



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860,CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目： 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
作者： 魏浩翰，张强，沈飞
DOI： 10.13203/j.whugis20230419
收稿日期： 2024-01-20
网络首发日期： 2024-02-28
引用格式： 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/OL]. 武汉大学学报(信息科学版),
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20230419>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20230419

引用格式：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),2024,DOI: 10.13203/j.whugis20230419 (WEI Haohan, ZHANG Qiang, SHEN Fei. GNSS-IR Soil Moisture Estimation Based on Track Clustering and Multi Characteristic Parameter Fusion Using Entropy Method[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2024,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些年的研究热点。为了提高 GNSS-IR 技术反演土壤湿度的精度, 选取位于南京市溧水区的自建 GNSS 测站原始观测数据作为数据源, 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、频率三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 RMSE 分别降低 34.0%、25.6%和 29.5%。本文提出的方法能够提供长期、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: V219

GNSS-IR Soil Moisture Estimation Based on Track Clustering and Multi Characteristic Parameter Fusion Using Entropy Method

WEI Haohan^{*1}, 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

收稿日期: 2024-01-20

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

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

Abstract: Objectives: GNSS-IR technology, as an emerging tool for near-Earth remote sensing, has become a research hotspot in recent years in the area of soil moisture monitoring, with its low cost and high precision. **Methods:** In order to improve the accuracy of GNSS-IR technology in retrieving soil moisture, a self-built GNSS station located in Lishui District, Nanjing City was selected as the research data source. Firstly, feature parameters such as multipath coherent phase, amplitude, and frequency of Signal-to-Noise Ratio (SNR) observation data from GPS, BDS, GLONASS, Galileo, and other systems are extracted. Based on the analysis of the characteristics of GNSS observation SNR changes with soil moisture in different systems, different frequency bands and different orbits, a multi GNSS system feature data fusion inversion method considering satellite trajectory differences was proposed. For the observation data of multiple GNSS systems, trajectory clustering fusion is carried out according to different orbits and frequency bands. After confirming the weight using entropy method, soil moisture inversion is carried out. The results of multi-system trajectory fusion inversion are compared with traditional average weight fusion methods and multiple linear regression methods. **Results:** The combination of SNR's phase, amplitude, and frequency feature parameters for soil moisture fusion inversion is better than the inversion results of a single phase feature parameter and a combination of two feature parameters (phase, 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 RMSE decreasing by 22.8% to 39.9%; 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 compared to traditional average weight fusion method, multiple linear regression method and weighted fusion method. **Conclusions:** The proposed method can provide long-term and accurate soil moisture inversion results.

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

土壤湿度作为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非常重要的作用^[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。区别于传统的土壤湿度测量方法，基于全球导航卫星系统干涉反射（global navigation satellite system 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]。

Larson 等首次提出利用连续的 GPS（global positioning system）信号测量土壤湿度的技术，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^[4]。Larson 等进一步研究发现，接收机附近 300m² 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^[5]。Rodriguez-Alvarez 等基于卫星直、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^[6]。Chew 等对 GPS 干涉图的三个指标有效反射高、相位和振幅进行研究，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^[7]。Roussel 等提出了一种考虑地表伪动力学的新反演方法，将 GLONASS (GLObal NAVigation Satellite System)、GPS 双系统 $2^{\circ} \sim 70^{\circ}$ 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^[8]。吴继忠等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^[9]。孙波等提出了一种将 GPS 的 L1、L2、L5 频段数据加权联合反演的方法^[10]。Kun Chen 等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^[11]。Yueji Liang 等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^[12]。何佳星等融合 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^[13]。郭斐等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^[14]。金双根等对 GNSS-R 原理方法和最新遥感应用作了详细介绍，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^[15]。此外，Ting Yang 等使用相位法和干涉模型证明了 BDS B1 和 B2 信号能较好地响应降水事件^[16]。Fei Shen 等提出了一种适用于 BDS 中高地球轨道 (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^[17]。杨磊等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卫星 (Geostationary Earth Orbit, GEO) 卫星反演土壤湿度方法^[18]。汉牟田等通过仿真和实验证明北斗 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^[19]。张双成等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 不同卫星间信息^[20]。郑南山等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^[21]。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，尚缺少针对我国境内的 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。

基于上述已有研究存在的问题，本文基于自建 GNSS 测站的观测数据，提出一种融合 SNR 特征序列 (相位、振幅、频率) 的多系统多星多频土壤湿度反演方法，对 GPS、BDS、GLONASS 和 Galileo 四个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。

