

被动微波观测约束的时序 SAR 月尺度 1 km 分辨率土壤湿度反演与制图

时洪涛^{1,2,3,4}, 乔鑫¹, 赵天杰⁵, 郎丰铠¹, 赵金奇¹, 秦凯¹,
马志勇^{1,6}, 郑南山¹

1. 中国矿业大学 环境与测绘学院, 徐州 221116;

2. 自然资源部地理国情监测重点实验室, 武汉 430079;

3. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079;

4. 浙江省微波目标特性测量与遥感重点实验室, 德清 313200;

5. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101;

6. 中国测绘学会, 北京 100036

摘要: 高分辨率土壤湿度数据是农作物生长监测和干旱预测的重要参考, 准确获取其时空分布和变化信息对保障农业生产管理和粮食安全具有重要意义。现有全球土壤湿度数据产品多以被动微波数据为主, 分辨率较粗(≥ 3 km), 无法满足田间尺度监测应用。合成孔径雷达(SAR)已被广泛应用于土壤湿度反演研究, 但受植被覆盖、地表粗糙度及现有散射模型不精确等因素的影响, 反演精度不足, 尚未成熟应用于全球高分辨率土壤湿度产品制图。本文在 α 近似模型和时间序列变化检测土壤湿度反演算法框架下, 提出通过引入粗分辨率被动微波土壤介电常数约束来提高 SAR 高分辨率土壤湿度反演精度。同时, 采用入射角归一化处理来改善 SAR 土壤湿度反演结果的空间连续性。本文利用 2022 年 1—12 月欧洲航天局 Sentinel-1 卫星 SAR 影像和美国国家航空航天局(NASA) SMAP 9 km 日值(SPL3SMP_E)土壤湿度数据, 将该算法应用于中国黄淮海平原农业区(Huanghuaihai Plain Agricultural Area)月尺度土壤湿度反演与制图。为验证本文算法的有效性, 研究将 2022 年 1—9 月 SMAP 被动微波数据与 MODIS 地表温度降尺度 1 km 分辨率土壤湿度数据产品作为地面真值数据, 对算法结果进行精度分析和评价。实验结果显示, 本文算法在黄淮海平原农业区土壤湿度制图精度均方根误差 $4.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3) \leq \text{RMSE} \leq 16.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$ 、平均绝对误差 $4.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3) \leq \text{MAE} \leq 12.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$ 、决定系数 $0.41 \leq R^2 \leq 0.84$ 。此外, 经过 SAR 入射角归一化处理后的反演结果, 相比于未进行入射角归一化处理 SAR 土壤湿度制图的分带差异问题有所改善, 空间连续性更好。以上研究结果表明, 本文提出的土壤湿度反演算法能够融合主、被动观测数据优势, 在实现高分辨率土壤湿度反演的同时可以有效提高反演精度。

关键词: SAR, 被动微波, 黄淮海平原, 土壤湿度, 参数反演, 农业区, 高分辨率

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 时洪涛, 乔鑫, 赵天杰, 郎丰铠, 赵金奇, 秦凯, 马志勇, 郑南山. 2025. 被动微波观测约束的时序 SAR 月尺度 1 km 分辨率土壤湿度反演与制图. 遥感学报, 29(10): 3063–3078

Shi H T, Qiao X, Zhao T J, Lang F K, Zhao J Q, Qin K, Ma Z Y and Zheng N S. 2025. Monthly and 1 km-resolution soil moisture retrieval and mapping using time-series SAR with constraint of passive microwave observations. National Remote Sensing Bulletin, 29(10): 3063–3078 [DOI:10.11834/jrs.20254260]

1 引言

表层土壤湿度 SSM (Surface Soil Moisture) 也

称土壤含水量或土壤含水率, 一般指地表 0—5 cm 深度土壤层的自由水含量, 是水文、气象及农业领域的重要状态参量之一。虽然土壤表层水资源

收稿日期: 2024-06-27; 预印本: 2025-07-24

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42301412,41977220);浙江省微波目标特性测量与遥感重点实验室开放基金(编号:2022-KFJJ-003);测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金(编号:22R05);自然资源部地理国情监测重点实验室开放基金(编号:2022NGCM04,2023NGCM12);中央高校基本科研业务费(编号:2024QN11033)

第一作者简介: 时洪涛, 研究方向为极化 SAR 土壤湿度反演与农作物生长监测。E-mail: hongtao.shi@cumt.edu.cn

通信作者简介: 郎丰铠, 研究方向为极化 SAR 影像处理与解译与土壤湿度反演。E-mail: lfkupe@126.com

含量较少 (约 122000 km^3), 占总水资源的 0.05%, 其调控着地表蒸散发、地表水径流、陆地降水等水过程 (Kornelsen 和 Coulibaly, 2013)。此外, 土壤水分作为植被生长的主要供水源, 其含量大小密切影响着植被的根系发育、光合作用、有机物运输过程 (李梦倩 等, 2022; 孙灏 等, 2021)。因此, 监测地表土壤湿度的时空分布及其变化信息对全球气候变化研究、干旱气象灾害预报以及农作物长势评估等具有重要的科学意义和实用价值 (程渊 等, 2021; 张王菲 等, 2020; 王明霞和毋兆鹏, 2013)。

为准确获取土壤湿度信息, 现已发展多种监测方式和技术手段, 主要包括称重法、原位观测法和遥感观测法 3 种。称重法主要利用取土铲和土盒等工具材料采集土壤样本, 然后采用烘干、称重的方式来测量样本的土壤水含量 (Peng 等, 2013, 2017)。原位观测法主要以 TDR、FDR 等仪器设备为主, 利用传感器探针采集土壤层水分含量信息 (Petropoulos 等, 2015; Peng 和 Loew, 2017)。除此之外, 矢量网络分析仪也是常用的土壤湿度观测设备, 其通过测量采集土壤样本的土壤介电常数, 根据介电常数和土壤湿度的关系模型估算土壤含水量。遥感观测方式主要是以星载主、被动微波传感器平台为主, 通过获取对地观测影像数据, 利用物理、经验和半经验模型进行土壤湿度的反演和估计。虽然上述 3 种方法均已应用于地表土壤湿度测量, 但各具优缺点 (Barrett 等, 2009; Petropoulos 等, 2015)。如称重法和原位观测方法测量精度高, 但仅能获取点位土壤湿度信息, 对于大范围监测来说费时费力且经济成本高。遥感观测是现阶段全球土壤湿度监测与数据产品服务的主要技术手段, 如基于 SMAP、SMOS、ASCAT、AMSR-2 等卫星平台发布的全球多种时空分辨率土壤湿度数据产品。虽然上述平台重访周期小且能够获取大范围的土壤湿度数据, 但数据分辨率较粗 (大于 9 km), 无法满足区域或田间尺度的监测应用 (赵天杰, 2018; 王明霞和毋兆鹏, 2013)。

星载雷达遥感传感器平台技术的发展为高分辨率土壤湿度制图与数据产品生产提供了可能。近年来, 合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 对地观测发展迅速 (邓小东和王宏全,

2022; 何连 等, 2016)。得益于 SAR 传感器的强穿透性 (尤其是 L、P 波段)、对地表介电常数的敏感性及全天候观测优势, SAR 已成为全球高分辨率土壤湿度制图研究的重要技术手段。尽管如此, SAR 土壤湿度反演仍面临诸多问题和挑战 (Shen 等, 2021; Rosen 和 Kumar, 2021)。一方面, 雷达后向散射系数是雷达系统参数 (入射角、频率、极化方式) 以及土壤介电常数、植被参数和地表粗糙度等因素的综合表征, 电磁波与地表散射体作用机制复杂 (Kim 和 Garrison, 2021; Kim 和 Liao, 2021; Paloscia 等, 2002)。另一方面, 地表未知参数个数大于雷达观测参数, 存在病态反演问题, 土壤湿度反演精度不足 (时洪涛, 2021)。

现阶段, 基于 α 近似模型的变化检测 CD (Change Detection) 算法是 SAR 时序土壤湿度反演与制图的主流算法之一 (Ouellette 等, 2017)。该算法假设在一定时间范围内, 雷达后向散射系数的变化主要和土壤湿度变化相关, 通过建立时间序列散射系数比值和理论 α 散射系数比值的关系模型来反演地表介电常数 (实部)。相比于高级积分方程模型 (AIEM)、水云模型 (WCM)、Oh 模型、Dubois 模型、Shi 模型等, 其在裸地和一定程度植被覆盖区均适用, 不需要植被参数 (如植被含水量、NDVI、LAI 等)、土壤样本数据 (如粗糙度、土壤湿度及对应的雷达后向散射系数) 的辅助, 操作简单易实现, 且适用范围广 (Dubois 等, 1995; Oh, 2004; Shi 等, 2006)。然而, 该算法在应用时仍存在一些不足, 如未知土壤湿度或地表介电常数参数个数大于后向散射系数观测数量, 存在病态解算问题, 反演误差较大 (张祥, 2016; 时洪涛, 2021; 何连 等, 2016; 邓小东和王宏全, 2022)。针对此问题, 研究学者尝试联合多极化 (VV+HH) 和多人射角观测来增加观测量, 进而实现参数的正定解算, 但实验结果表明双极化联合反演精度提升有限 (Shi 等, 2019, 2021)。主要原因是不同极化后向散射系数对土壤湿度的敏感性不同, 且在入射角差异较小的情况下, 不同入射角后向散射系数相关性较大。此外, Ouellette 等 (2017) 学者提出利用土壤介电属性先验约束能够降低土壤湿度的反演误差。由于使用的实验区多为农作物覆盖, 包含大豆、玉米、小麦、油菜等不同作物, 短期内物候期、含水量

参数的变化幅度大，土壤湿度反演误差约为7.50% (cm^3/cm^3)。遗憾的是该思想并未应用在开放星载SAR影像数据土壤湿度反演和全球数据产品生产。除此之外，基于SAR的被动微波土壤湿度降尺度同样可以实现全球高分辨率(1—3 km)土壤湿度反演与制图(Lal等, 2023)，但该类算法严重依赖现有被动微波土壤湿度数据产品的空间分辨率和数据产品精度，且在植被覆盖区仍存在较多不确定性。但不得不说的是，引入土壤介电属性约束是实现SAR土壤湿度高精度反演的重要路径，且相比于被动微波降尺度反演算法，土壤湿度数据产品分辨率可达米级或百米级(张玲等, 2015; 何涯舟等, 2022; 郑有飞等, 2017; 赵少华等, 2010)。

为实现SAR影像高分辨率、高精度反演与制图，进而服务于区域和田间尺度应用，本文以中国黄淮海平原农业区为研究区，提出利用时间序列被动微波土壤湿度数据产品构建土壤介电属性时空物理约束机制。在此基础上，将土壤介电属性约束条件引入alpha近似模型和时序变化检测土壤湿度反演算法，并利用Sentinel-1影像开展研究区土壤湿度反演与制图。本文研究内容能够为水文、气象和农业生产应用提供准确的科学数据服务，能够为区域和全球高分辨率土壤湿度数据产品生产提供关键技术方法。尤其是近年来国内外SAR卫星观测技术的高速发展，如GF-3 (C-band)、LT-1 (L-band)、NISAR (L/S-band)、BIOMASS (P-band)等(Lal等, 2023)，全球高分辨率土壤湿度数据产品服务已经成为众多SAR卫星平台的重要科学任务之一。

