

全球尺度主被动微波土壤水分产品融合算法对比研究

崔群朋^{1,2}, 曾江源¹, 石鹏飞³, 张春林^{1,2}, 王攀山^{1,2}, 荣家明^{1,2}, 马宏亮⁴, 毕海芸⁵

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感与数字地球全国重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 黄河勘测规划设计研究院有限公司, 郑州 450003;

4. 丹麦哥本哈根大学 生物系, 哥本哈根 DK-2100;

5. 中国地震局地质研究所 地震动力学国家重点实验室, 北京 100029

摘要: 土壤水分是地球系统多圈层能量交换的关键调控因子。主、被动微波信号对土壤水分具有不同的响应机制, 能够提供互补信息。如何将两者有效融合得到精度和时空覆盖度更高的土壤水分产品是当前研究的前沿和难点。近年来, 数学误差度量方法因能在满足一定假设条件下获取产品相对于真值的误差指标, 具备应用于主被动土壤水分产品融合的巨大潜力。然而目前鲜有研究对比这些方法结合不同的融合算法在融合产品精度上的优劣和差异。为弥补上述不足, 本研究采用三种数学误差度量方法包括扩展的三重配置法(ETC)、双工具变量法(IVd)和三角帽法(TCH), 在全球尺度对被动微波SMAP及主动微波ASCAT土壤水分产品进行评估, 揭示其精度空间分布规律; 在此基础上采用三种主流融合算法(最小化随机误差方差法、最大化相关系数法和最大化信噪比法)生成土壤水分融合产品, 系统分析不同数学误差度量方法对融合算法性能的影响。结果表明: 1) 所有融合产品时空覆盖度提升明显, 其中TCH结合最小化随机误差方差法在除相关系数 R 以外的各项精度指标(包括无偏均方根误差、均方根误差和偏差)均优于原始单一的主、被动产品; 2) 多数融合产品表现优于ASCAT产品, 与SMAP精度相近; 3) 除了基于IVd的最大化信噪比法以外, 基于TCH的融合方法整体优于ETC和IVd方法。本研究揭示了不同的数学误差度量方法对融合产品性能的影响, 为主被动微波土壤水分产品融合提供了理论依据与方法支撑。

关键词: 土壤水分, 融合算法, 精度评估, 微波遥感, 全球尺度, 最小化随机误差方差法, 最大化相关系数法, 最大化信噪比法

中图分类号: P2

引用格式: 崔群朋, 曾江源, 石鹏飞, 张春林, 王攀山, 荣家明, 马宏亮, 毕海芸. XXXX. 全球尺度主被动微波土壤水分产品融合算法对比研究. 遥感学报, XX(XX): 1-24

CUI Qunpeng, ZENG Jianguan, SHI Pengfei, ZHANG Chunlin, WANG Panshan, RONG Jiaming, MA Hongliang, BI Haiyun. XXXX. Global-scale comparison of different fusion algorithms of active and passive microwave soil moisture products. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.20265313]

1 引言

土壤水分在陆地水循环、大气环流和气候变化等过程及其反馈机制中扮演着关键角色, 是干旱监测、洪水预报、作物产量估算等应用领域中的重要参数之一(Baur等, 2024; Kannenberg等,

2024; Seneviratne等, 2010)。因此, 精准监测地表土壤水分的时空分布对于保障国家粮食安全、优化水资源管理以及生态环境保护具有重要意义。相较于其他土壤水分观测手段, 微波遥感由于具备全天候、全天候工作能力以及对土壤介电特性敏感等优势, 被认为是目前获取大尺度土壤水分

收稿日期: 2025-08-23; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家自然科学基金优秀青年科学基金项目(编号: 42422106)与面上项目(编号: 41971317)

第一作者简介: 崔群朋, 研究方向为微波遥感土壤水分融合与应用。E-mail: cuiqunpeng25@mails.ucas.ac.cn

通信作者简介: 曾江源, 研究方向为微波遥感土壤水分定量反演。E-mail: zengjy@radi.ac.cn

信息最有效的途径 (Entekhabi 等, 2014; Zeng 等, 2022a)。

按照观测模式, 微波遥感分为主动微波和被动微波。主动微波 (主要指雷达) 接收的是电磁波的后向回波信号, 而被动微波 (主要指辐射计) 接收的是场景中目标自身辐射的能量 (Entekhabi 等, 2014)。近年来随着同时搭载主被动微波传感器的 Aquarius、Soil Moisture Active Passive (SMAP)、海洋盐度探测卫星的相继发射, 使得联合主被动微波遥感进行土壤水分监测受到了极大的关注并成为当前国际研究的前沿。目前已有研究表明主动和被动微波对土壤水分具有不同的响应机制, 能够提供互补信息。由于对温度等参数的敏感性差异以及采用的反演算法不同 (Kim 等, 2018; Zeng 等, 2020; Zhang 等, 2021), 不同频率的主动和被动微波土壤水分产品在不同下垫面下有不同的精度表现 (Zeng 等, 2015; Zhang 等, 2021; Wang 等, 2024)。主被动微波联合反演 (或融合) 的土壤水分精度已被证明优于单一的主动或被动微波反演精度 (Akbar 等, 2015; Gruber 等, 2017)。此外, 由于受传感器本身和地表条件的影响, 主、被动微波土壤水分产品的有效数据量受到限制, 导致产品时空覆盖度较低 (Rong 等, 2025; Zhang 等, 2025), 从而影响其有效应用。将主、被动微波土壤水分产品进行融合已被证明可以有效地提高单一土壤水分产品的时空覆盖度 (Ma 等, 2024)。因此联合不同频段的主被动微波观测来获取更高精度和时空覆盖度的土壤水分产品具有重要的科学价值和意义。

