) 多日重复轨迹编号。BDS、GLONASS和

Galileo的MEO卫星轨迹重访周期分别为7 d、8 d和11 d,所以轨迹编号设为7、8和11个。

$$X_{(s,t,n)}^T = \begin{cases} G_{\text{MEO}}^T = [G_{(s,t,n,d)}^T, G_{(s,t,n,d+1)}^T, \dots, G_{(s,t,n,d+N-1)}^T], T=1 \\ C_{\text{IGSO/GEO}}^T = [C_{(s,t,n,d)}^T, C_{(s,t,n,d+1)}^T, \dots, C_{(s,t,n,d+N-1)}^T], T=1 \\ C_{\text{MEO}}^T = [C_{(s,t,n,d)}^T, C_{(s,t,n,d+7)}^T, \dots, C_{(s,t,n,d+7 \cdot \text{int}(N/7))}^T], T=1, 2, \dots, 7 \\ R_{\text{MEO}}^T = [R_{(s,t,n,d)}^T, R_{(s,t,n,d+8)}^T, \dots, R_{(s,t,n,d+8 \cdot \text{int}(N/8))}^T], T=1, 2, \dots, 8 \\ E_{\text{MEO}}^T = [E_{(s,t,n,d)}^T, E_{(s,t,n,d+11)}^T, \dots, E_{(s,t,n,d+11 \cdot \text{int}(N/11))}^T], T=1, 2, \dots, 11 \end{cases} \quad (3)$$

式中, $X_{(s,t,n)}$ 是 SNR 的特征参数(频率、振幅、相位)序列集合; s 表示卫星编号; t 表示卫星信号; n 表示上升下降轨迹; T 表示卫星轨迹编号; N 表示参与反演的年积日总天数; d 表示参与反演的起始年积日; G 、 C 、 R 、 E 分别代表 GPS、BDS、GLONASS 和 Galileo, 式(3)中用斜体表示, 分别表示各系统的观测量; $\text{int}()$ 表示取整数。

最终建立多卫星土壤湿度反演模型, 计算式为:

$$f^* = F(\omega_{(s,t,n)} \cdot X_{(s,t,n)}) \quad (4)$$

式中, f^* 表示反演的土壤湿度; $\omega_{(s,t,n)}$ 表示计算出的轨迹特征序列的权重。

1.3 基于熵值法的轨迹融合方法

根据信息论, 熵可以量化衡量信息的不确定性。因此, 本文引用熵值法这一客观赋权方法, 确定各个系统、频段的指标影响权重以及每日同类轨迹的指标评价得分。具体步骤如下:

1) 提取 SNR 反射信号特征参数序列。根据 GNSS-IR 基本原理, 提取反射信号的频率、振幅和相位偏移序列。

2) 异常值处理。分别计算出单一特征序列中前 15% 和后 15% 的特征参数均值, 超出前 15% 均值或小于后 15% 均值的特征参数分别用计算出的均值取代。为减少 SNR 特征序列边缘效应的影响, 前后各移动平均 15 个数, 受时间序列长度影响, 边缘移动平均个数不固定; 再使用 Savitzky-Golay(S-G) 滤波平滑特征序列, 减少轨迹特征序列受环境噪声的影响。

3) 计算 SNR 特征参数序列与实测土壤湿度的相关性:

$$R_{(s,t,n)} = \frac{\text{Cov}(X_{s,t}^n, f)}{\sqrt{\text{Var}(X_{s,t}^n) \text{Var}(f)}} \quad (5)$$

式中, f 表示实测土壤湿度; Cov 表示协方差; Var 表示方差。

4) 根据正负相关性对 SNR 特征参数序列进行归一化处理。一方面, 由于不同系统、不同卫星、不同频段的 SNR 反射信号功率水平不同, 特

按上述地表反射轨迹聚类方法将同类轨迹进行聚类, 得到如下特征序列:

征参数序列数值上存在显著差异; 另一方面, 频率、振幅、相位本身大小有差异。因此, 为保证不同 SNR 特征参数序列对模型影响权重相同, 有必要对数据进行归一化处理。第 j 天的归一化指标计算式为:

$$y_{(j,s,t,n)} = \begin{cases} \frac{X_{(s,t,n)} - \min(X_{(s,t,n)})}{\max(X_{(s,t,n)}) - \min(X_{(s,t,n)})}, R_{(s,t,n)} \geq 0 \\ \frac{\max(X_{(s,t,n)}) - X_{(s,t,n)}}{\max(X_{(s,t,n)}) - \min(X_{(s,t,n)})}, R_{(s,t,n)} < 0 \end{cases} \quad (6)$$