2 数据资料

本文以黄淮海平原农业区为研究对象，以Sentinel-1时间序列SAR影像为主，以被动微波SMAP土壤湿度数据及MODIS地表覆盖数据产品为辅，开展研究区土壤湿度反演与制图研究。通过统计分析研究区土壤湿度的时空分布和误差精度来验证本文算法的有效性。本文2.1、2.2、2.3及2.4节分别介绍了黄淮海平原农业区概况、Sentinel-1数据处理、SMAP被动微波数据及MODIS地表覆盖数据产品资料。

2.1 研究区概况

中国黄淮海平原位于 113°E — 123°E ， 32°N — 41°N ，包括北京和天津两市以及山东、河北、河南、江苏、安徽5省(图1)，占地面积32万 km^2 ，约占全国平原总面积的三分之一(刘春燕等, 2023; Zhou等, 2020; 刘冉等, 2023; 王来刚等, 2023)。同时，该区域是中国重要粮食生产基地(刘冉等, 2023; Zhou等, 2020)，播种面积占全国耕地面积的20.4%，粮食产量占全国的23.6%，主要种植冬小麦和夏玉米。因此，开展此区域土壤湿度制图对农业旱情监测及保障粮食生产具有重要意义。

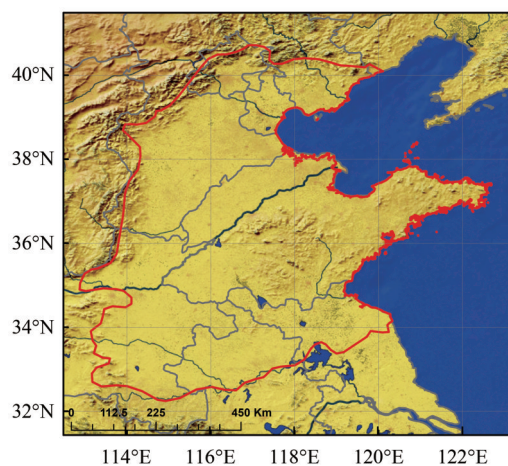


图1 黄淮海平原农业区位置和范围

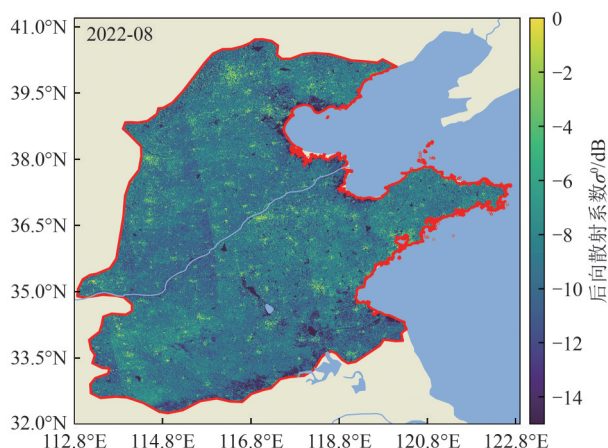
Fig. 1 Location and region of Huanghuaihai Plain agricultural area

2.2 哨兵1数据

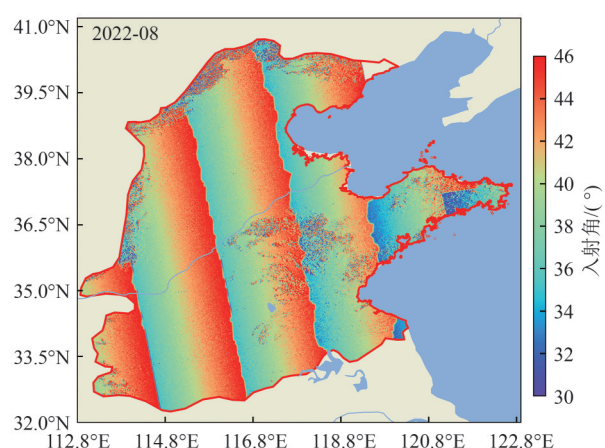
哨兵1号卫星(Sentinel-1)搭载一台5.404 GHz的C波段合成孔径雷达，共有A、B两颗卫星组成，单星重访周期12 d，双星重访周期6 d(何连等, 2016)。由于Sentinel-1B不再提供数据，本次实验选用2022年1—12月份Sentinel-1 A干涉宽幅IW (Interferometric Wide) 观测模式GRD (Ground Range Detected) VV极化数据产品，空间分辨率 $5\text{ m} \times 20\text{ m}$ (单视)，幅宽250 km，入射角范围为 32° — 42° 。数据通过ASF网站(<https://search.asf.alaska.edu/#/> [2024-06-27])批量获取，共使用405景影像。需要说明的是，为实现黄淮海平原农业区土壤湿度的时序反演，本文对研究区12个月份的SAR影像数据(VV极化散射系数及入射角)

进行逐月全域镶嵌合成处理；然后，将处理的12期SAR影像应用于黄淮海平原农业区月尺度土壤湿度制图。数据处理主要使用SNAP软件，处理内容包括热噪声去除、轨道校正、辐射校正、相干斑滤波、地形校正、局部入射角信息提取等，在SNAP数据处理过程中，斑点滤波采用3×3窗口

的Boxcar滤波器，并将下载的数据影像重采样到1 km×1 km分辨率。同时，根据入射角数据和DEM数据提取局部入射角信息。图2所示为研究区2022年8月份月尺度合成的VV极化后向散射系数及入射角信息空间分布。



(a) 黄淮海平原农业区 VV 极化月合成后向散射系数影像
(a) Backscatter coefficient image at VV channel over Huanghuaihai Plain agricultural area



(b) 黄淮海平原农业区 Sentinel-1 VV 极化局部入射角
(b) Local incidence angle at VV channel over Huanghuaihai Plain agricultural area

图2 2022年8月研究区Sentinel-1影像数据

Fig. 2 Sentinel-1 SAR images of study area in August, 2022

2.3 SMAP被动微波数据

本研究利用被动微波数据确定SAR土壤湿度反演算法中地表土壤介电常数的物理约束条件，通过增加未知参数的约束条件来提高反演精度。本文通过下载并处理黄淮海平原农业区2022年全年的SMAP (Soil Moisture Active Passive) 增强型L3辐射计9 km分辨率EASE-Grid土壤湿度产品(L3_SM_P_E)日值数据，来获取研究区和所选时间范围内的地表介电常数先验知识。需要说明的是，虽然SMAP科学任务也提供了更高分辨率(3 km)土壤湿度数据产品(L3_SM_AP)，但该数据产品是利用Sentinel-1后向散射系数数据对SMAP微波辐射数据降尺度处理到3 km，然后基于降尺度后的辐射亮温数据进行土壤湿度反演。换句话说，L3_SM_AP数据产品生产也用到了Sentinel-1的数据先验信息，这也是本文未选择L3_SM_AP数据产品作为辅助数据的原因。图3展示了黄淮海平原农业区2022年8月1日L3_SM_P_E数据产品土壤湿度(体积含水量)的空间分布。

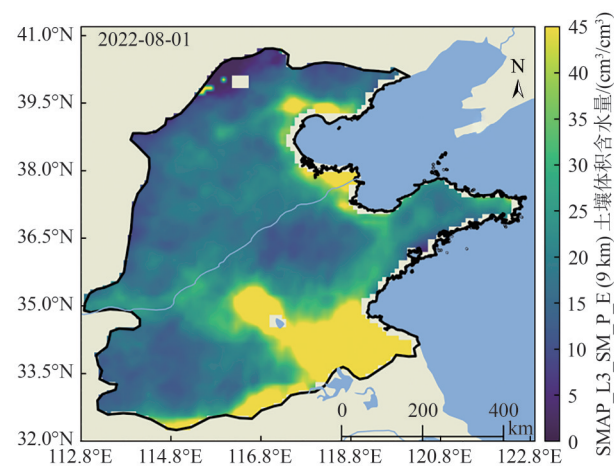


图3 2022年8月1日黄淮海平原农业区L3_SM_P_E 9 km土壤湿度数据

Fig. 3 L3_SM_P_E 9 km soil moisture image of Huanghuaihai Plain agricultural area on August 1st, 2022

2.4 地表覆盖数据

利用土地覆盖数据能够在土壤湿度反演与制图中对不包含土壤湿度信息的区域(如建筑物、水体等)或利用SAR手段无法反演土壤湿度的区

域（高密林地等）进行掩膜，减少数据处理量，提高数据处理和数据制图效率。本文研究采用 2022 年 MCD12Q1 土地覆盖数据产品（空间分辨率为 500 m）对研究区数据制图结果进行掩膜。该数据产品具有产品精度高、更新稳定等优点（Friedl 等，2010）。如图 4 所示为黄淮海平原农业区 MCD12Q1 地表覆盖数据，该区域主要以农作物和自然植被覆盖为主，在研究区北部分布少许林地，其余则为城镇建筑、草地、裸地和水体等。

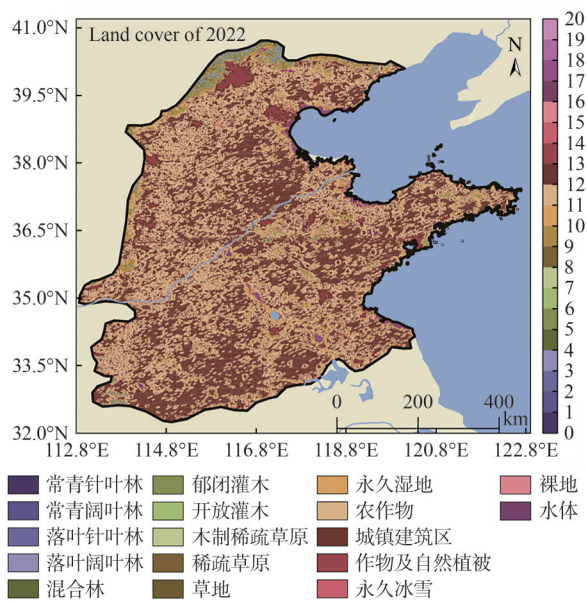


图 4 2022 年黄淮海平原农业区 MCD12Q1 土地覆盖类型

Fig.4 MCD12Q1 land cover types of Huanghuaihai Plain agricultural area in 2022

3 时序土壤湿度反演方法与模型

本研究以时间序列 SAR 影像数据为主，采用基于 alpha 近似模型的变化监测算法，开展黄淮海平原农业区 2022 年全年月尺度高分辨率（10 m）土壤湿度反演与制图研究。该算法的思想是假设地表粗糙度、植被覆盖对雷达散射的贡献是乘性的，且在一定时间范围内植被和地表粗糙度变化不变。此时，雷达后向散射系数的变化取决于地表土壤湿度（地表介电常数）的变化。因此，通过构建时间序列的两个相邻时相（ t_1 、 t_2 ）后向散射系数比值，可以使 t_1 与 t_2 时刻植被和粗糙度散射贡献抵消。然后，建立系数比值与理论地表散射模型的关系方程组，即可实现时序地表介电常数的解算。需要注意的是，此处的理论地表散射模型是在不考虑植被和地表粗糙度贡献前提下地表

介电常数与雷达入射角的函数，也就是裸地 HH 或 VV 散射极化幅度或 alpha 散射系数。然而，由于经典的变化监测土壤湿度反演模型的观测量个数小于未知参数个数，需要采用边界约束（ $2 \leq \text{地表介电常数} \leq 35$ ）的最小二乘法解算，存在欠定解算和病态反演问题，算法结果存在较多的不确定性，反演结果误差大。在该算法中，一般将两个相邻时相的后向散射系数比值看作单个观测值，未知量则为时序 alpha 散射系数或时序地表介电常数。为解决此问题，本文将研究区 L3_SM_P_E 土壤湿度产品月度最大、最小值作为 Sentinel-1 SAR 土壤湿度反演的先验知识条件，进而提高反演算法的可靠性和精度。