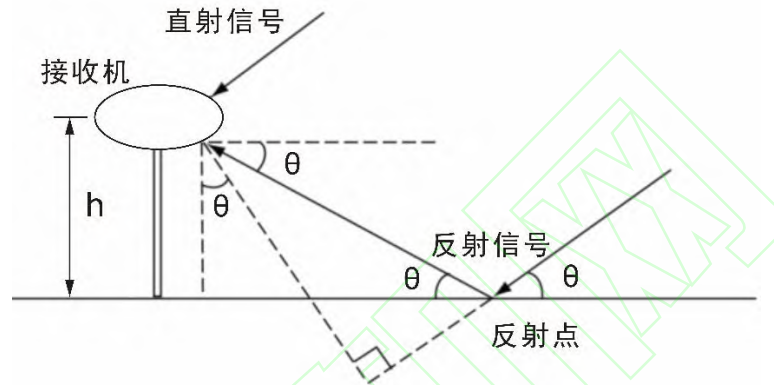


图 1 GNSS-IR 原理示意图

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，如图 2 为 C06 卫星 2023 年第 40 年积日 (day of year, DOY) 的信噪比时间序列。从图 2 可见，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 可表示为^[2]：

$$SNR^2 = A_d^2 + A_m^2 + 2A_d A_m \cos \psi \quad (1)$$

式中， A_d 和 A_m 分别表示直射、反射分量振幅， ψ 表示 2 个分量之间相位差。去除趋势项，残余 SNR 的多路径反射信号为：

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

式中， SNR_m 表示反射信号信噪比大小， λ 表示载波波长， φ 表示相位偏移。

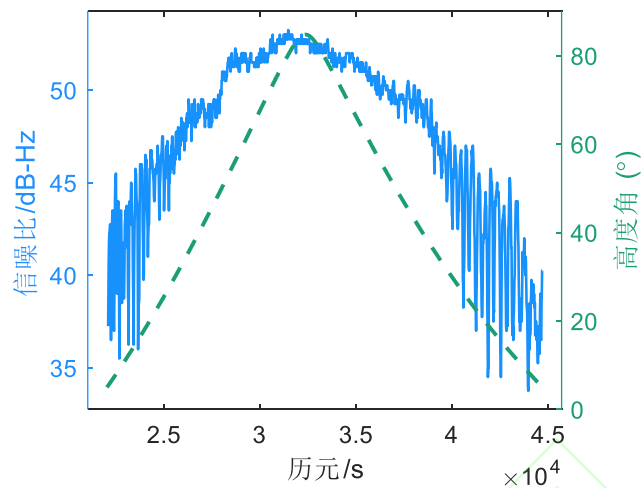


图 2 C06 卫星 2023 年第 40 天的信噪比时间序列

Fig.2 Signal-to-noise ratio time series of C06 satellite on DOY40, 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 四个系统的卫星有各自不同的轨道类型和高度设计，卫星重访周期有着显著差异（如表 1 所示），导致 GNSS 卫星的地表反射轨迹具有不同的重复周期。其中，GPS 的 MEO 卫星、BDS 的 GEO 卫星和 IGSO 卫星的轨迹重复周期约为 1d，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 7d、8d 和 11d，若不对卫星地表反射轨迹聚类分析，直接沿用传统方法提取每天的 SNR 特征参数序列数值上不统一，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。图 3 为部分 BDS 卫星 2023 年 DOY40-43 日的地表反射点轨迹，从中可以看出，连续四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 卫星如 C13、C16 的地表轨迹几乎没有变化，而重访周期为 7d 的 MEO 卫星如 C14 的地表轨迹变化非常明显，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。

表 1 GNSS 系统轨道参数

Tab.1 GNSS System Orbit Parameter

GNSS 系统	轨道类型	轨道高度 /km	运行周期 /h min	重访周期/d
GPS	MEO	20 200	11 58	1
BDS	GEO	35 786	23 56	1
	IGSO	35 786	23 56	1