5) 特征参数序列优选。一方面, 随着导航定位技术的不断完善和发展, GNSS 系统有着丰富的数据源, 各系统加起来超过 100 颗卫星, 导致输入特征数据矩阵的维度过高, 加重计算负担的同时容易产生过拟合, 导致反演精度变差; 另一方面, 4 个系统有着各自的轨道高度、信号频段, 对土壤湿度的响应能力有差异。另外, 卫星反演精度受接收机信号质量、地表环境、气候变化等因素影响。因此有必要对 SNR 特征序列进行质量评估、优选。假设所有特征序列的相关系数计算结果为 R_1, R_2, \dots, R_N , 对 $R_t/R_{\max} < k$ ($t=1, 2, \dots, N$) 的特征参数序列进行剔除。其中, k 是相关系数阈值, 取值为 0~1, k 越接近 0, 则选出的特征参数序列越多。本文实验中, 针对 SNR 特征序列不同系统、不同卫星、不同频段的问题, 为了充分发挥各自之间的差异性和互补性, 选择了不同的 k 值。

6) 熵值法融合多特征数据。当年积日为 j 时, 根据优选出的 $y_{(j,s,t,n)}$ 计算特征序列的比重 $p_{(j,s,t,n)}$:

$$p_{(j,s,t,n)} = y_{(j,s,t,n)} / \sum_{s=1}^N \sum_{t=1}^N \sum_{n=1}^N y_{(j,s,t,n)} \quad (7)$$

对应的特征序列的熵值为:

$$e_{(s,t,n)} = -\frac{1}{\ln N} \sum_{j=1}^N p_{(j,s,t,n)} \cdot \ln p_{(j,s,t,n)} \quad (8)$$

根据熵值计算轨迹特征序列的权重:

$$\omega_{(s,t,n)} = (1 - e_{(s,t,n)}) / \left(N - \sum_{s=1}^N \sum_{t=1}^N \sum_{n=1}^N e_{(s,t,n)} \right) \quad (9)$$

根据熵值权重计算轨迹特征序列指标评价得分,将每日的得分求和,可得到年积日 j 的融合特征序列:

$$x_j = \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \omega_{(s,t,n)} \cdot X_{(s,t,n)} \quad (10)$$

1.4 多 SNR 特征数据土壤湿度反演方法

利用 GPS、BDS、GLONASS 和 Galileo 卫星系统信噪比数据估计土壤湿度的基本流程如图 4 所示。关键步骤如下:

1) 计算卫星信噪比特征(频率、振幅、相位)序列,异常值处理后分析特征序列与实测土壤湿度的相关性。

2) 对卫星地表反射轨迹进行聚类分析,筛选需要的轨迹类别,并利用熵值法确定权重并计算每日的指标评价得分,以此作为融合特征序列的依据。

3) 土壤湿度反演。设参与反演的每日融合特征序列 x_j 作为建模的输入样本,对应每天的实测土壤湿度作为输出样本。将 x_j 按照 2:1 的比例划分为训练集和测试集,利用训练集与输出样本的线性关系采用三阶多项式拟合,建立轨迹聚类融合反演模型,进而将测试样本输入建立好的模型,得到各系统、各频段的土壤湿度估计值,并与传统均权融合方法、多元线性回归方法和赋权融合方法比较模型反演效果。具体的反演模型计算式为:

$$f_j^* = -3.698 2x_j^3 + 1.153 5x_j^2 + 0.007 3x_j + 16.183 7 \quad (11)$$

该模型是将熵值法计算出的每日多卫星指标评价得分之和作为自变量,从而计算出轨迹融合后的土壤湿度估计值,适用于多星多轨迹的组合反演。特别地,针对 BDS 多轨道的特殊性,按上述方法分类反演后,根据反演值与实测土壤湿度的相关性赋权融合,得到 BDS 单频段的土壤湿度预测值,计算式为:

$$f^* = f_{\text{MEO}}^* \cdot R_{\text{MEO}} + f_{\text{GEO/IGSO}}^* \cdot R_{\text{GEO/IGSO}} \quad (12)$$

式中, f_{MEO}^* 和 R_{MEO} 分别表示 BDS MEO 卫星反演的土壤湿度以及相关系数; $f_{\text{GEO/IGSO}}^*$ 和 $R_{\text{GEO/IGSO}}$ 分别表示 BDS 的 GEO 卫星和 IGSO 卫星融合反演的土壤湿度以及相关系数。