3.1 alpha 近似模型

在自然地表散射建模过程中，雷达后向散射系数通常描述为雷达系统参数（入射角、极化方式、频率等）、地表介电常数、地表粗糙度（表面相关长度和均方根高度）以及植被参数（含水量、光学厚度、叶面积指数等）的函数。地表散射理论模型构建是雷达遥感地表散射机理研究的重要内容之一。在小扰动模型 SPM（Small Perturbation Model）理论上，地表散射模型的 HH 和 VV 极化幅度 α_{pp} （也称 alpha 散射系数，PP 为极化方式）形式如式（1）、（2）所示。

$$\alpha_{HH}(\varepsilon_s, \theta) = \frac{\sqrt{\varepsilon_s - \sin^2 \theta} - \cos \theta}{\cos \theta + \sqrt{\varepsilon_s - \sin^2 \theta}} \quad (1)$$

$$\alpha_{VV}(\varepsilon_s, \theta) = \frac{(\varepsilon_s - 1)(\sin^2 \theta - \varepsilon_s(1 - \sin^2 \theta))}{\varepsilon_s \cdot \cos \theta + \sqrt{\varepsilon_s - \sin^2 \theta}} \quad (2)$$

由上式可知，alpha 散射系数是电磁波极化方式、入射角以及传输介质介电常数的函数。其中， ε_s 为自然条件下地表土壤的介电常数， θ 为入射角。

假设在 PP 极化方式下两个相邻时相 t_1 与 t_2 时刻的 SAR 观测雷达后向散射系数可表示为 $\sigma_{0, (PP, \theta_1)}^{t_1}$ 和 $\sigma_{0, (PP, \theta_2)}^{t_2}$ 。 θ_1 和 θ_2 分别为两个相邻时刻 SAR 观测入射角，对于相邻重访的两次观测 $\theta_1 = \theta_2$ 。此时，假设 t_1 与 t_2 时间差不大（小于 2 周），植被覆盖和地表粗糙度不变（ $k_{veg}^{t_2} = k_{veg}^{t_1}$ 和 $k_{hs}^{t_2} = k_{hs}^{t_1}$ ），且两者对雷达后向散射贡献为乘性（式（3））。则 $\sigma_{0, (PP, \theta_2)}^{t_2}$ 与 $\sigma_{0, (PP, \theta_1)}^{t_1}$ 比值绝对值近似等于理论极化幅度 $\alpha_{(PP, \varepsilon_s^2, \theta_2)}^{t_2}$ 与 $\alpha_{(PP, \varepsilon_s^1, \theta_1)}^{t_1}$ 比值的平方，如式（4）所示。

$$\sigma_{0,(\text{PP},\theta)}^{tn} = \sigma_{0,(\text{PP},k_{\text{veg}}^{tn},\theta)}^{tn} \cdot \sigma_{0,(\text{PP},k_{\text{hs}}^{tn},\theta)}^{tn} \cdot \sigma_{0,(\text{PP},\varepsilon_s^{tn},\theta)}^{tn} \quad (3)$$

$$\left| \frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_2)}^{t2}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_1)}^{t1}} \right| = \frac{\sigma_{0,(\text{PP},k_{\text{veg}}^{t2},\theta)}^{tn}}{\sigma_{0,(\text{PP},k_{\text{veg}}^{t1},\theta)}^{tn}} \approx \left(\frac{\alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t2},\theta_2)}^{t2}}{\alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t1},\theta_1)}^{t1}} \right)^2 \quad (4)$$

$$\alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t1},\theta_1)}^{t1} - \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t2},\theta_2)}^{t2} \cdot \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_2)}^{t2}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_1)}^{t1}}} \approx 0 \quad (5)$$

式中, $\sigma_{0,(\text{PP},\theta)}^{tn}$ 为 tn 时刻雷达观测的后向散射系数, $\sigma_{0,(\text{PP},k_{\text{veg}}^{tn},\theta)}^{tn}$ 和 $\sigma_{0,(\text{PP},k_{\text{hs}}^{tn},\theta)}^{tn}$ 分别为相应时刻的植被散射贡献和地表粗糙度散射贡献, k_{veg}^{tn} 、 k_{hs}^{tn} 、 ε_s^{tn} 分别为 tn 时刻植被参数、地表粗糙度参数和地表介电常数 (与土壤含水量相关)。式 (4) 也就是我们所说的 alpha 近似模型, 式 (5) 为式 (4) 的变形。

3.2 时序变化检测算法土壤湿度反演模型

顾名思义, 时序变化检测的土壤湿度反演是根据时间序列的 SAR 后向散射系数变化来估计变化的土壤湿度信息。正如前文提及, 在假设相邻时相植被覆盖和地表粗糙度不变 (即 $k_{\text{veg}}^{t2} = k_{\text{veg}}^{t1}$, $k_{\text{hs}}^{t2} = k_{\text{hs}}^{t1}$) 时, 雷达后向散射系数的变化主要取决于土壤湿度或土壤介电常数的变化 (即 $\varepsilon_s^{t2} \neq \varepsilon_s^{t1}$)。根据式 (5), 对于 N 个连续观测的时间序列 SAR 影像, 可以构建 $N-1$ 个两两相邻时相的 alpha 近似模型方程, 如式 (6)。在不考虑植被和地表粗糙度散射贡献的情况下, N 个连续 SAR 后向散射对应 N 个理论 alpha 散射系数, 其向量形式如式 (7)。此时, 式 (6) 的矩阵形式变为式 (8)。

$$\begin{cases} \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t1},\theta_1)}^{t1} - \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t2},\theta_2)}^{t2} \cdot \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_2)}^{t2}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_1)}^{t1}}} \approx 0 \\ \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t2},\theta_2)}^{t2} - \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t3},\theta_3)}^{t3} \cdot \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_3)}^{t3}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_2)}^{t2}}} \approx 0 \\ \vdots \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t(N-2)},\theta_{t(N-2)})}^{t(N-2)} - \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t(N-1)},\theta_{t(N-1)})}^{t(N-1)} \cdot \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_{t(N-1)})}^{t(N-1)}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_{t(N-2)})}^{t(N-2)}}} \approx 0 \\ \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t(N-1)},\theta_{t(N-1)})}^{t(N-1)} - \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{tN},\theta_{tN})}^{tN} \cdot \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_{tN})}^{tN}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_{t(N-1)})}^{t(N-1)}}} \approx 0 \end{cases}$$

$$A = \left[\alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t1},\theta_1)}^{t1}, \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t2},\theta_2)}^{t2}, \dots, \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{t(N-1)},\theta_{t(N-1)})}^{t(N-1)}, \alpha_{(\text{PP},\varepsilon_s^{tN},\theta_{tN})}^{tN} \right]^T \quad (7)$$

$$M_{\text{PP}} \cdot A = [0 \quad 0 \quad \dots \quad 0]_N^T \quad (8)$$

$$M_{\text{PP}} = \begin{bmatrix} 1 - \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_2)}^{t2}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_1)}^{t1}}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 - \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_3)}^{t3}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_2)}^{t2}}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 1 - \sqrt{\frac{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_N)}^{tN}}{\sigma_{0,(\text{PP},\theta_{N-1})}^{t(N-1)}}} \end{bmatrix}_{N \times (N-1)} \quad (9)$$

式 (9) 中, M_{PP} 为时序后向散射系数比值观测矩阵。至此, 联合式 (7)、式 (8) 及式 (1) 或式 (2) 即可实现时间序列地表介电常数的解算。需要说明的是, 式 (8) 中存在 $N-1$ 个观测值和 N 个未知数, 是一个欠定方程组, 存在未知量的病态解算问题。因此, 地表介电常数的解算需要借助带有边界约束的最小二乘算法。在自然条件下, 土壤含水量未饱和的状态下, 地表土壤介电常数 (实部 ε_s') 的取值范围一般为 $2 \leq \varepsilon_s' \leq 35$ 。图 5 展示了砂土含量 75% 和黏土含量 (10%) 土壤质地下, Dobson 和 Hallikainen 经验模型地表介电常数实部 ε_s' 、虚部 ε_s'' 与体积土壤含水量 (单位: cm^3/cm^3 百分比) 的经验关系。该范围选择的依据是, 在土壤含水量为 0 时 (烘干后), 地表的介电常数实部约为 2.0, 且不同土质的差别不大; 在土壤含水量接近饱和时 ($45.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$), 土壤的介电常数实部约为 35.0。需要说明的是, 介电常数的虚部对土壤含水量并不敏感, 变化范围在 $0 \leq \varepsilon_s'' \leq 3.0$, 主要与土壤含盐量相关。因此, 在经典的 alpha 近似模型土壤湿度反演算法中, 未知土壤介电常数的边界约束条件一般选为 $[2, 35]$ 。

3.3 土壤介电属性的时空约束机制

如上所述, 基于 alpha 近似模型的变化监测土壤湿度反演算法, 一般将 $[2, 35]$ 作为自然条件土壤介电常数实部的解算范围。然而, 在实际研究中, 将此作为边界约束条件仍存在反演误差大的问题。其主要原因是, 欠定参数解算会导致地表介电常数在该约束范围内存在多个解。将现有粗分辨率土壤湿度数据产品作为高分辨率反演的土壤湿度先验知识是提升反演精度的有效路径之一。

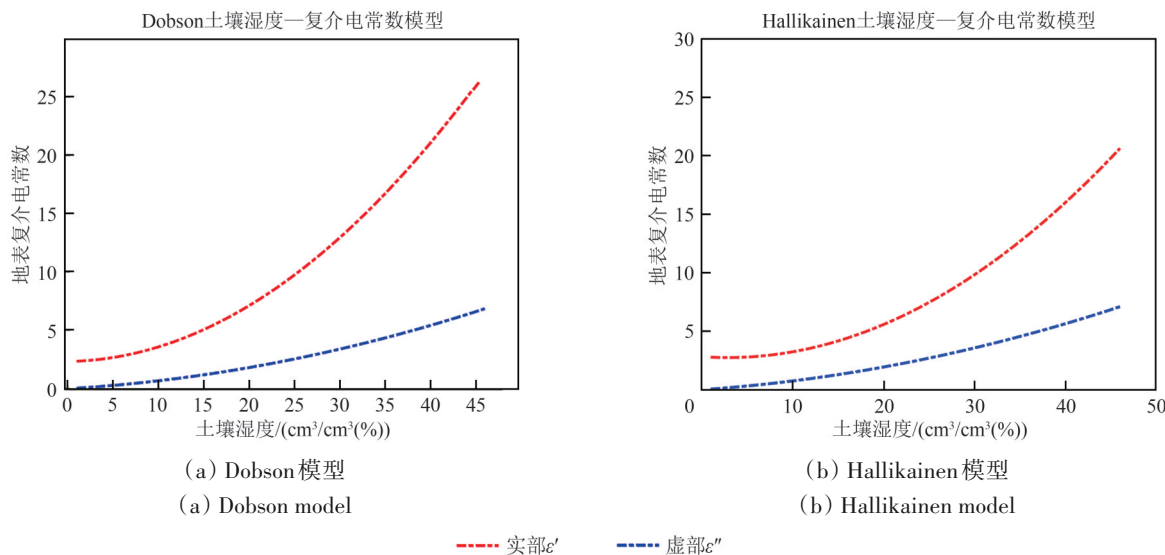


图5 地表介电常数实部、虚部与体积土壤湿度经验关系模型

Fig.5 Dobson and Hallikainen empirical models of the relation between the real and imaginary part of soil dielectric constant and volumetric soil water content