	MEO	21 528	12 50	7
GLONASS	MEO	19 100	11 15	8
Galileo	MEO	23 616	14 04	11

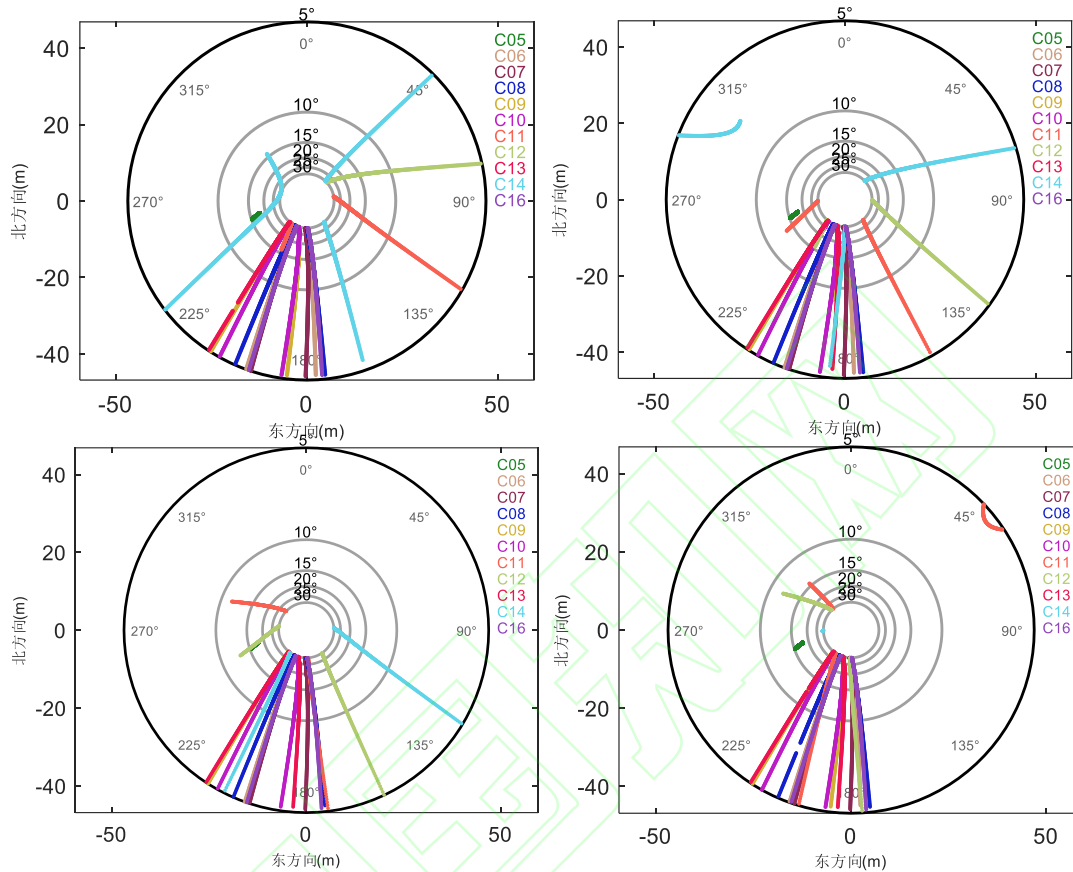


图3 BDS 卫星 2023 年 DOY40-43 部分卫星反射点轨迹
(其中, C05 为 GEO 轨道卫星, C06—C10、C13、C16 为 IGSO 轨道卫星, C11、C12、C14 为 MEO 轨道卫星)

Fig.3 Satellite Reflection Point Trajectories from part of BDS satellites on DOY40-43, 2023
(The GEO satellite is C05, the IGSO satellites are C06—C10, C13 and C16, and the MEO satellites are C11, C12 and C14)

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复周期; 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 卫星轨迹重复周期为 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 卫星轨迹重复周期分别为 7d、8d 和 11d，轨迹运动形态多样，所以轨迹编号设为 7、8 和 11 个。

按上述地表反射轨迹聚类方法将同类轨迹聚类，得到如下特征序列：

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

式中， $X_{(s,t,n)}$ 是 SNR 的特征序列集合， 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。

最终建立多卫星土壤湿度反演模型如下：

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

其中， SMC^* 表示反演的土壤湿度， $w_{(s,t,n)}$ 表示计算出的轨迹特征序列的权重，

s 表示卫星编号， t 表示卫星信号， $X_{(s,t,n)}$ 是 SNR 的特征序列集合。

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 2.1 节介绍的 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（边缘移动平均个数不固定，受时间序列长度影响），再使用 Savitzky-Golay 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：

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

其中 x 表示特征参数序列（频率、振幅、相位）， SMC 表示实测土壤湿度。

(4) 根据正负相关性对 SNR 特征参数序列归一化处理。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 天的归一化指标公式如下：

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

(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，各系统加起来超过一百颗卫星，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，四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 $R_t / R_{\max} < k$ ($t=1, \dots, N$) 的特征参数序列进行剔除。其中， k 是相关系数阈值，在 0-1 之间， k 越接近 0 则选出的特征参数序列越多。本次实验中，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。将优选出的 $y_{(j,s,t,n)}$ 代入式(7)计算卫星 s 信号 t 轨迹编号 n 年积日 j 时特征序列的比重 $p_{(j,s,t,n)}$ ：

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

根据下式计算得到卫星 s 信号 t 轨迹编号 n 时特征序列的熵值：

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

将熵值代入下式计算轨迹特征序列的权重：

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

最后根据熵权计算轨迹特征序列指标评价得分并将每日的得分求和，得到年积日 j 的融合特征序列：

$$x_j = \sum_{s=1} \sum_{t=1} \sum_{n=1} w_{(s,t,n)} \cdot X_{(s,t,n)} \quad (10)$$

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序列（频率、振幅、相位），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、多元线性回归方法和赋权融合比较模型反演效果。具体的反演模型为：

$$SMC_j^* = -3.6982x_j^3 + 1.1535x_j^2 + 0.0073x_j + 16.1837 \quad (11)$$

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。

$$SMC^* = SMC_{MEO}^* \cdot R_{MEO} + SMC_{GEO/IGSO}^* \cdot R_{GEO/IGSO} \quad (12)$$

其中， SMC_{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， $SMC_{GEO/IGSO}^*$ 和 $R_{GEO/IGSO}$ 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。