以往利用多源遥感数据融合来获取土壤水分信息多见于主动或被动微波与光学数据的融合 (Li 等, 2021; 孙灏等, 2021), 以及光学数据与 GNSS 数据的融合 (Chen 等, 2026)。但光学数据易受云雾的影响, 且在时空分辨率及穿透深度上与微波观测存在较大差异。针对主、被动微波观测或其反演的土壤水分产品进行融合的研究较少, 主要集中于土壤水分的降尺度 (赵伟等, 2022; Lal 等, 2025; Cai 等, 2025)。或者统计融合 (如机器学习方法) (Santi 等, 2018)。然而这类方法对训练数据的要求很高, 如果没有充足的样本, 通常难以得到理想的结果。因此进行同尺度主被动微波数据的物理融合是目前最佳的融合方式。该过程的核心难点在于如何确定主、被动微波土

壤水分产品各自的权重。以往方法通常采用实测数据或者模型数据作为参考值 (Kolassa 等, 2016; Santi 等, 2018)。但实测数据在全球的覆盖范围非常有限, 而模型产品本身存在误差, 并不能作为真值。近年来发展的数学误差度量方法如三重配置法 (Triple Collocation, TC) 及其扩展版 (Extended TC, ETC) 具备无需依赖“真值”即可实现产品误差量化的优势, 克服了实测数据分布稀疏以及模型数据系统性偏差的固有缺陷, 已逐渐成为各类产品评估的重要手段。如 Wang 等 (2024) 用 ETC 方法评估了全球范围八种主流微波土壤水分产品的精度, 并分析了精度差异的原因。Kim 等 (2018) 使用 TC 方法评估了 SMAP、ASCAT、AMSR2 产品的精度, 概述了各产品在全球各区域的性能。Su 等 (2014) 为解决 TC 方法对于三种独立数据要求, 提出了一种单工具变量 (Single Instrumental Variable, IVs) 方法。该方法仅使用两种独立的产品, 将其中一种产品的滞后 (lag-1) 时间序列作为第三种独立数据产品, 但是引入了产品的自相关误差。Dong 等 (2019) 在 IVs 方法的基础上提出一种更稳健的双工具变量 (Double Instrumental Variable, IVd) 方法, 该方法同样只需两种独立的产品, 但使用两种产品的滞后数据。Kim 等 (2020) 使用 IVd 方法度量了 SMOS、SMAP、ASCAT 产品的误差, 证明了该方法在误差评估方面的优势。三角帽法 (Three-Cornered Hat, TCH) 相比于 TC 和 IVd 方法, 可以允许数据集之间的误差存在一定的相关性。目前, 该方法已被广泛应用于重力场 (姚朝龙等, 2019)、蒸散发 (He 等, 2020)、降水 (赵君等, 2023)、水储量变化 (黄飞龙等, 2024) 和气温 (赵静学等, 2019) 等产品的评估。在土壤水分领域, Liu 等 (2019) 使用 TCH 方法评估了五种被动土壤水分产品在青藏高原地区的精度, 但 TCH 方法目前还未被用于全球尺度的土壤水分产品精度评估。

在主被动微波土壤水分融合方面, 早期常采用线性加权法, 如简单平均加权法 (Liu 等, 2011), 该方法也是最初 ESA CCI 主被动土壤水分融合产品的官方算法。其采取当像元处主动和被动产品之间的相关性大于 0.65 时进行平均加权融合的策略。该方法假设主被动产品权重相同, 没有考虑不同数据源的优势。Kim 等 (2015) 进一步