本文利用 2022 年全年 SMAP 增强型 L3 辐射计 9 km 分辨率 EASE-Grid 土壤湿度 (L3_SM_P_E) 日值数据产品来获取研究区月尺度地表介电常数先验知识。通过计算月尺度范围内 L3_SM_P_E 数据逐像素最小和最大值；然后，基于介电混合模

型计算其对应的地表介电常数的最小、最大值；最后，将其作为约束条件代入到基于 alpha 近似模型的变化检测算法进行时序土壤介电常数解算。具体技术路线如图 6 所示。

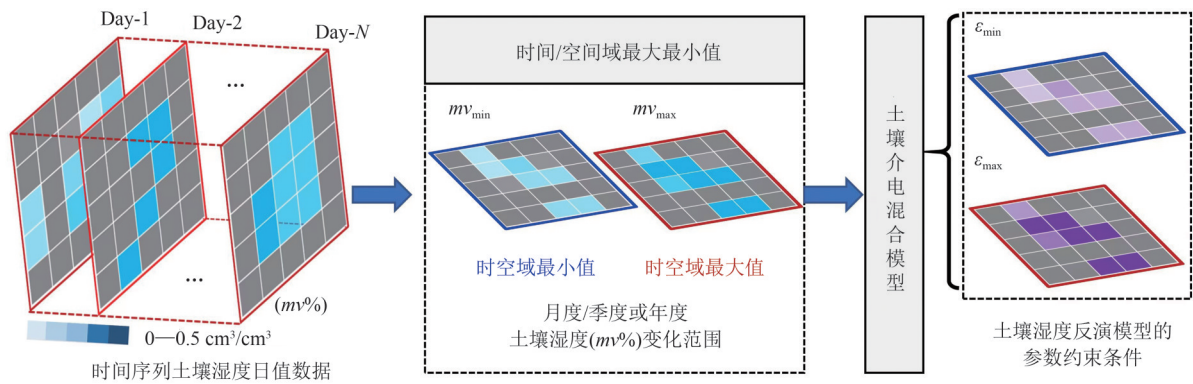


图6 基于被动微波土壤湿度数据的地表介电常数约束条件确定

Fig.6 Soil dielectric constant constraint determination with passive microwave soil moisture

综上所述，基于被动微波数据产品约束的时序 SAR 土壤湿度反演算法整体技术路线可归纳为图 7 所示。

由于同一地区不同雷达入射角下的后向散射系数不同，在入射角差异较大的区域土壤湿度反演结果存在明显的“分带差异现象”。此外，不同入射角 alpha 散射系数对地表介电属性的敏感性也存在差异。如图 8 所示，展示了 HH 和 VV 极化方式下，alpha 散射系数随入射角和地表介电常数的

变化。由图 8 可知，不同极化和不同入射角下 alpha 散射系数对不同介电常数范围的敏感性不同。如在雷达入射角较低 ($\theta \geq 50^\circ$) 和较高 ($\theta \leq 25^\circ$) 区域，alpha 散射系数在中、高 ($10 \leq \epsilon_s \leq 35$) 地表介电常数区域变化较小，敏感性较低。因此，选择中等入射角 ($\theta \approx 40^\circ$) 观测数据或对不同入射角雷达散射系数校正到同一中等入射角 (入射角归一化)，是解决土壤湿度反演“分带”不连续和估计不准确问题的数据处理方法之一。

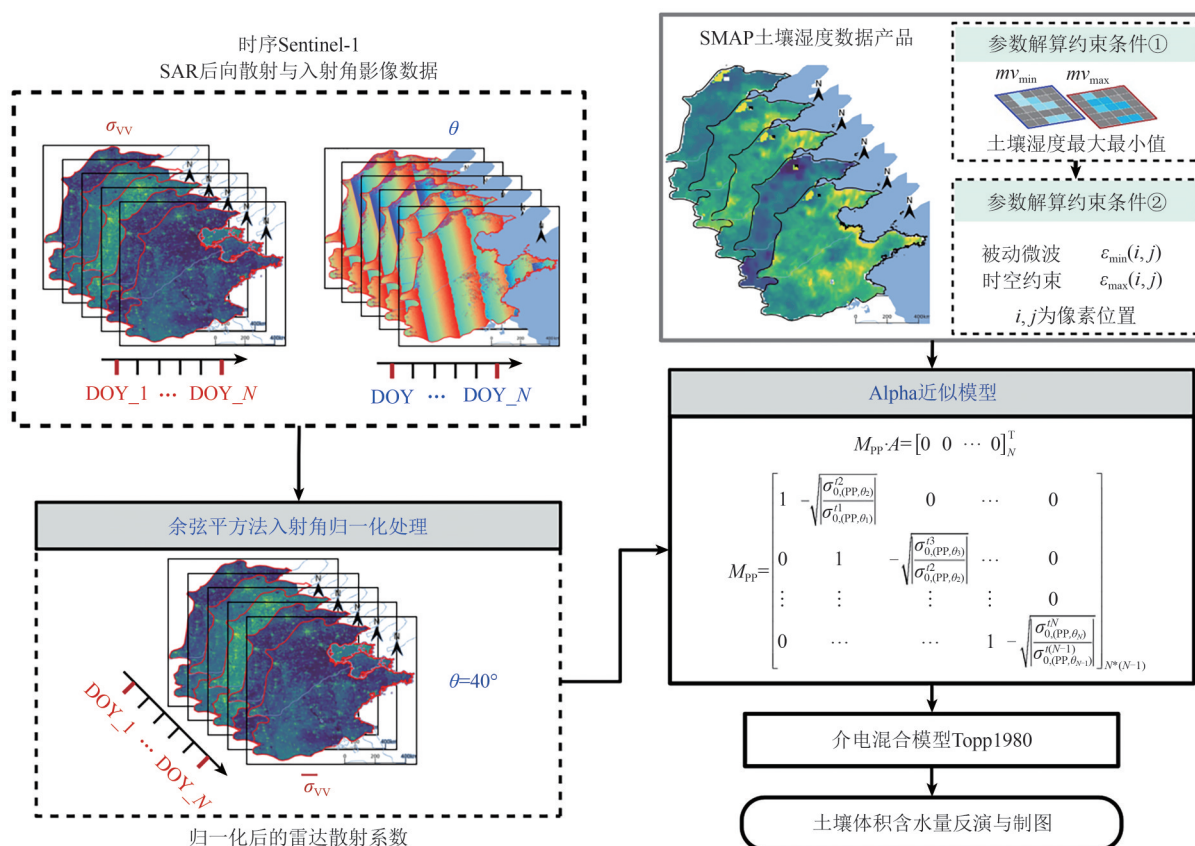


图7 基于被动微波数据产品约束的时序SAR土壤湿度反演算法整体技术路线

Fig.7 Technological line of time-series SAR soil moisture retrieval with constraint of passive microwave soil moisture products

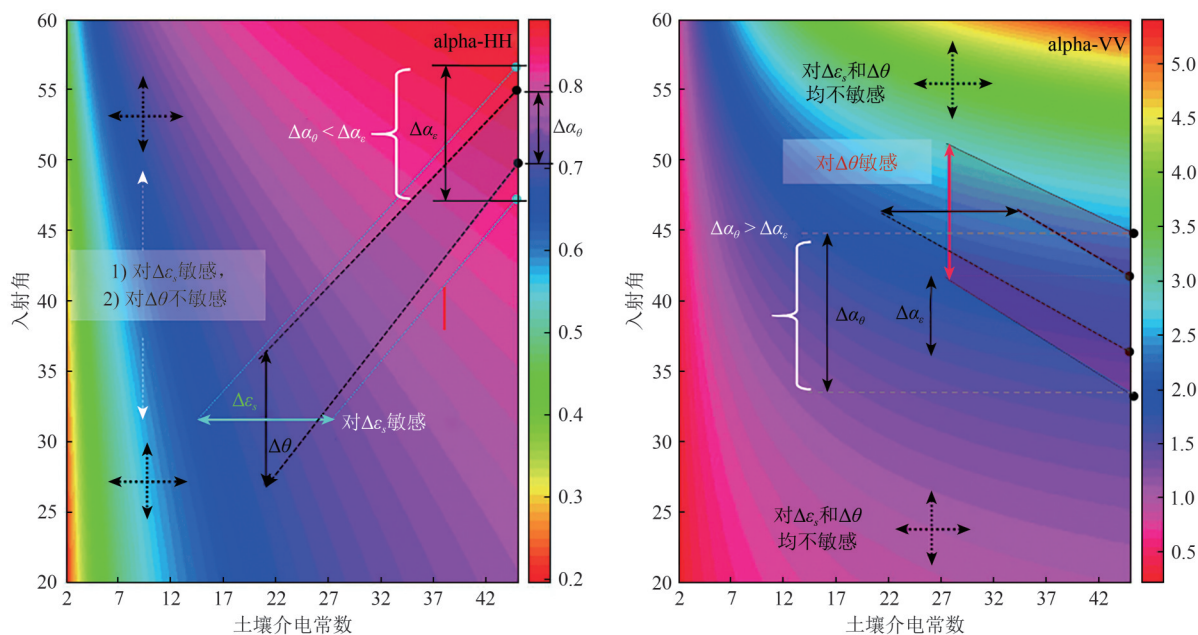


图8 不同入射角、地表介电常数下HH、VV极化下后向散射系数差异

Fig.8 Difference in backscattering coefficients under HH and VV polarizations at different incidence angles and surface dielectric constants

入射角归一化一般包括3种方法,有余弦修正法、累积概率密度函数法和直方图法。其中,余弦修正法是假设在上半球平面雷达后向散射满足

Lambert Cosine定律,具体形式如式(10)、式(11)所示。

$$\sigma_{\theta_i}^0 = \sigma_0^0 \cos^n(\theta_i) \quad (10)$$

$$\sigma_{\theta_{ref}}^0 = \frac{\sigma_{\theta_i}^0 \cos^n(\theta_{ref})}{\cos^n(\theta_i)} \quad (11)$$

式中, $n = 2$, σ_0^0 表示与入射角无关的后向散射系数; $\sigma_{\theta_i}^0$ 表示入射角 θ_i 下的雷达后向散射系数, $\sigma_{\theta_{ref}}^0$ 为对应的参考入射角或目标入射角 θ_{ref} 后向散射系数。研究表明, 对地表结构简单的植被区域, 余弦平方方法适用于雷达后向散射的入射角校正处理。因此, 结合研究区的地表覆盖条件, 本文利用余弦平方方法将合成的月尺度Sentinel-1 VV极化SAR影像后向散射系数归一化到 40° 入射角。