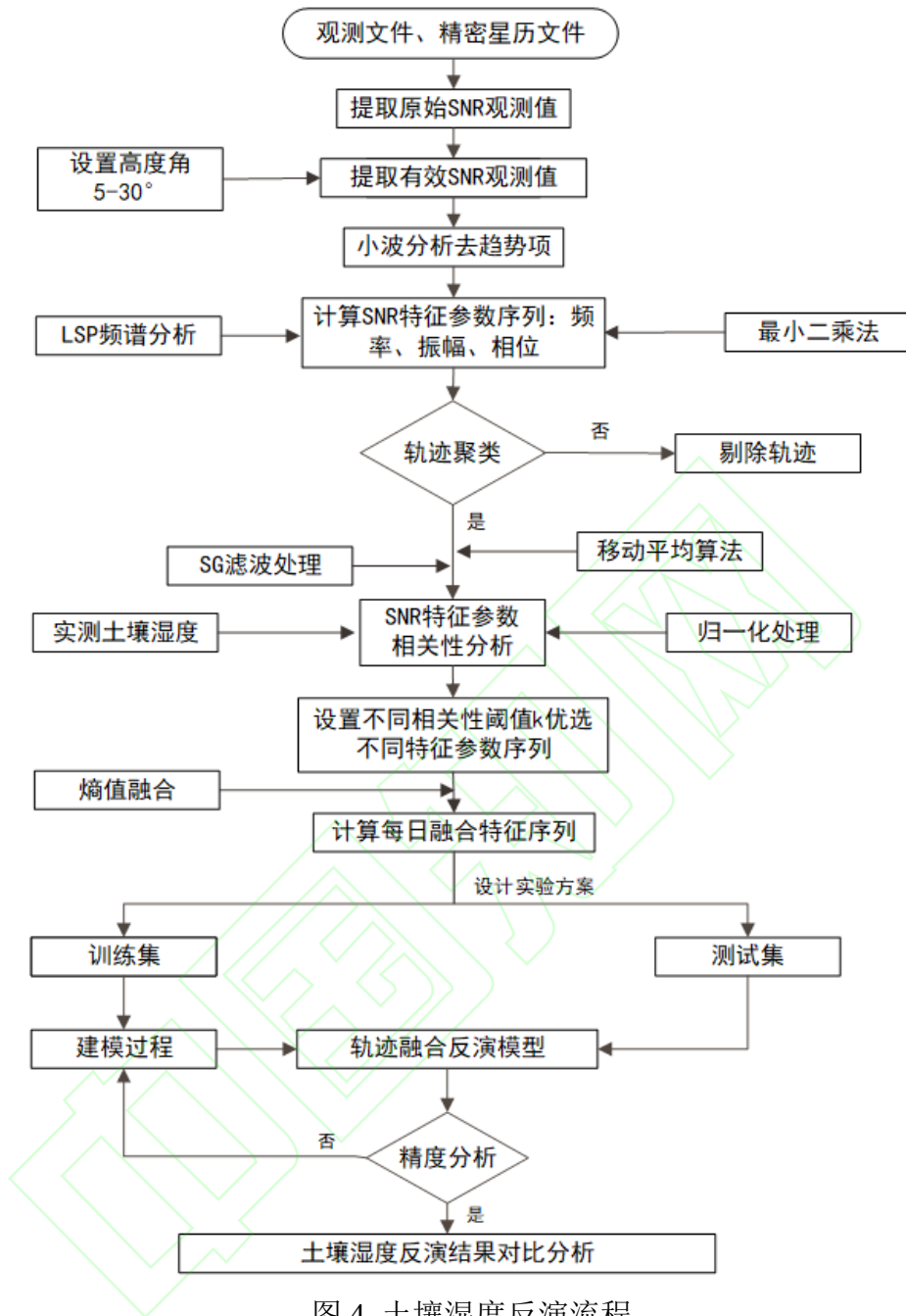


图 4 土壤湿度反演流程
Fig.4 Soil moisture inversion process

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、土壤湿度仪和雨量监测仪，周边环境如图 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 DOY40-DOY145。

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 5 测站周边环境

Fig.5 Surrounding Environment of the Station

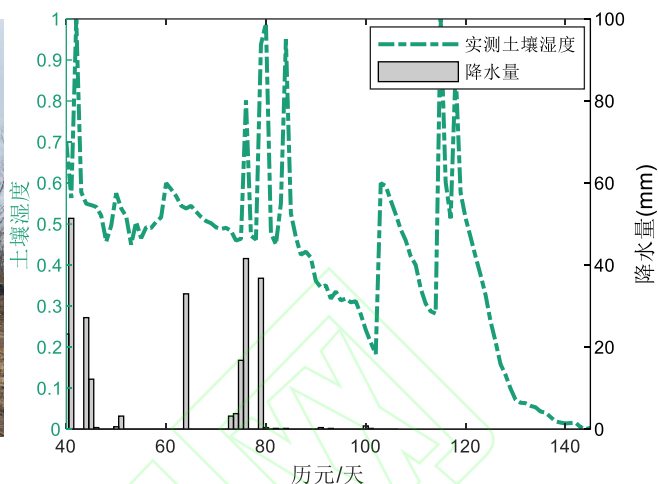


图 6 土壤湿度及降水量

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 DOY40~110 的每日融合特征序列作为建模输入样本，以 DOY111~145 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，与均权融合、多元线性回归方法以及赋权融合反演效果作了比较。

2.2.1 不同 SNR 特征参数组合土壤湿度反演对比分析

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）等三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结果的结果见表 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，其反演结果的相关性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 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 MAE 较单独相位反演降低 42.5%，较“组合 1”反演降低 24.1%。以上说明，使用相位、振幅、频率三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融合比较

Tab.2 Comparison of Trajectory Clustering and Fusion for Multiple Types of Feature Parameters in Various Systems

GNSS	R			RMSE			MAE ($\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$)		
	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	0.888 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