2 实验分析

2.1 数据来源

实验地点位于江苏省南京市溧水区的自建 GNSS 观测站,测站配备 GNSS 接收机、土壤湿度

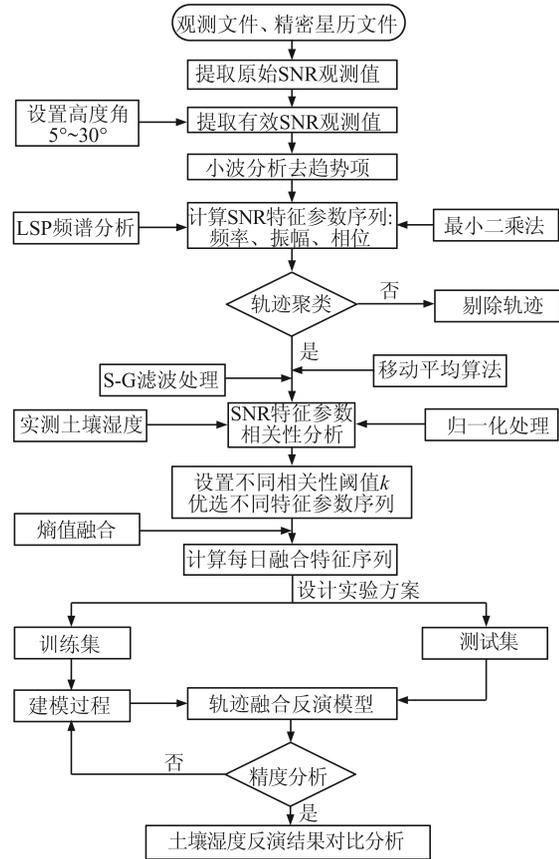


图 4 土壤湿度反演流程

Fig. 4 Flowchart of Soil Moisture Inversion

仪和雨量监测仪,如图 5 所示。其中,GNSS 接收机型号为司南 M300,天线高为 4 m,采样率为 15 s,采样时间为 2023-02-09—2023-05-25,对应年积日为 DOY 40—145。



图 5 GNSS 测站周边环境

Fig. 5 Surrounding Environment of GNSS Station

实验持续了 106 d,期间发生了 6 次降雨事件(见图 6),其中最大降雨量为 51.4 mm。与降雨事件相对应,期间土壤水分显著增加,特别是在 DOY 41—45、DOY 73—76 和 DOY 79。由于连续降雨,土壤水分变化更剧烈,呈现出一定的随机性和非线性,有利于验证反演结果;降雨停止

后,土壤水分逐渐减少,说明降雨是土壤水分变化的主要原因之一。

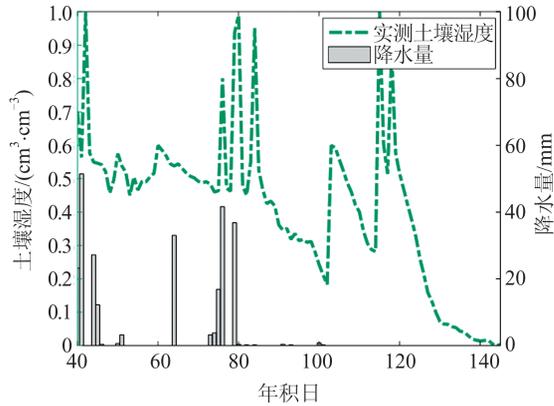


图6 土壤湿度及降水量

Fig. 6 Soil Moisture and Precipitation

2.2 实验结果与分析

根据图4土壤湿度反演流程,优选了SNR特征参数序列,并对多特征数据进行聚类融合。本次实验中,以DOY 40—110的每日融合特征序列作为建模输入样本,以DOY 111—145每日融合特征序列作为测试输入样本,对应的实测土壤湿度作为建模输出样本。首先进行多SNR特征参数(振幅、相位、频率)土壤湿度反演的对比分析,在此基础上,分别分析了单频轨迹聚类融合土壤

湿度反演、单GNSS系统轨迹聚类融合土壤湿度反演以及多GNSS系统多频轨迹聚类融合土壤湿度反演。此外,为了进一步比较熵值法轨迹融合的反演效果,将其与均权融合方法、多元线性回归方法和赋权融合方法的反演效果作了比较。

2.2.1 不同SNR特征参数组合土壤湿度反演

为了探讨SNR的振幅、相位、频率等特征参数用于土壤湿度反演的效果,分别对不同GNSS系统SNR观测量的特征参数进行组合,分为相位、相位+振幅(组合1)、相位+振幅+频率(组合2)等3种组合进行土壤湿度反演并进行对比分析。各系统特征参数组合反演的结果见表2。

从表2可以看出,各系统使用组合2取得了更好的反演效果。与实测土壤湿度相比,其反演结果的相关系数较单独相位反演提高22.6%,较组合1反演提高7.5%;均方根误差(root mean square error, RMSE)较单独相位反演降低45.6%,较组合1反演降低30.5%;平均绝对误差(mean absolute error, MAE)较单独相位反演降低42.5%,较组合1反演降低24.1%。综上可知,使用相位、振幅、频率3种特征参数组合进行土壤湿度反演,为轨迹聚类融合增加了有效数据,克服了单一特征参数可能带来的误差,进一步提升了模型反演精度。

表2 各GNSS系统多类型特征参数轨迹聚类与融合

Table 2 Trajectory Clustering and Fusion for Multiple Types of Feature Parameters in Various GNSS Systems