4 黄淮海平原农业区反演与制图

为实现高分辨率土壤湿度制图与数据产品生产, 本文以黄淮海平原农业区为研究区, 基于改进的被动微波约束的时序SAR土壤湿度反演算法, 利用2022年1—12月的405景Sentinel-1 VV极化SAR影像数据开展高分辨率月尺度土壤湿度反演与制图研究。为评价本文算法的有效性, 研究将SMAP被动微波1 km降尺度土壤湿度月尺度数据产品(即SMAP NSIDC Grid 1 km soil moisture product)作为数据真值来验证SAR数据反演结果精度。需要说明的是该数据产品仅提供至2022年9月, 未发布在此日期后的高分辨率土壤湿度数据产品。因此, 本文仅下载并使用2022年1—9月日尺度的土壤湿度数据产品, 采用均值处理方法合成月尺度数据, 并将其作为地面真值来评价本文算法精度。

此外, 为进一步分析入射角归一化处理对SAR土壤湿度反演的影响, 本研究基于被动微波约束的alpha近似模型土壤湿度反演算法, 分别利用未归一化和归一化处理的SAR后向散射系数, 开展黄淮海平原农业区土壤湿度反演。

4.1 未进行入射角归一化Sentinel-1反演结果

图9展示了2022年1—12月, 基于本文算法但未进行SAR入射角归一化处理的黄淮海平原农业区月尺度1 km分辨率土壤湿度反演与制图结果。图中红色虚线矩形区域为土壤湿度反演结果的低值无效区, 蓝色虚线矩形区域为高值无效区。根据图9可以看出, 土壤湿度在时间和空间分布特征上有显著的变化。从季节变化来看, 受黄淮海平原农业区域的温带季风气候特征影响, 在夏季6、7、8月份土壤湿度相对较高, 尤其在7月份大部

分研究区的土壤体积含水量达到了 $0.30 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 以上。在春、秋、冬季节的土壤湿度相对低一些, 普遍分布在 $10.0\%—25.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$ 之间。在图9中我们还可以发现, 未经过入射角归一化处理的SAR土壤湿度反演结果存在明显的分带差异现象。如2022年5、6、7月份, 相邻两个航带的反演结果差别较大。其原因主要是, 在整个黄淮海平原农业区SAR影像月尺度合成镶嵌时, 相邻航带的SAR卫星重访观测期间SAR土壤湿度变化较大, 导致合成后的SAR后向散射系数和土壤湿度反演结果差异也较大。然而, 1、2、12月份土壤湿度反演结果未见显著分带差异。主要原因是秋、冬季节降雨量较少, 且受冰冻、气温条件的影响, 整个研究区相邻重访观测区(相差12天)的土壤湿度变化不大且空间连续性、一致性较高。

图10、11展示了SAMP L3_SM_P_E 9km数据产品的月尺度土壤湿度最大值和最小值。对比图9、10和11可以看出, 1—9月份土壤湿度制图结果存在空白区(反演无效区)。这些反演无效区主要出现在月尺度土壤湿度极大值较高区(图10蓝色虚线区)和极低值较低区(图10红色虚线区)。其原因之一是, 本研究基于2022年MCD12Q1土地覆盖数据对研究区SAR影像数据的城镇建筑、林地和水体区域进行掩膜处理。原因之二是, 在时序反演算法运行时, 未在约束条件范围内找到有效的地表介电常数, 解算结果为无效值。

从图10还可以看出, 尤其是在7月份, 反演结果的无效值区域面积相对于其他月份较大。在降雨量较大的季节, 土壤湿度含量相对较高, 雷达后向散射系数和地表介电常数较高, 反演结果无效值较多的区域主要集中在6、7和10月份。特别是在研究区6、7月份, 被动微波土壤湿度产品的数值较大(最大高达 $55.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$), 且这些高值区与Sentinel-1的反演结果相对一致。此外, 反演无效区同样存在于月尺度土壤湿度极低值较低的区域。如与图9红色虚线区对应区域, 图11的1、2、3、5和6月份SAMP L3_SM_P_E 9 km数据产品的极低值在 $0—5.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$ 范围内。从以上实验结果可以发现, 不同月份的土壤湿度反演结果无效区并不完全一致, 如在1—3月份以及6、7月份无效区较多, 这主要取决于被动微波土壤湿度数据产品极大、极小值的大小和范围。

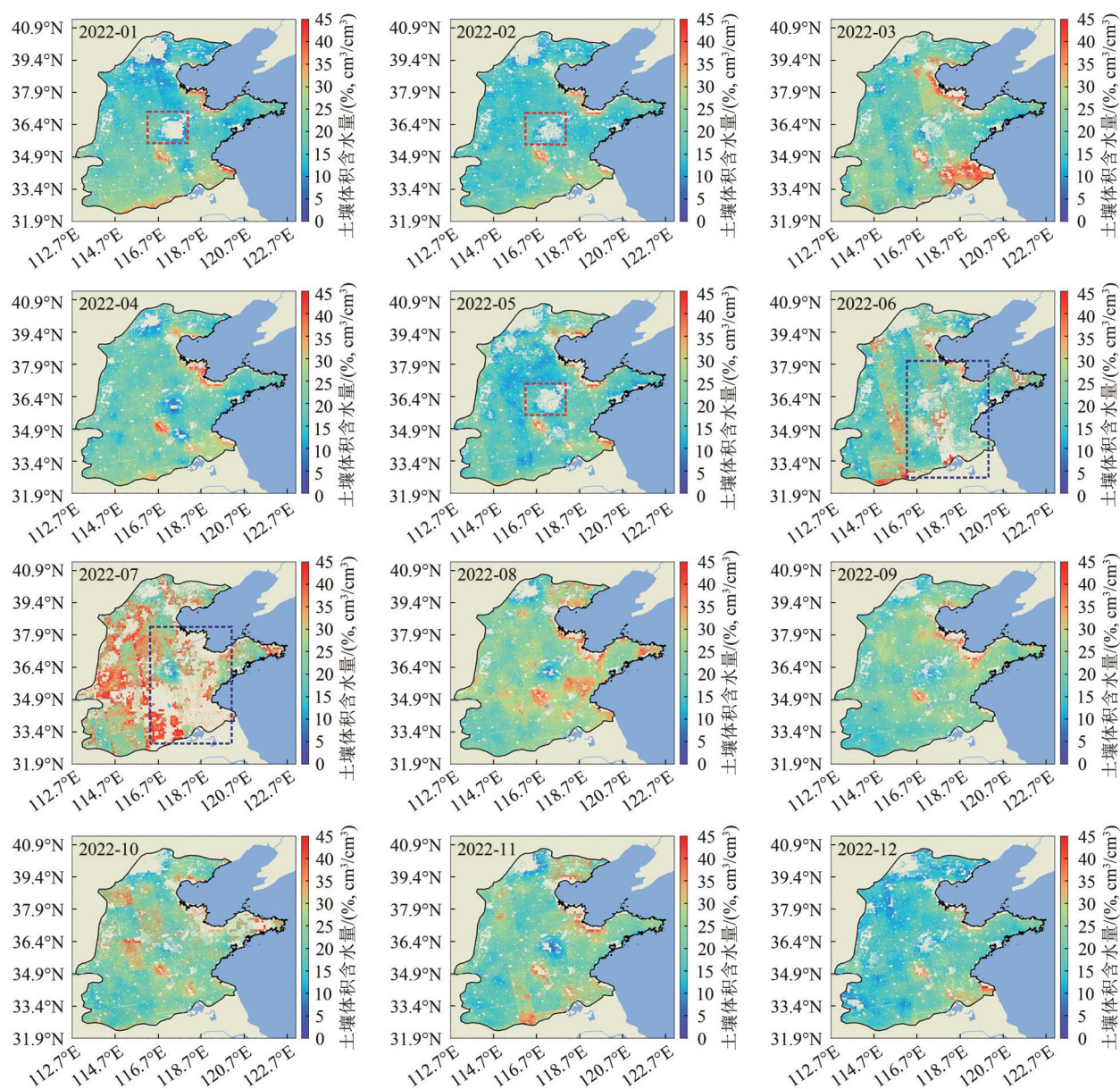


图9 2022年黄淮海平原农业区未进行入射角归一化处理的月尺度土壤湿度反演结果

Fig.9 Soil moisture retrieval results over Huanghuaihai Plain agricultural area in 2022 without incidence angle normalization

4.2 入射角归一化后Sentinel-1土壤湿度反演结果

图12展示了利用余弦平方方法进行SAR入射角归一化处理后的土壤湿度反演结果。从2022年1—12月黄淮海平原农业区土壤湿度空间分布来看,相较于图9,土壤湿度反演结果的“分带差异”现象被削弱,空间连续性得到了显著的改善(图12中3、5、6、10和11月份结果)。需要说明的是,尽管入射角归一化处理可以保证反演结果的空间连续性和一致性,但对于“条带分异”显著的区域,归一化处理前后的反演结果差异较大。

为进一步评价本文算法的有效性,本研究将SMAP被动微波1 km降尺度土壤湿度月尺度数据产

品作为数据真值来验证SAR数据反演结果精度。由于该数据产品仅提供至2022年9月,本研究仅使用1—9月日尺度的土壤湿度数据产品,并采用均值处理方法合成月尺度数据,并将其作为地面真值来评价本文算法精度。同时,考虑分辨率差异问题,在精度对比前将Sentinel-1土壤湿度反演数据重采样到1 km。图13展示了Sentinel-1逐月份SAR土壤湿度反演结果与SMAP被动微波1 km降尺度土壤湿度月尺度数据的散点分布图。由散点密度图可以看出,均方根误差在 $4.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3) \leq \text{RMSE} \leq 16.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$, 决定系数 $0.41 \leq R^2 \leq 0.84$ 。此外,还可以看出1—5月份以及8、9月份

的反演结果相对于 SMAP 数据产品的误差较小 ($4.0\% \text{ (cm}^3/\text{cm}^3) \leq \text{RMSE} \leq 7.0\% \text{ (cm}^3/\text{cm}^3)$), 6、7 月份的误差相对较大, 特别是在 7 月份存在严重的高估问题。其可能的原因是, 7 月份降雨量及蒸发量较大且土壤湿度变化显著, 月尺度合成的 SAR 数据其观测日期与被动微波观测日期相差较大。