备注：“组合 1”为相位与振幅两种特征参数的融合反演结果；“组合 2”为相位、振幅、频率三种特征参数组合的融合反演结果。

2.2.2 单频轨迹聚类融合土壤湿度反演

在上节分析的基础上，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，且各系统频段反演结果的具体精度指标见表 3。GPS 各频率的反演精度从高到低依次为 L2、L1、L5，其中 L2P 频段的反演效果最好，相关系数为 0.891 0，RMSE 介于 $0.023\ 2\text{--}0.028\ 1\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ ，MAE 介于 $0.016\ 4\text{--}0.017\ 7\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ ；BDS 各频率的反演精度从高到低依次为 B2、B1、B3，中 L7I 频段的反演效果最好，相关系数为 0.9120，RMSE 介于 $0.025\ 6\text{--}0.030\ 3\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ ，MAE 介于 $0.017\ 5\text{--}0.021\ 6\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ ；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 介于 $0.016\ 7\text{--}0.017\ 1\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ ，MAE 介于 $0.011\ 0\text{--}0.012\ 4\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ ；Galileo 各频率的反演精度从高到低依次为 E1、E5a、E5b，其中 L1X 频段的反演效果最好，相关系数为 0.923 1，RMSE 介于 $0.018\ 7\text{--}0.026\ 0\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ ，MAE 介于 $0.014\ 3\text{--}0.018\ 3\ \text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ 。图 9 为所有 GNSS 频段的反演结果，其中当土壤湿度较小时（如 DOY91~100、DOY130~140），单频信号的土壤湿度反演结果与实测土壤湿度相差较大，因此有必要进行多频段联合反演。

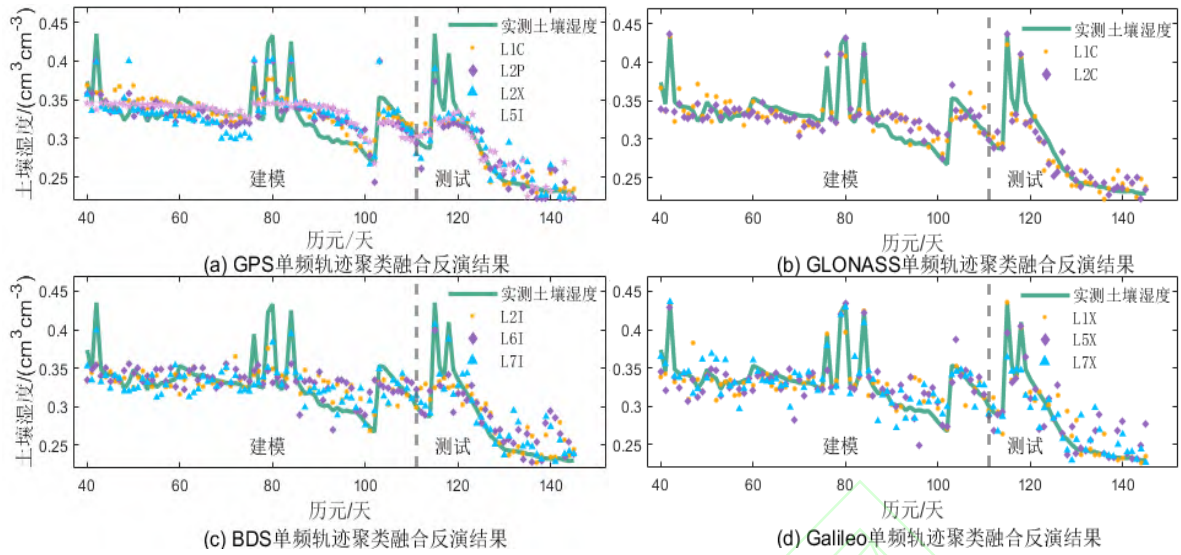


图 7 各 GNSS 系统单频轨迹聚类融合土壤湿度反演结果

Fig.7 Single frequency trajectory fusion of soil moisture inversion results for various GNSS systems

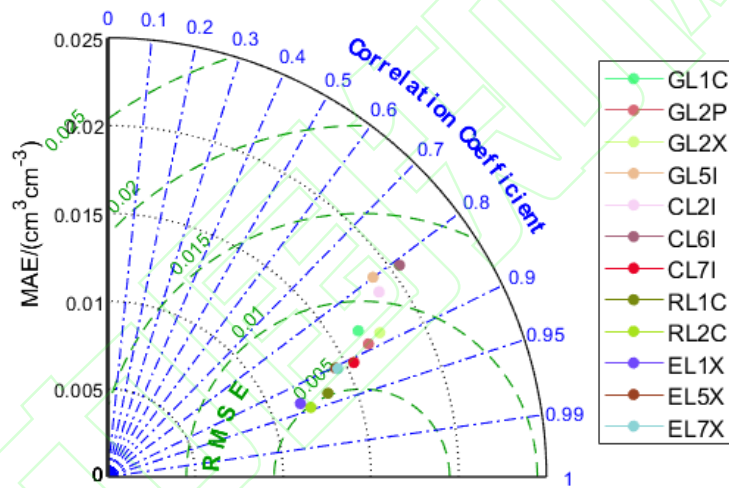


图 8 各信号频段土壤湿度反演精度统计，其中 G、C、R、E 开头的信号频段分别代表 GPS 系统、BDS 系统、GLONASS 系统和 Galileo 系统的信号

Fig.8 Precision Statistics of Soil Moisture Inversion in Various Signal Frequency Bands, Where Each Signal Frequency Band That Begin with G, C, R, and E Denotes the Signal of GPS, BDS, GLONASS and Galileo.