GNSS 系统	相关系数			RMSE/(cm ³ ·cm ⁻³)			MAE/(cm ³ ·cm ⁻³)		
	相位	组合1	组合2	相位	组合1	组合2	相位	组合1	组合2
GPS	0.623 6	0.871 1	0.898 0	0.041 6	0.027 8	0.020 8	0.029 0	0.017 6	0.016 5
BDS	0.891 6	0.904 4	0.929 1	0.026 9	0.023 1	0.020 3	0.020 5	0.016 8	0.016 0
GLONASS	0.773 3	0.857 7	0.952 0	0.034 2	0.027 5	0.016 2	0.026 6	0.021 5	0.012 1
Galileo	0.747 9	0.831 7	0.944 5	0.034 7	0.029 1	0.017 4	0.024 5	0.020 4	0.013 2
平均值	0.759 1	0.866 2	0.930 9	0.034 4	0.026 9	0.018 7	0.025 2	0.019 1	0.014 5

2.2.2 单频轨迹聚类融合土壤湿度反演

在以上分析的基础上,以DOY为单位时间,对单位时间内同一系统、同一频段、不同卫星编号的地表反射轨迹进行聚类,并利用多SNR特征参数序列进行土壤湿度融合反演。图7展示了4个系统的单频反演结果,各系统的单频段反演结果与实测土壤湿度波动有着良好的一致性,均能实现土壤湿度的长序列监测反演。图8展示了4个系统所有频段反演结果的相关系数、RMSE和MAE。

表3为各系统频段反演结果的具体精度指标。GPS各频率的反演精度从高到低依次为

L2、L1、L5,其中L2P频段反演效果最好,相关系数为0.891 0, RMSE为0.023 2~0.028 1 cm³/cm³, MAE为0.016 4~0.017 7 cm³/cm³; BDS各频率的反演精度从高到低依次为B2、B1、B3,其中L7I频段的反演效果最好,相关系数为0.912 0, RMSE为0.025 6~0.030 3 cm³/cm³, MAE为0.017 5~0.021 6 cm³/cm³; GLONASS各频率的反演精度从高到低依次为G2、G1,其中L2C频段的反演效果最好,相关系数为0.942 5, RMSE为0.016 7~0.017 1 cm³/cm³, MAE为0.011 0~0.012 4 cm³/cm³; Galileo各频率的反演精度从高到低依次为E1、E5a、E5b,其中L1X频段的反演

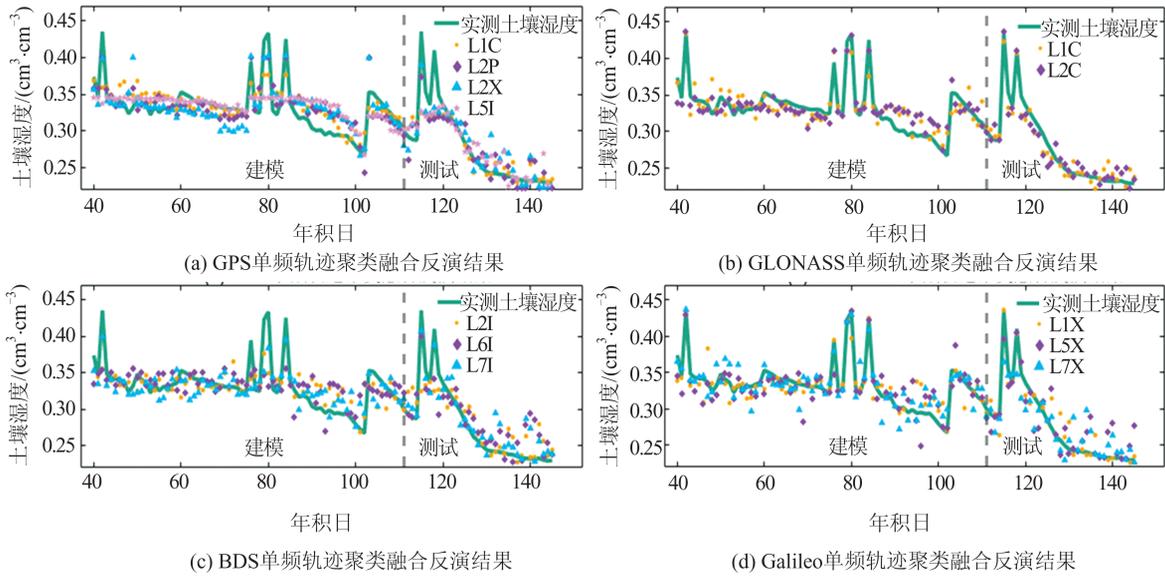


图 7 各 GNSS 系统单频轨迹聚类融合土壤湿度反演结果

Fig. 7 Soil Moisture Inversion Results of Single Frequency Trajectory Fusion for Various GNSS Systems

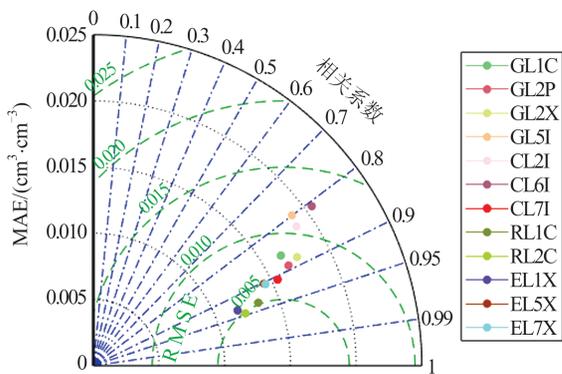


图 8 各 GNSS 信号频段土壤湿度反演精度统计

Fig. 8 Precision Statistics of Soil Moisture Inversion in Various GNSS Signal Frequency Bands