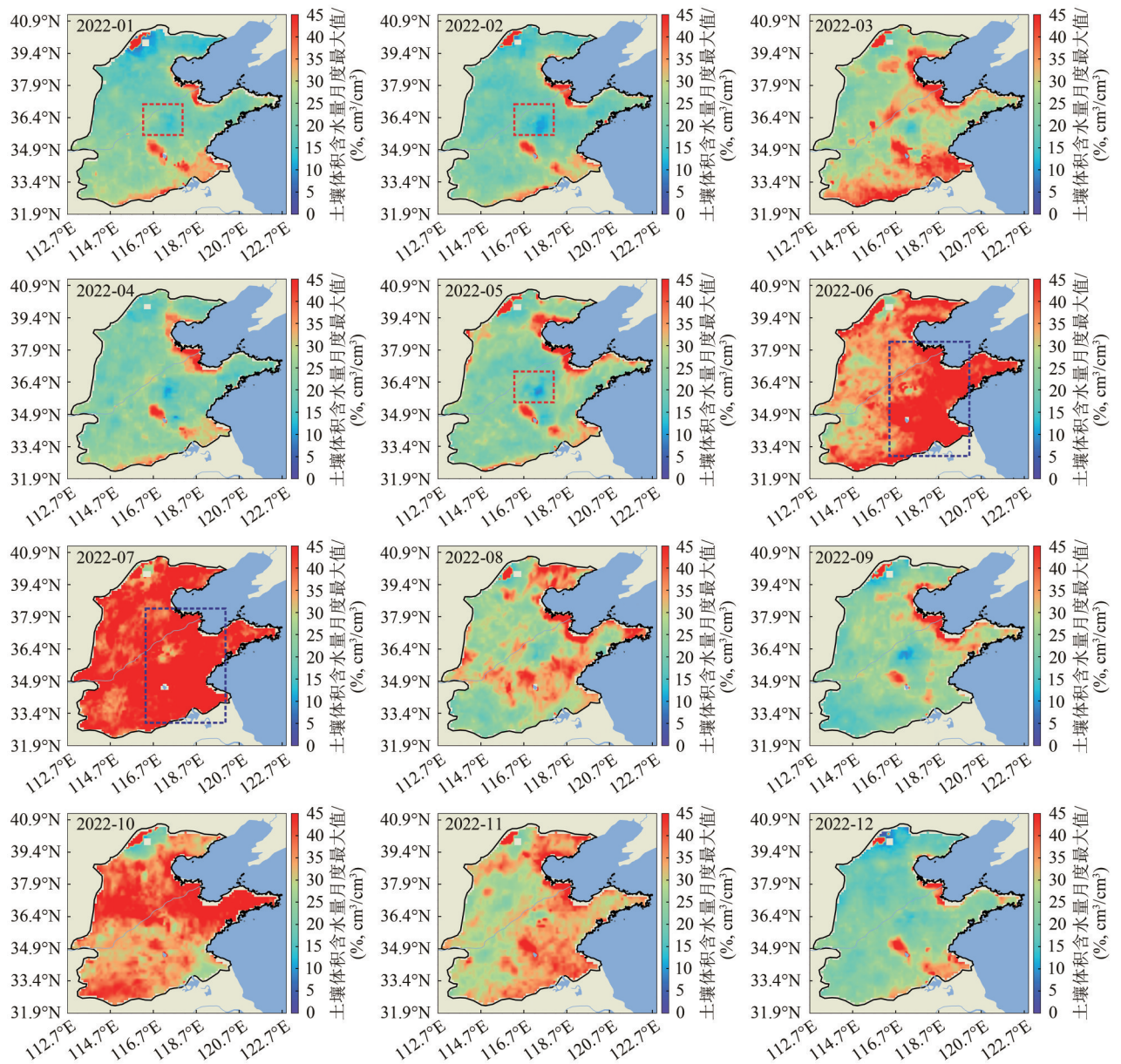
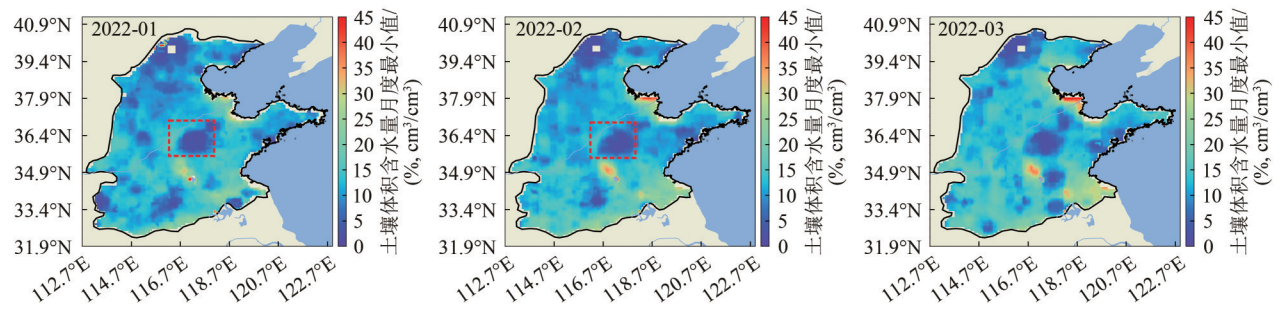


图 10 2022 年黄淮海平原农业区月尺度 L3_SM_P_E 9 km 土壤湿度最大值
Fig.10 L3_SM_P_E 9 km monthly maximum soil moisture data over Huanghuaihai Plain agricultural area in 2022



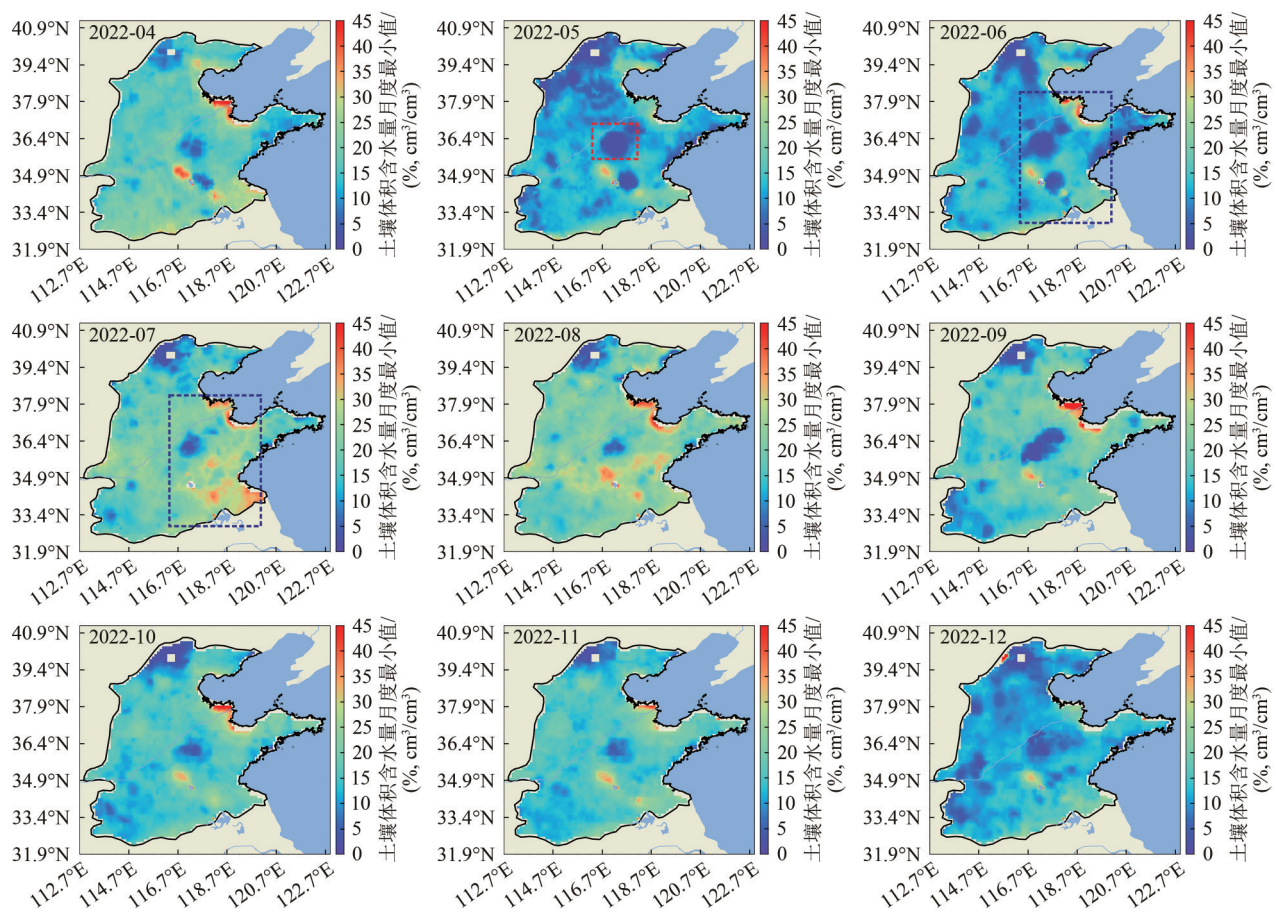
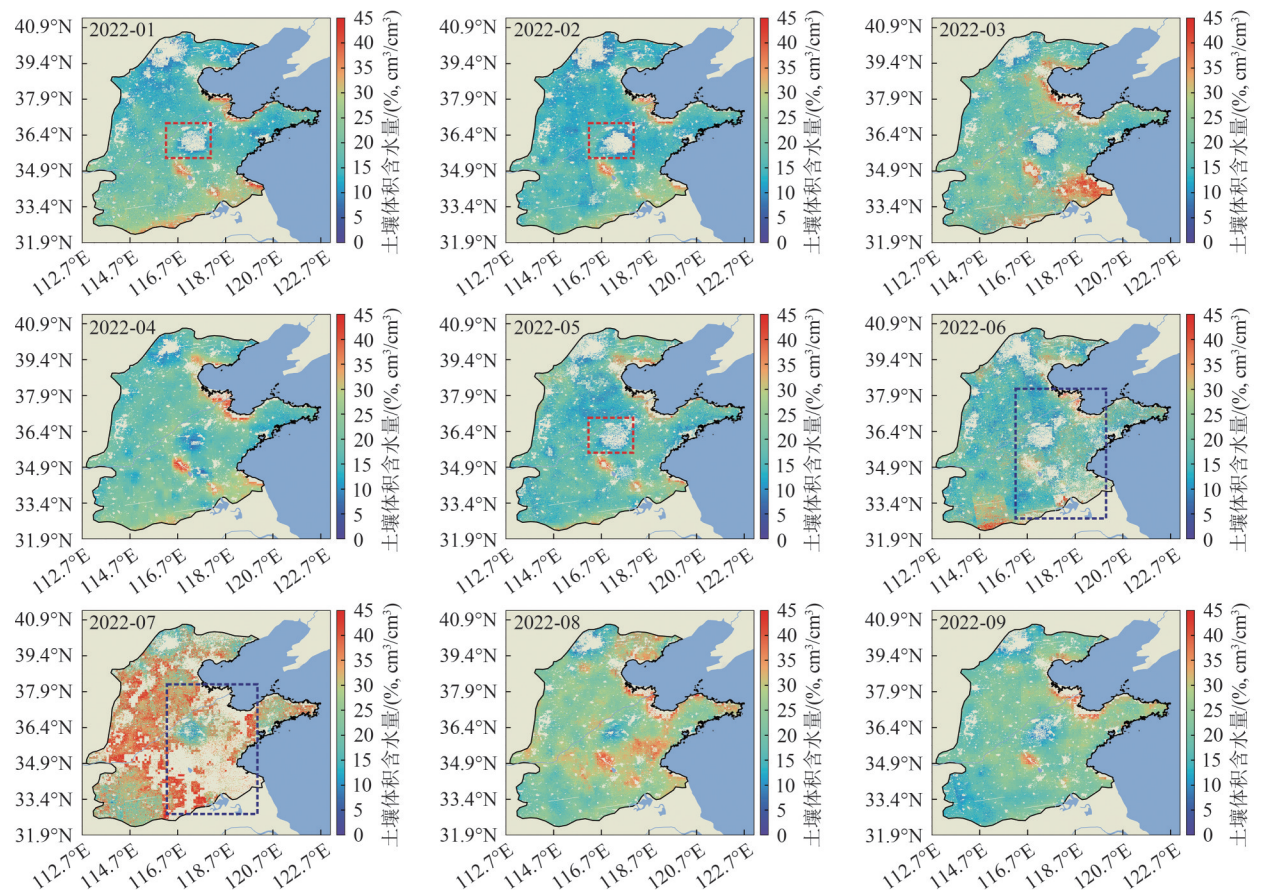


图 11 2022 年黄淮海平原农业区月尺度 L3_SM_P_E 9 km 土壤湿度最小值

Fig.11 L3_SM_P_E 9 km monthly minimum soil moisture data over Huanghuaihai Plain agricultural area in 2022