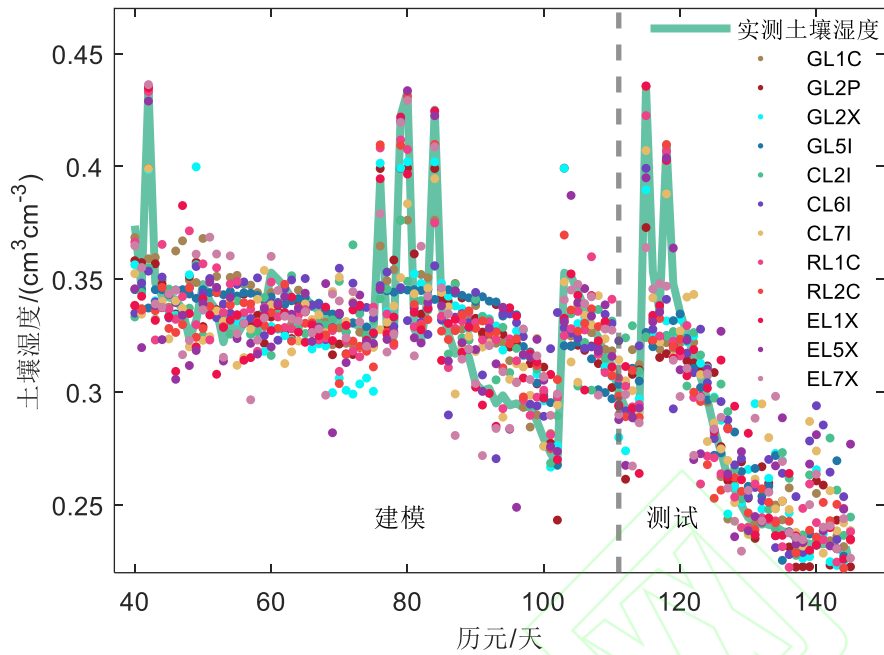


图 9 各 GNSS 信号频段的轨迹融合反演结果

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

表 3 各 GNSS 系统分频段土壤湿度反演精度指标

Tab.3 Comparison of Inversion Accuracy of Various Systems and Frequency Bands.

GNSS 系 统	波段	频段	R	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
	L2	L2P	0.891 0	0.024 6	0.017 6
		L2X	0.889 1	0.023 2	0.017 0
	L5	L5I	0.849 8	0.028 1	0.017 7
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	0.018 3

2.2.3 各 GNSS 系统多频轨迹聚类融合土壤湿度反演

在上述结论的基础上，本节对各 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，图 11 为土壤湿度反演值与实测值差值的时间序列。此外，表 4 列出各系统反演结果的精度指标。从图 10、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 DOY118），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。