表 3 各 GNSS 系统分频段土壤湿度反演精度指标

Table 3 Inversion Accuracies of Various GNSS Systems and Frequency Bands

GNSS 系统	波段	频段	相关系数	RMSE/ ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)	MAE/ ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)
GPS	L1	L1C	0.858 3	0.027 8	0.016 4
		L2P	0.891 0	0.024 6	0.017 6
	L2	L2X	0.889 1	0.023 2	0.017 0
		L5	L5I	0.849 8	0.028 1
BDS	B1	L2I	0.822 4	0.030 3	0.020 2
	B2	L7I	0.912 0	0.025 6	0.017 5
	B3	L6I	0.871 1	0.027 5	0.021 6
GLONASS	G1	L1C	0.933 0	0.017 1	0.012 4
	G2	L2C	0.942 5	0.016 7	0.011 0
Galileo	E1	L1X	0.923 1	0.018 7	0.014 3
	E5a	L5X	0.887 8	0.024 1	0.017 0
		E5b	L7X	0.878 4	0.026 0

效果最好,相关系数为 0.923 1, RMSE 为 0.018 7~0.026 0 cm^3/cm^3 , MAE 为 0.014 3~0.018 3 cm^3/cm^3 。

图 9 为所有 GNSS 频段的反演结果,其中当土壤湿度较小时(如 DOY 91-100、DOY 130-140),单频信号的土壤湿度反演结果与实测土壤湿度相差较大,有必要进行多频段联合反演。

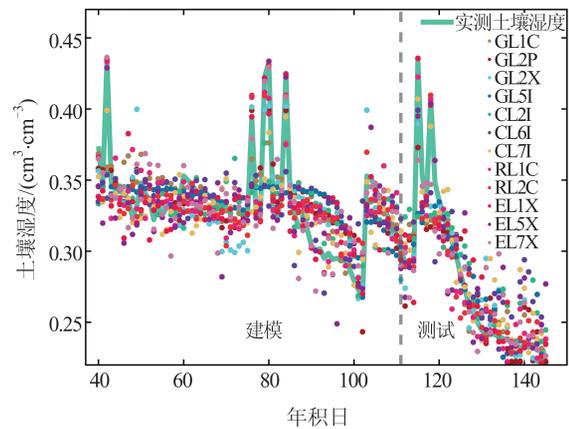


图 9 各 GNSS 信号频段的轨迹融合反演结果

Fig. 9 Trajectory Fusion Inversion Results of Various GNSS Signal Frequency Bands

2.2.3 各 GNSS 系统多频轨迹聚类融合土壤湿度反演

在上述结果的基础上,对各 GNSS 系统不同频段信号地表轨迹进行聚类,并基于多 SNR 特征参数组合进行土壤湿度融合反演。图 10 为 GPS、BDS、GLONASS 和 Galileo 等各 GNSS 系统的多 SNR 特征参数土壤湿度反演时间序列和实测土

壤湿度时间序列,其差值时间序列如图11所示,表4为各系统反演结果的精度指标。

由图10、图11和表4可知,各GNSS系统多频段轨迹融合反演结果较单频轨迹融合反演结果更优。与表3联合分析可知, GPS系统多频反演结果较其最佳频段L2P反演结果的相关性提高0.8%, RMSE降低15.4%, MAE降低7.4%; BDS系统多频反演结果较其最佳频段L7I相关性提高1.9%, RMSE降低20.7%, MAE降低8.6%; GLONASS系统多频反演结果较其最佳频段L2C相关性提高1.0%, RMSE降低5.3%, MAE降低0.9%; Galileo系统多频反演结果较其最佳频段L1X相关性提高2.3%, RMSE降低7.0%, MAE降低7.7%。此外,虽然单GNSS系统轨迹融合相比单系统最佳频段轨迹融合结果的相关性提高不多,但RMSE更小,即误差的离散程度更小,说明整体反演效果优于单频轨迹融合。然

而,在土壤湿度显著变化时(如DOY 118),各系统对土壤湿度变化的响应能力不同,可能产生较大的随机误差。因此,有必要联合多GNSS系统多频段进行轨迹融合反演土壤湿度。

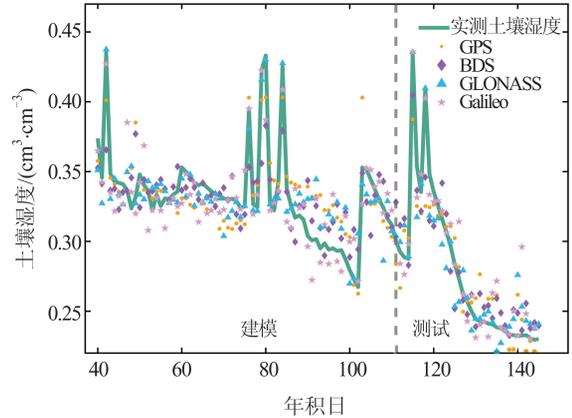


图10 各GNSS系统多频段轨迹融合反演结果
Fig. 10 Multi-band Trajectory Fusion Inversion Results of Various GNSS Systems