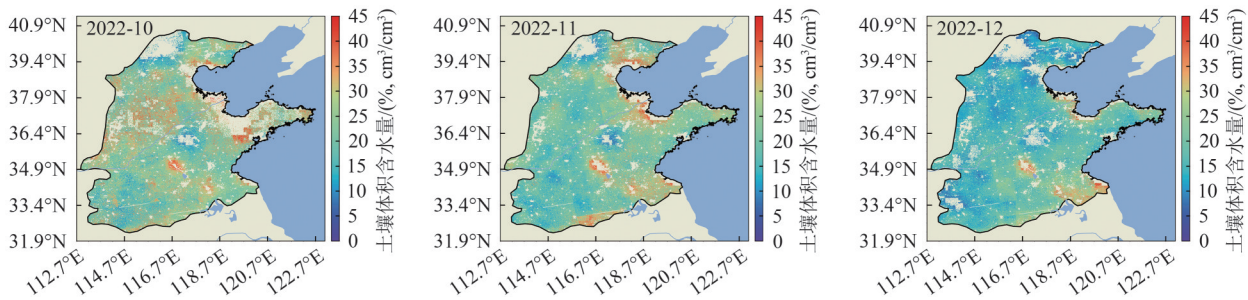


图12 2022年黄淮海平原农业区进行入射角归一化处理的月尺度土壤湿度反演结果

Fig.12 Soil moisture retrieval results over Huanghuaihai Plain agricultural area in 2022 with incidence angle normalization

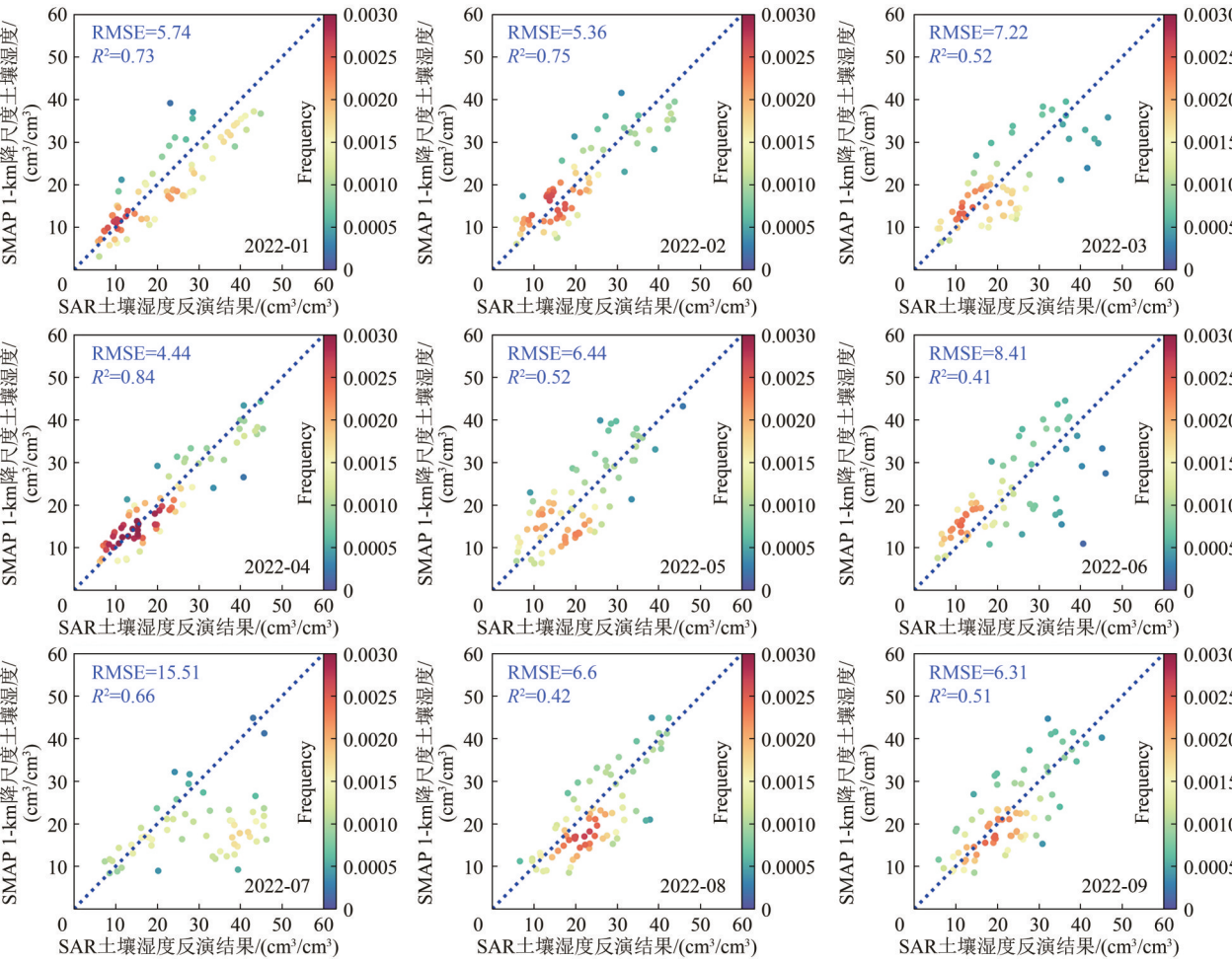


图13 2022年黄淮海平原农业区月尺度土壤湿度反演结果与SMAP+MODIS降尺度土壤湿度数据散点密度图

Fig.13 Scatterplot density of soil moisture estimates and SMAP+MODIS derived downscaled surface soil moisture product at over Huanghuaihai Plain agricultural area in 2022

5 结 论

为实现合成孔径雷达高分辨率土壤湿度制图与数据产品生产，解决时序SAR土壤湿度反演病态参数解算问题，本研究将被动微波数据产品作为先验知识，应用于SAR高分辨率土壤湿度反演与制图。为验证本文算法的有效性，以中国黄淮海平原农业区为研究区，利用2022年1—12月份

SMAP 9 km 土壤湿度数据产品和405景Sentinel-1 VV极化影像，基于alpha近似模型建立时序土壤湿度反演算法，开展研究区月尺度1 km分辨率土壤湿度反演与制图。同时，考虑不同入射角导致的后向散射系数“条带差异”问题，本文以40°入射角为参考入射角，利用余弦平方根算法对雷达后向散射系数进行归一化处理。最后，将SMAP被动微波1 km降尺度土壤湿度月尺度数据产品作为真

值来验证SAR数据反演结果精度。实验结果显示, Sentinel-1土壤湿度反演结果与SMAP被动微波数据产品具有较强的空间一致性, 且采用入射角归一化处理能够有效解决入射角差异导致的“条带差异”问题, 提升SAR反演结果的空间连续性。通过与1 km分辨率SMAP被动微波土壤湿度数据产品对比, 均方根误差在 $4.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3) \leq \text{RMSE} \leq 16.0\% (\text{cm}^3/\text{cm}^3)$, 决定系数为 $0.41 \leq R^2 \leq 0.84$ 。其中, 受Sentinel-1与SMAP卫星观测时间的差异影响, 土壤湿度变化较大的7月份反演结果误差较大, 在反演结果精度评价时存在较大的低估问题。

根据实验结果仍可发现, 在月尺度土壤湿度极大值较大或极小值较小的区域, 反演结果存在无效值问题。这主要受反演算法的地表介电常数约束范围较小, 无法在已知入射角和后向散射系数条件下找到有效的地表介电常数解。此外, 在植被或农作物生长变化较快的季节, 本文算法植被覆盖条件不变假设并不完全适用于重访周期较大的Sentinel-1卫星(12天)土壤湿度反演, 降低反演精度。在后续研究工作中, 会尝试将本文算法与极化目标分解算法结合, 利用L波段全极化SAR数据开展区域高分辨率土壤湿度反演与验证工作。

参考文献(References)

- Barrett B W, Dwyer E and Whelan P. 2009. Soil moisture retrieval from active spaceborne microwave observations: an evaluation of current techniques. *Remote Sensing*, 1(3): 210-242 [DOI: 10.3390/rs1030210]
- Cheng Y, Li Y X, Li F and He L. 2021. Soil moisture retrieval using extremely randomized trees over the Shandian river basin. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 941-951 (程渊, 李玉霞, 李凡, 何磊. 2021. 基于极端随机树的闪电河流域土壤水分反演. *遥感学报*, 25(4): 941-951) [DOI: 10.11834/jrs.20219396]
- Deng X D and Wang H Q. 2022. Recent advances on algorithms and applications of soil moisture retrieval from microwave remote sensing. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 48(3): 289-302 (邓小东, 王宏全. 2022. 土壤水分微波遥感反演算法及应用研究进展. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 48(3): 289-302) [DOI: 10.3785/j.issn.1008-9209.2021.04.281]
- Dubois P C, van Zyl J and Engman T. 1995. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(4): 915-926 [DOI: 10.1109/36.406677]
- Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, Schneider A, Ramankutty N, Sibley A and Huang X M. 2010. MODIS collection 5 global land cover: algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sensing of Environment*, 114(1): 168-182 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.08.016]
- He L, Qin Q M, Ren H Z, Du J, Meng J J and Du C. 2016. Soil moisture retrieval using multi-temporal Sentinel-1 SAR data in agricultural areas. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 32(3): 142-148 (何连, 秦其明, 任华忠, 都骏, 孟晋杰, 杜宸. 2016. 利用多时相Sentinel-1 SAR数据反演农田地表土壤水分. *农业工程学报*, 32(3): 142-148) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.03.020]
- He Y Z, Zhang K, Chao L J and Wang S. 2022. Study on soil moisture merging and downscaling based on multi-source satellite remote sensing products. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 50(6): 40-46 (何涯舟, 张珂, 晁丽君, 王晟. 2022. 基于多源卫星遥感产品的土壤湿度融合与降尺度研究. *河海大学学报(自然科学版)*, 50(6): 40-46) [DOI: 10.3876/j.issn.1000-1980.2022.06.006]
- Kim S and Garrison J L. 2021. Retrieval of root-zone soil moisture profiles from multi-frequency signals of opportunity: a simulation study//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. Brussels: IEEE: 155-158 [DOI: 10.1109/igarss47720.2021.9554561]
- Kim S B and Liao T H. 2021. Robust retrieval of soil moisture at field scale across wide-ranging SAR incidence angles for soybean, wheat, forage, oat and grass. *Remote Sensing of Environment*, 266: 112712 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112712]
- Kornelsen K C and Coulibaly P. 2013. Advances in soil moisture retrieval from synthetic aperture radar and hydrological applications. *Journal of Hydrology*, 476: 460-489 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.10.044]
- Lal P, Singh G, Das N N, Entekhabi D, Lohman R, Colliander A, Pandey D K and Setia R K. 2023. A multi-scale algorithm for the NISAR mission high-resolution soil moisture product. *Remote Sensing of Environment*, 295: 113667 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113667]
- Li M Q, Fang S B, Zhu Y C, Wu Y J, Cao Y, Zhuo W and E Y H. 2022. Spatial and temporal distributions of waterlogging disasters in the summer of 2021 in Mainland China and their possible impacts. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(9): 1886-1894 (李梦倩, 房世波, 朱永超, 武英洁, 曹云, 卓文, 俄有浩. 2022. 2021年夏季中国大陆涝渍灾害时空分布分析. *遥感学报*, 26(9): 1886-1894) [DOI: 10.11834/jrs.20221782]
- Liu C Y, Huang G X, Jing J H, Liu J T, Zhang Y and Guo W X. 2023. Characteristics and driving mechanisms of evolution of groundwater chemistry in Huang-Huai-Hai Plain and its exploitation and utilization suggestions. *Geology in China*, 50(6): 1705-1719 (刘春燕, 黄冠星, 荆继红, 刘景涛, 张英, 郭维轩. 2023. 黄淮海平原地下水化学演化特征、形成机制及其开发利用建议. *中国地质*, 50(6): 1705-1719) [DOI: 10.12029/gc20211206002]
- Liu R, Sun S, Ju L, Wang Q F, Zou Y F, Zhang Y Y and Miao L J. 2023. Evolutionary characteristics and spatiotemporal trend of meteorological drought in the Huang-Huai-hai Plain. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 39(19): 85-92 (刘冉, 孙劭, 鞠蕾, 王前锋, 邹扬锋, 张宇阳, 缪丽娟. 2023. 黄淮