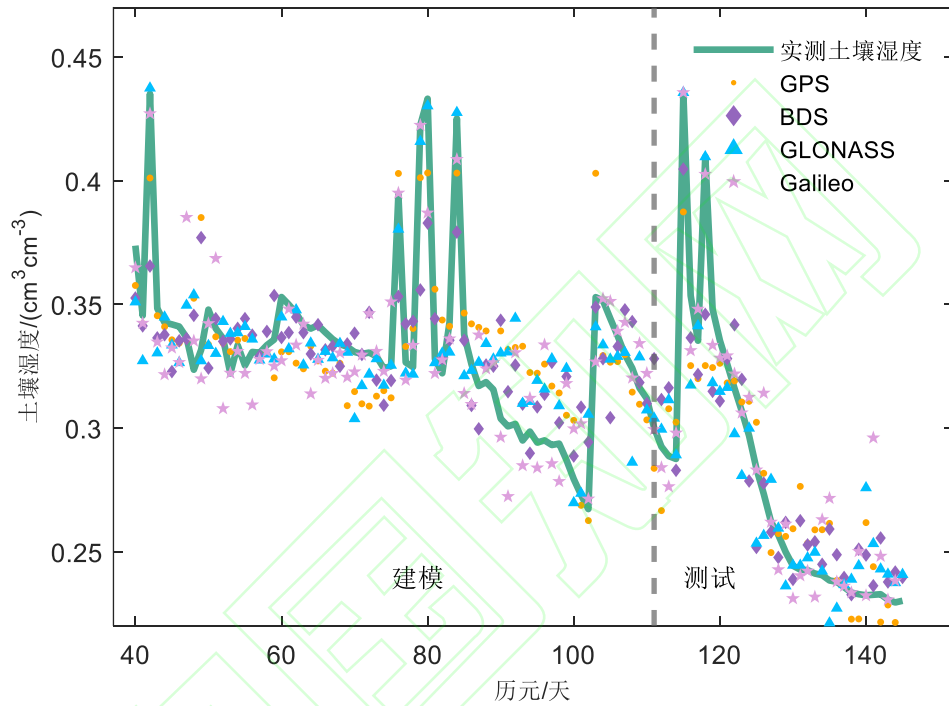


图 10 各 GNSS 系统多频段轨迹融合反演结果

Fig.10 Multi Band Trajectory Fusion Inversion Results of Various GNSS Systems

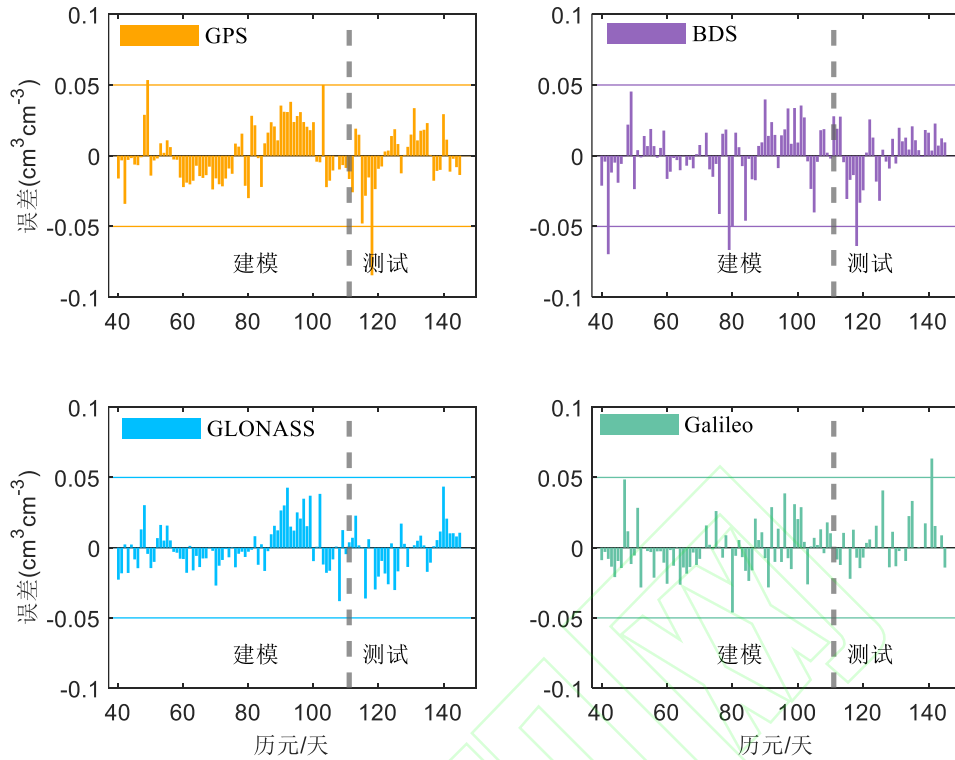


图 11 各 GNSS 系统多频轨迹融合土壤湿度反演值与实测值的差值时间序列
 Fig.11 Time Series of the Difference Between Soil Moisture Inversion Values and Measured Values Fused with Multi Frequency Trajectories of Various GNSS Systems

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

GNSS 系统	R	RMSE /($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)	MAE /($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)
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

本节针对各 GNSS 系统轨迹聚类融合反演土壤湿度的问题进行分析，采用熵值融合的方法设计 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。为了更直观地分析结果，各方案的精度指标直方图见图 12。由表 5 和图 12 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 0.9674，相比单系统平均相关系数提高了 4.0%；平均 RMSE 为 $0.0125 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ ，相比单

系统平均 RMSE 降低了 33.2%；平均 MAE 为 $0.0099 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ ，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（四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 13 和表 6。由表 6 可知，基于多系统轨迹聚类的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均方根误差分别降低了 34.0%、25.6% 和 29.5%，平均绝对误差降低了 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来提高土壤湿度反演的连续性和精度。

表 5 多 GNSS 系统组合方案反演精度对比

Tab.5 Comparison of Inversion Accuracy for Multiple System Combination Schemes

方案	GNSS 组合	R	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	——	0.967 4	0.012 5	0.009 9

备注：G、C、R、E 分别代表 GPS 系统、BDS 系统、GLONASS 系统和 Galileo 系统

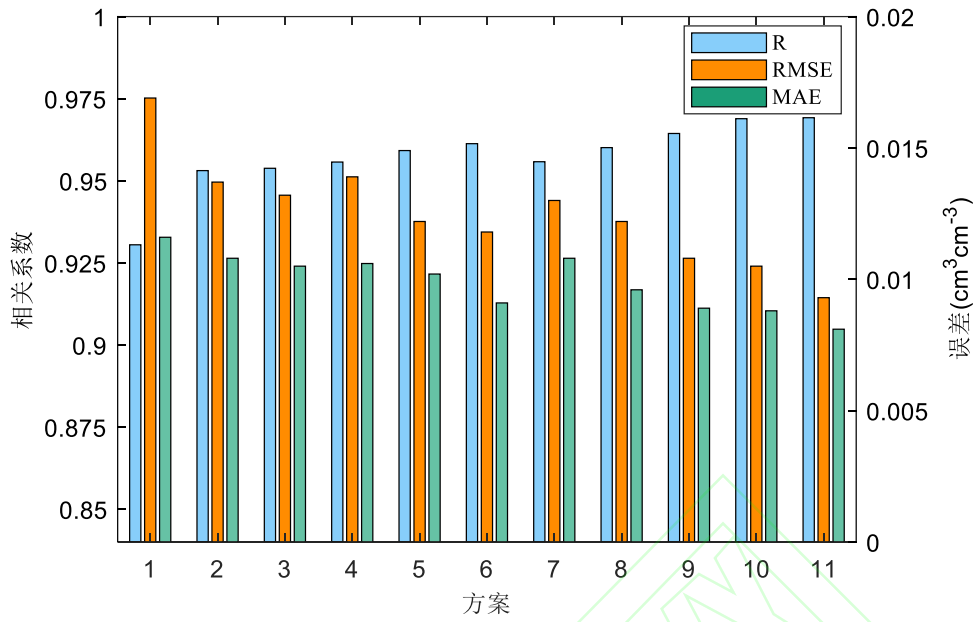


图 12 多系统组合反演方案的性能比较

Fig.12 Comparison of Inversion Performance of Multiple System Combination Inversion Schemes