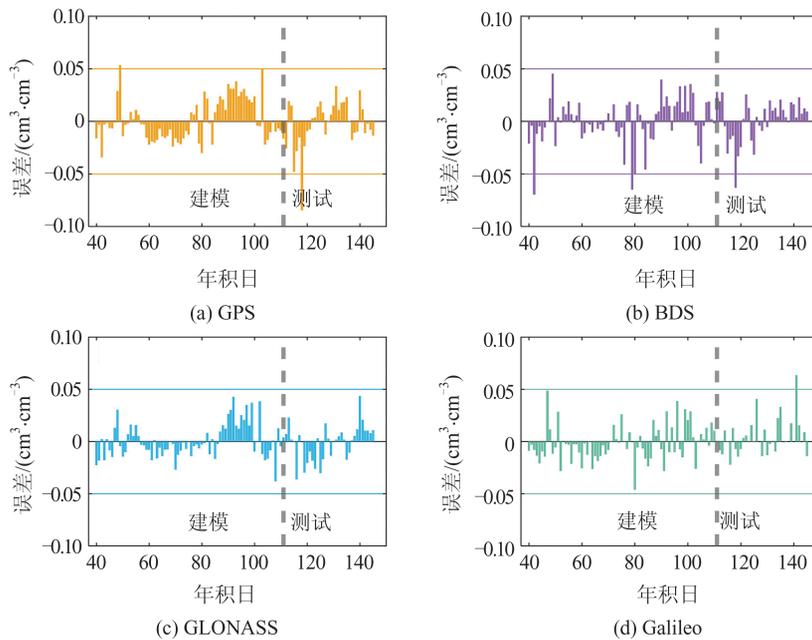


图11 各GNSS系统多频轨迹融合土壤湿度反演值与实测值的差值时间序列
Fig. 11 Time Series of Difference Between Inversed and Measured Soil Moisture by Multi-band Trajectory Fusion of Various GNSS Systems

表4 各GNSS系统多频轨迹融合土壤湿度反演精度对比
Table 4 Comparison of Inversion Accuracies of Various GNSS Systems

GNSS系统	相关系数	RMSE/(cm ³ ·cm ⁻³)	MAE/(cm ³ ·cm ⁻³)
GPS	0.898 0	0.020 8	0.016 3
BDS	0.929 1	0.020 3	0.016 0
GLONASS	0.952 0	0.016 2	0.010 9
Galileo	0.944 5	0.017 4	0.013 2
平均值	0.930 9	0.018 7	0.014 0

2.2.4 多GNSS系统多频轨迹聚类融合土壤湿度反演

为了分析各GNSS系统轨迹聚类融合反演土壤湿度的问题,采用熵值融合的方法设计了11种方案,包括双系统、三系统和四系统的组合实验方案。具体的GNSS系统组合方案以及各方案对应的土壤湿度反演结果的精度指标见表5。

表 5 多 GNSS 系统组合方案的反演精度对比

Table 5 Comparison of Inversion Accuracies of Different GNSS System Combination Schemes

方案	GNSS 组合	相关系数	RMSE /($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	MAE /($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)
1	G+C	0.930 5	0.016 9	0.011 6
2	G+R	0.953 1	0.013 7	0.010 8
3	R+E	0.953 8	0.013 2	0.010 5
4	C+R	0.955 7	0.013 9	0.010 6
5	C+E	0.959 2	0.012 2	0.010 2
6	R+E	0.961 3	0.011 8	0.009 1
7	G+C+R	0.955 8	0.013 0	0.010 8
8	G+C+E	0.960 1	0.012 2	0.009 6
9	G+R+E	0.964 4	0.010 8	0.008 9
10	C+R+E	0.968 9	0.010 5	0.008 8
11	G+C+R+E	0.969 2	0.009 3	0.008 1
平均值		0.967 4	0.012 5	0.009 9

由表 5 可知,多 GNSS 系统轨迹融合反演土壤湿度较单系统轨迹融合反演的能力普遍提升,其结果与实测土壤湿度相比相关系数更高,平均相关系数达到 0.967 4,相比单系统,平均相关系数提高了 4.0%;平均 RMSE 为 $0.012 5 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,相比单系统,平均 RMSE 降低了 33.2%;平均 MAE 为 $0.009 9 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,相比单系统降低了 31.1%。从系统融合数量上来看,双系统聚类融合反演中 GLONASS 和 Galileo 组合的效果最佳,三系统聚类融合反演中 BDS、GLONASS 和 Galileo 组合的效果最佳,而四系统聚类融合反演较三系统聚类融合反演整体的相关性提升不明显,但 RMSE 和 MAE 最小,说明四系统组合的精度最高。