- 海平原气象干旱的演化特征与时空规律. 农业工程学报, 39(19): 85-92 [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.202304163]
- Oh Y. 2004. Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3): 596-601 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.821065]
- Ouellette J D, Johnson J T, Balenzano A, Mattia F, Satalino G, Kim S B, Dunbar R S, Colliander A, Cosh M H, Caldwell T G, Walker J P and Berg A A. 2017. A time-series approach to estimating soil moisture from vegetated surfaces using L-band radar backscatter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(6): 3186-3193 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2663768]
- Paloscia S, Macelloni G, Santi E and Tedesco M. 2002. The capability of microwave radiometers in retrieving soil moisture profiles: an application of artificial neural networks//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Toronto: IEEE, 3: 1390-1392 [DOI: 10.1109/igarss.2002.1026126]
- Peng J and Loew A. 2017. Recent advances in soil moisture estimation from remote sensing. *Water*, 9(7): 530 [DOI: 10.3390/w9070530]
- Peng J, Loew A, Merlin O and Verhoest N E C. 2017. A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture. *Reviews of Geophysics*, 55(2): 341-366 [DOI: 10.1002/2016RG000543]
- Peng J, Shen H, He S W and Wu J S. 2013. Soil moisture retrieving using hyperspectral data with the application of wavelet analysis. *Environmental Earth Sciences*, 69(1): 279-288 [DOI: 10.1007/s12665-012-1955-x]
- Petropoulos G P, Ireland G and Barrett B. 2015. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: current status, products and future trends. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 83-84: 36-56 [DOI: 10.1016/j.pce.2015.02.009]
- Rosen P A and Kumar R. 2021. NASA-ISRO SAR (NISAR) mission status//2021 IEEE Radar Conference (RadarConf21). Atlanta: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/RadarConf2147009.2021.9455211]
- Shen X J, Walker J P, Ye N, Wu X L, Boopathi N, Yeo I Y, Zhang L L and Zhu L J. 2021. Soil moisture retrieval depth of P- and L-band radiometry: predictions and observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(8): 6814-6822 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3026384]
- Shi H, Lopez-Sanchez J M, Yang J, Li P X, Zhao L L and Zhao J Q. 2021. Contribution of polarimetry and multi-incidence to soil moisture estimation over agricultural fields based on time series of L-band SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 300-313 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3036732]
- Shi H T. 2021. Soil Moisture and Crop Biophysical Parameters Estimation from Time Series of PolSAR Imageries. Wuhan: Wuhan University (时洪涛. 2021. 时序极化SAR土壤湿度及农作物生物物理参数估计方法研究. 武汉: 武汉大学) [DOI: 10.27379/d.cnki.gwhdu.2021.000142]
- Shi H T, Yang J, Zhao L L, Shi L, Li P X, Zhao J Q, Liu W S and Wang L. 2019. Soil moisture retrieval using a modified decomposition method and multi-incidence polarimetric SAR data//2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama: IEEE: 6957-6960 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8899225]
- Shi J, Jiang L, Zhang L, Chen K S, Wigneron J P, Chanzy A and Jackson T J. 2006. Physically based estimation of bare-surface soil moisture with the passive radiometers. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(11): 3145-3153 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.876706]
- Sun H, Zhou B C, Li H and Ruan L. 2021. A primary study on downscaling microwave soil moisture with MOD16 and SMAP. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(3): 776-790 (孙灏, 周柏池, 李欢, 阮琳. 2021. 耦合MOD16和SMAP的微波土壤湿度降尺度研究. 遥感学报, 25(3): 776-790) [DOI: 10.11834/jrs.20209253]
- Wang L G, Zeng K, Li W J, Guo Y, Cheng Y Z, Liu T, He J, Zhang Y and Wei P P. 2023. Exploration of the current situation and thinking of agricultural remote sensing development in the Huang-Huai-Hai region. *China Agricultural Information*, 35(6): 60-70 (王来刚, 曾凯, 李文娟, 郭燕, 程永政, 刘婷, 贺佳, 张彦, 位盼盼. 2023. 黄淮海地区农业遥感研究进展、发展现状与未来展望. 中国农业信息, 35(6): 60-70) [DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20230606]
- Wang M X and Wu Z P. 2013. A review of researches on monitoring of soil moisture by remote sensing. *Arid Environmental Monitoring*, 27(4): 163-168 (王明霞, 毋兆鹏. 2013. 遥感监测土壤湿度综述. 干旱环境监测, 27(4): 163-168) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-1504.2013.04.005]
- Zhang L, An R and Wang Z. 2015. Improvement of CCI soil moisture product based on CDF technique. *Science Technology and Engineering*, 15(30): 1-8 (张玲, 安如, 王喆. 2015. 主/被动微波遥感数据融合的土壤湿度产品的CDF改进研究. 科学技术与工程, 15(30): 1-8) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2015.30.001]
- Zhang W F, Chen E X, Li Z Y, Yang H and Zhao L. 2020. Review of applications of radar remote sensing in agriculture. *Journal of Radars*, 9(3): 444-461 (张王菲, 陈尔学, 李增元, 杨浩, 赵磊. 2020. 雷达遥感农业应用综述. 雷达学报, 9(3): 444-461) [DOI: 10.12000/JR20051]
- Zhang X. 2016. Research on Soil Moisture Retrieval by Means of Multi-source and Time-series SAR Data. Xuzhou: China University of Mining and Technology (张祥. 2016. 多源时序SAR数据土壤水分反演研究. 徐州: 中国矿业大学)
- Zhao S H, Qin Q M, Shen X Y, Wang Z Q, Qiu G Y and Sui X X. 2010. Review of microwave remote sensing on soil moisture monitoring. *Journal of Microwaves*, 26(2): 90-96 (赵少华, 秦其明, 沈心一, 王志强, 邱国玉, 随欣欣. 2010. 微波遥感技术监测土壤湿度的研究. 微波学报, 26(2): 90-96) [DOI: 10.14183/j.cnki.1005-6122.2010.02.023]
- Zhao T J. 2018. Recent advances of L-band application in the passive microwave remote sensing of soil moisture and its prospects. *Progress in Geography*, 37(2): 198-213 (赵天杰. 2018. 被动微波反演土壤水分的L波段新发展及未来展望. 地理科学进展, 37(2): 198-213) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.02.003]
- Zheng Y F, Hunag T N, Duan C C, Yin J F, Wu R J. 2017. Research progress on microwave remote sensing soil moisture inversion algorithms and products, 45 (5): 1-7 (郑有飞, 黄图南, 段长春, 尹

继福, 吴荣军. 2017. 微波遥感土壤湿度反演算法及产品研究进展. 江苏农业科学, 45(5): 1-7 [DOI: 10.15889/j.issn.1002-1302.2017.05.001]
Zhou C S, Zhang R R, Ning X J and Zheng Z C. 2020. Spatial-temporal

characteristics in grain production and its influencing factors in the Huang-Huai-Hai Plain from 1995 to 2018. International Journal of Environmental Research and Public Health, 17(24): 9193 [DOI: 10.3390/ijerph17249193]

Monthly and 1 km-resolution soil moisture retrieval and mapping using time-series SAR with constraint of passive microwave observations

SHI Hongtao^{1,2,3,4}, QIAO Xin¹, ZHAO Tianjie⁵, LANG Fengkai¹, ZHAO Jinqi¹, QIN Kai¹,
MA Zhiyong^{1,6}, ZHENG Nanshan¹

1. School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;

2. Key Laboratory of National Geographic Census and Monitoring, Ministry of Natural Resources, Wuhan 430079, China;

3. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,
Wuhan University, Wuhan 430079, China;

4. Laboratory of Target Microwave Properties, Deqing 313200, China;

5. Aerospace Information Innovation Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

6. Chinese Society for Geodesy Photogrammetry and Cartography, Beijing 100036, China

Abstract: High-resolution Soil Moisture (SM) data are important for crop growth monitoring and drought prediction. Accurate acquisition of SM spatiotemporal distribution and variation is essential for ensuring agricultural production management and food security. However, the majority of existing global SM data products are based on passive microwave data having a coarse resolution that is larger than 3 km, which does not meet the needs of field-scale crop monitoring. Synthetic Aperture Radar (SAR) has been widely used in SM retrieval research. However, global high-resolution SM mapping with SAR has not been fully applied in practice because of the insufficient retrieval accuracy influenced by vegetation cover, surface roughness, and existing inaccurate scattering models. This study introduces an SM retrieval algorithm that uses passive and active microwave measurements and incorporates spatiotemporal physical constraints into soil dielectric properties. In the proposed algorithm, the alpha approximation model and Change Detection (CD) inversion theorem are used for SM retrieval. Given that the number of unknown time series of the SM value is larger than that of the unknown time series of SAR observations in the CD method, underdetermined soil dielectric constant inversion remains a problem and adversely affects SM estimates. Hence, the temporal and spatial constraints of coarse resolution soil permittivity derived from passive microwave SM products are introduced for soil dielectric constant estimation. The proposed algorithm is applied to high-resolution SM retrieval and mapping over the Huanghuaihai Plain agricultural area in China to validate the effectiveness of the algorithm. Sentinel-1 backscatter measurements and SMAP 9 km daily SM data (SPL3SMP_E) from January 1 to December 31 in 2022 are collected for this study. SMAP-derived 1 km downscaled surface SM products from January to September in 2022 are employed as ground-truth measurements to evaluate the retrieval accuracy and verify the effectiveness of the proposed method. Experimental results show that $0.04 \leq \text{root mean square error} \leq 0.16 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $0.04 \leq \text{mean absolute error} \leq 0.12 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, and $0.41 \leq R^2 \leq 0.84$. The retrieval results with incidence angle normalization show better spatial continuity compared with those of without incidence angle normalization. The proposed SM retrieval algorithm that integrates the advantages of active and passive observation data not only enables high-resolution SM retrieval but also improves the accuracy of SM retrieval results.

Key words: SAR, passive microwave, Huanghuaihai Plain, soil moisture, parameter retrieval, agricultural area, high resolution

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42301412, 41977220); Open Fund of Laboratory of Target Microwave Properties (No. 2022-KFJJ-003); Open Research Fund Program of LIESMARS (No. 22R05); Key Laboratory of National Geographic Census and Monitoring, Ministry of Natural Resources (No. 2022NGCM04, 2023NGCM12); Fundamental Research Funds For The Central Universities (No. 2024QN11033)