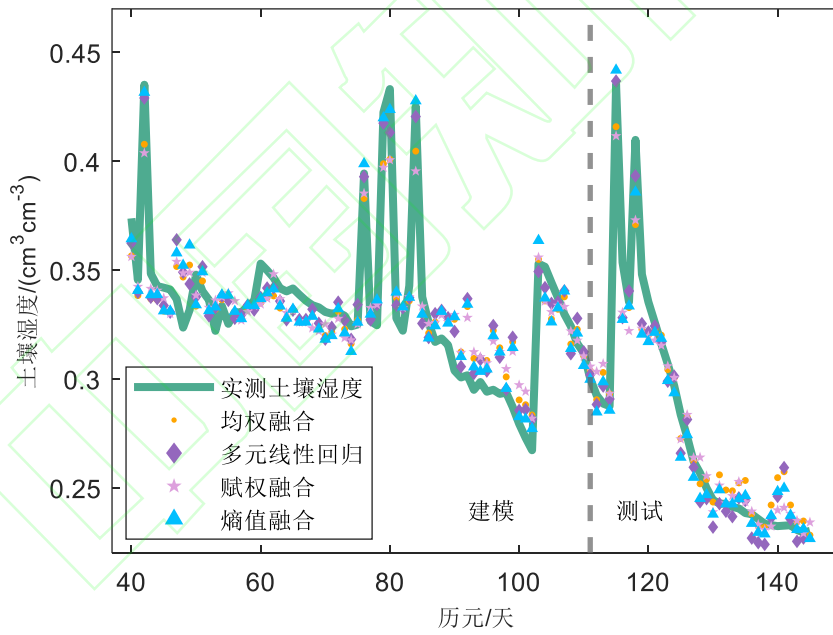


图 13 多系统轨迹聚类融合方法的土壤湿度时间序列

Fig.13 Comparison of Multiple System Combination Inversion Methods

表 6 多系统轨迹聚类融合方法精度比较

Tab.6 Comparison of Multiple System Trajectory Clustering Fusion Methods

方法	R	RMSE /($\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$)	MAE /($\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$)
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

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、频率三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 频段的分别是各个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) 多系统轨迹融合较单系统轨迹融合反演性能普遍提升，融合反演的土壤湿度相关系数相比单系统平均相关系数提高了 4.0%，平均 RMSE 相比单系统降低了 33.2%，平均 MAE 相比单系统降低了 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法。

然而，本次实验是为期 106 天的实验，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(1): 17-21.
- [2] Zeng J, Chen K-S, Bi H, 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, Davis J. 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: 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).
- [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] 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.(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.)

[10] SUN Bo, LIANG Yong, HAN Mutian, 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. (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: 1089-1096.)

[11] Chen K, Cao X, 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, Lai J, 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] HE Jiaying, ZHENG Nanshan, DING Rui, ZHANG Kefei, CHEN Tianyue. 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. (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: 1286-1297.)

[14] 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*, 2022. (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)*, 2022.)

[15] JIN Shuanggen, ZHANG Qinyun, QIAN Xiaodong. New Progress and Application Prospects of Global Navigation Satellite System Reflectometry (GNSS+R). *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1389-1398. (金双根, 张勤耘, 钱晓东. (全球导航卫星系统反射测量(GNSS+R)最新进展与应用前景[J]. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1389-1398.)

[16] Yang T, Wan W, Chen X, 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, Zhu Y, 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] 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. (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: 1134-1141.)

[19] HAN M T, XU Z C, CHANG Q, 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. (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.)

[20] 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. (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.)

[21] ZHENG Nanshan, HE Jiaying, 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*, 2023. (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,2023.)

网络首发:

标题: 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

作者: 魏浩翰, 张强, 沈飞

收稿日期: 2024-01-20

DOI:10.13203/j.whugis20230419

引用格式:

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), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230419 (WEI Haohan, ZHANG Qiang, SHEN Fei. GNSS-IR Soil Moisture Estimation Based on Track Clustering and Multi Characteristic Parameter Fusion Using Entropy Method[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230419)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

一种土地类型标签精细化的 GNSS-R 土壤湿度反演方法

郭斐, 董桂芳, 朱逸凡, 张小红

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(1): 47-55.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20220803>

基于轨迹聚类的 GNSS-IR 多系统组合土壤湿度估计方法

郑南山, 何佳星, 丁锐, 章恒一

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(1): 37-46.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20220743>

星载 GNSS-R 反演土壤湿度研究进展与思考

张双成, 郭沁雨, 马中民, 刘奇, 胡胜伟, 周昕, 赵贺斌

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(1): 15-26.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20230100>