为了进一步比较基于熵值法的多系统轨迹聚类融合土壤湿度反演的可行性和有效性,将反演效果最好的方案 11(4 个系统基于熵值法的组合反演)和均权融合方法、多元线性回归以及赋权融合方法进行比较,其结果见图 12 和表 6。

由表 6 可知,基于多系统轨迹聚类的熵值融合反演方法均呈现出良好的性能,其中基于熵值法的多系统轨迹聚类融合土壤湿度反演方法相关性更高,相比均权融合方法、多元线性回归方法和赋权融合方法, RMSE 分别降低了 34.0%、25.6% 和 29.5%, MAE 分别降低了 35.2%、30.8% 和 21.4%,说明所提方法能充分利用不同 GNSS 系统、不同卫星以及不同频段之间的差异性与互补性,提高土壤湿度反演的连续性和精度。

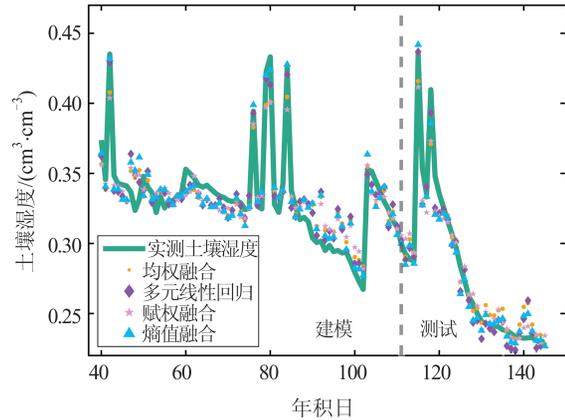


图 12 不同轨迹聚类融合方法的土壤湿度时间序列

Fig. 12 Time Series of Soil Moisture for Different Trajectory Clustering Fusion Methods

表 6 多系统轨迹聚类融合方法精度比较

Table 6 Comparison of Accuracies of Different Trajectory Clustering Fusion Methods

方法	相关系数	RMSE/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	MAE/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)
均权融合	0.945 8	0.014 1	0.012 5
多元线性回归	0.953 7	0.012 5	0.011 7
赋权融合	0.966 0	0.013 2	0.010 3
熵值融合	0.969 2	0.009 3	0.008 1

3 结 语

本文通过对 GNSS 地表反射轨迹进行聚类、SNR 多特征参数融合和熵值法赋权反演土壤湿度,利用位于南京市溧水区自建的 GNSS 测站观测数据进行验证,得出以下结论:

1) SNR 的相位、振幅、频率 3 种特征参数组合进行土壤湿度反演比单一相位特征参数及两种特征参数(相位、振幅)组合的反演结果更优。

2) 利用轨迹聚类方法和熵值融合的方法能有效解决卫星轨迹重复周期超过一天导致的反演轨迹不一致、SNR 特征序列数值不统一等现象对土壤湿度反演带来的影响。GPS L2P 频段、BDS L7I 频段、GLONASS L2C 频段、Galileo L1X 频段分别是各系统反演效果最好的频段。单系统反演较单频反演相关性提高了 0.7%~13.0%, RMSE 降低了 0.6%~27.9%。

3) 相比单系统轨迹融合,多系统轨迹融合反演土壤湿度的性能普遍提升,反演结果的相关系数提高了 4.0%,平均 RMSE 降低了 33.2%,平均 MAE 比单系统降低了 31.1%。

4) 基于熵值法的多系统轨迹聚类融合土壤湿度反演方法优于均权融合方法、多元线性回归方法以及赋权融合方法。

但是,本文实验为期106天,反演时间不长,未来的研究重点应集中在长时间序列、植被覆盖区域的土壤湿度反演上,并尝试加入地形、植被、气象参数等外部数据,削弱反射信号噪声引起的误差,从而提高所提算法的普适性。

参 考 文 献

- [1] HIRSCHI M, SENEVIRATNE S I, ALEXANDROV V, et al. Observational Evidence for Soil-Moisture Impact on Hot Extremes in Southeastern Europe[J]. *Nature Geoscience*, 2011, 4: 17-21.
- [2] ZENG J Y, CHEN K S, BI H Y, et al. A Preliminary Evaluation of the SMAP Radiometer Soil Moisture Product over United States and Europe Using Ground-Based Measurements [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(8): 4929-4940.
- [3] TOPP G C, DAVIS J L. Measurement of Soil Water Content Using Time-Domain Reflectometry (TDR): A Field Evaluation[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1985, 49(1): 19-24.
- [4] LARSON K M, SMALL E E, GUTMANN E, et al. Using GPS Multipath to Measure Soil Moisture Fluctuations: Initial Results [J]. *GPS Solutions*, 2008, 12(3): 173-177.
- [5] 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): 2008GL036013.
- [6] RODRIGUEZ-ALVAREZ N, CAMPS A, VALL-LLOSSERA M, et al. Land Geophysical Parameters Retrieval Using the Interference Pattern GNSS-R Technique [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 49(1): 71-84.
- [7] CHEW C C, SMALL E E, LARSON K M, et al. Effects of Near-Surface Soil Moisture on GPS SNR Data: Development of a Retrieval Algorithm for Soil Moisture[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(1): 537-543.
- [8] ROUSSEL N, FRAPPART F, RAMILLIEN G, et al. Detection of Soil Moisture Variations Using GPS and GLONASS SNR Data for Elevation Angles Ranging from 2° to 70°[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(10): 4781-4794.
- [9] 吴继忠, 王天, 吴玮. 利用GPS-IR监测土壤含水量的反演模型[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(6): 887-892.
- WU Jizhong, WANG Tian, WU Wei. Retrieval Model for Soil Moisture Content Using GPS-Interferometric Reflectometry [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(6): 887-892.
- [10] 孙波, 梁勇, 汉牟田, 等. 基于GPS多星三频数据融合的GNSS-IR土壤湿度反演方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2020, 46(6): 1089-1096.
- SUN Bo, LIANG Yong, HAN Moutian, et al. A Method for GNSS-IR Soil Moisture Inversion Based on GPS Multi-satellite and Triple-Frequency Data Fusion [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020, 46(6): 1089-1096.
- [11] CHEN K, CAO X Y, SHEN F, et al. An Improved Method of Soil Moisture Retrieval Using Multi-Frequency SNR Data [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(18): 3725.
- [12] LIANG Y J, LAI J M, REN C, et al. GNSS-IR Multisatellite Combination for Soil Moisture Retrieval Based on Wavelet Analysis Considering Detection and Repair of Abnormal Phases[J]. *Measurement*, 2022, 203: 111881.
- [13] 何佳星, 郑南山, 丁锐, 等. 粒子群优化卷积神经网络GNSS-IR土壤湿度反演方法[J]. *测绘学报*, 2023, 52(8): 1286-1297.
- HE Jiaying, ZHENG Nanshan, DING Rui, et al. A GNSS-IR Soil Moisture Inversion Method Based on the Convolutional Neural Network Optimized by Particle Swarm Optimization [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(8): 1286-1297.
- [14] 郭斐, 陈惟杰, 朱逸凡, 等. 一种融合相位、振幅与频率的GNSS-IR土壤湿度反演方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(5): 715-721.
- GUO Fei, CHEN Weijie, ZHU Yifan, et al. A GNSS-IR Soil Moisture Inversion Method Integrating Phase, Amplitude and Frequency [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(5): 715-721.
- [15] 贾燕, 金双根, 肖智宇, 等. 全球导航卫星系统反射测量土壤水分遥感: 现状与机遇[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, 48(11): 1784-1799.
- JIA Yan, JIN Shuanggen, XIAO Zhiyu, et al. Soil Moisture Remote Sensing Using Global Navigation Satellite System-Reflectometry: Current Status and Opportunity [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(11): 1784-1799.
- [16] YANG T, WAN W, CHEN X W, et al. Using BDS SNR Observations to Measure Near-Surface Soil Moisture Fluctuations: Results from Low Vegetated Surface [J]. *IEEE Geoscience and Remote*

- Sensing Letters*, 2017, 14(8): 1308-1312.
- [17] SHEN F, SUI M M, ZHU Y F, et al. Using BDS MEO and IGSO Satellite SNR Observations to Measure Soil Moisture Fluctuations Based on the Satellite Repeat Period [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(19): 3967.
- [18] 杨磊, 吴秋兰, 张波, 等. SVRM 辅助的北斗 GEO 卫星反射信号土壤湿度反演方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(6): 1134-1141.
- YANG Lei, WU Qiulan, ZHANG Bo, et al. SVRM-Assisted Soil Moisture Retrieval Method Using Reflected Signal from BeiDou GEO Satellites [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42(6): 1134-1141.
- [19] 汉牟田, 许志超, 常青, 等. 利用北斗 GEO 卫星干涉信号功率反演土壤湿度[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(7): 1661-1670.
- HAN Moutian, XU Zhichao, CHANG Qing, et al. Soil Moisture Retrieval Using BeiDou GEO Satellite Interference Signal Power [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(7): 1661-1670.
- [20] 张双成, 王涛, 王丽霞, 等. BDS/GPS 多卫星解译土壤湿度变化研究[J]. 测绘科学, 2021, 46(7): 7-14.
- ZHANG Shuangcheng, WANG Tao, WANG Lixia, et al. Research on Variation of Soil Moisture Retrieval by BDS/GPS [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, 46(7): 7-14.
- [21] 郑南山, 何佳星, 丁锐, 等. 基于轨迹聚类的 GNSS-IR 多系统组合土壤湿度估计方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(1): 37-46.
- ZHENG Nanshan, HE Jiaxing, DING Rui, et al. A GNSS-IR Multi-System Combination Soil Moisture Estimation Method Based on Track Clustering [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(1): 37-46.