提出了最大化相关系数法，其根据待融合的主被动产品与参考产品（模型产品）的相关性以及标准差进行权重的计算，以融合数据与ERA-Interim模型数据之间的相关系数最大化为目标求解最优融合权重。将JAXA AMSR2和LPRM AMSR2土壤水分产品进行融合。该方法虽然提高了原始数据的相关性，但其在融合过程中将本身带有误差的模型数据作为参考数据，因此会不可避免的带来误差。另一方面，由于数学误差度量方法（ETC、IVd、TCH）能够在不依赖外部参考数据的条件下获取产品相对于真值的误差指标，从而有效规避了由参考数据本身不确定性引入的误差，可以更加科学合理确定产品的融合权重，因此近年来在主被动土壤水分产品融合中的应用越来越受到重视。Yilmaz等（2012）提出了基于TC的最小化随机误差方差法，该方法无需任何参考数据，以融合数据相对于真值的方差最小化为目的。Shangguan等（2023）使用基于TCH法的最小化随机误差方差法融合了青藏高原地区六种土壤水分产品，取得了良好的结果。Zhu等（2022）使用基于ETC的最小化随机误差方差法在青藏高原地区融合了微波、模型、光学土壤水分产品。Yilmaz等（2012）使用相同方法融合了热红外、微波、模型产品，生成了美国地区的土壤水分融合产品。近年来，石鹏飞（2023）在普通最大化相关系数法基础上提出了基于ETC的最大化相关系数法，融合了SMAP+ASCAT、AMSR2+ASCAT两种主被动融合产品。Mousa等（2020）提出了一种基于TC的最大化信噪比（SNR）融合方法，当某产品信噪比在阈值范围内，才将其用于融合。其使用TC方法评估了SMAP、ASCAT和AMSR2产品的信噪比，并根据信噪比融合了主被动土壤水分产品。

综上所述，虽然数学误差度量方法在主被动土壤水分融合方面具备较大的潜力，但目前的融合算法普遍依赖单一的误差度量方法的评估结果来融合产品，且大多数研究聚焦于TC/ETC方法，对于IVd和TCH在主被动土壤水分融合中的应用较少。此外，目前尚未有研究对比这些方法结合不同的融合算法在融合产品精度上的优劣和差异。鉴于此，本研究基于多种数学误差度量方法包括ETC、IVd和TCH，采用最小化随机误差方差法、最大化相关系数法及最大化信噪比法在全球尺度对被动微波（SMAP）与主动微波（ASCAT）土壤

水分产品进行融合。选择该组合主要因为主动与被动观测机理存在根本差异，产品误差源更具独立性，从而满足ETC与IVd等方法对“误差独立性”的假设要求。本研究将全面对比不同数学方法评估结果对融合算法性能的影响，为主被动微波土壤水分产品融合提供理论依据与方法支撑。

2 数据介绍

2.1 卫星土壤水分数据

2.1.1 SMAP数据

2015年1月，美国国家航空航天局（NASA）成功发射了主被动土壤水分探测卫星SMAP，该卫星同时携带了两个关键载荷，包括主动微波L波段雷达和被动微波L波段辐射计。然而，在发射仅半年后主动雷达出现故障而永久失效。本论文使用的是SMAP辐射计生成的被动微波土壤水分产品，其空间分辨率为36km，每日在上午6时（降轨）和下午6时（升轨）过境观测。SMAP最新的土壤水分产品基于双通道算法DCA生成（Chaubell等，2020），该算法以零阶辐射传输模型（即 $\tau-\omega$ 模型）作为前向模型。其核心在于联合垂直（V）与水平（H）极化亮温，并引入地表粗糙度参数 h 与极化混合参数 Q 、植被散射反照率 ω 等作为关键辅助变量，通过最小化预设的代价函数实现土壤水分与植被光学厚度的同步反演。本研究选取2015年4月至2020年12月SMAP V8版本L3级DCA算法产品，投影方式为EASE2 Grid。

2.1.2 ASCAT数据

高级散射计（Advanced Scatterometer, ASCAT）传感器搭载于欧洲气象卫星组织（EUMETSAT）的MetOp-A/B/C三颗极轨卫星，通过C波段获取地表后向散射系数，基于变化检测法生成主动微波土壤水分产品（Wagner等，1999；Wagner等，2013）。本研究采用欧空局开发的ESA CCI Active主动融合产品，该产品在2006年后只采用ASCAT传感器作为数据来源生成，系统整合了所有在轨ASCAT传感器（A/B/C星）的观测数据（PUG，2021），空间分辨率为 0.25° 。相较于单一的ASCAT产品，其有效提高了主动产品的数据量，可以更好满足数学误差度量方法对于数据量的要求。因此，本研究选取ESA CCI Active（后文统称

为 ASCAT 土壤水分产品) 作为主被动微波土壤水分产品融合过程的主动数据源。原始 ASCAT 土壤水分产品的单位是百分比含量, 为了便于和其他土壤水分数据对比, 本论文通过利用欧空局提供的土壤孔隙度数据将原始 ASCAT 数据转换成体积含水量单位 m^3m^{-3} (Wagner 等, 2013)。

2.2 模型土壤水分数据

全球陆地数据同化系统 (GLDAS) 是由 NASA 和 NOAA 联合开发的全球陆地水文模拟系统。该系统通过同化多源观测数据 (包括卫星遥感和地面观测), 生成高时空分辨率的陆表水文变量数据集 (Rodell 等, 2004)。GLDAS 包含四个陆面过程模型 (Noah、VIC、CLM 和 Mosaic), 可提供 1979 年至今的全球数据, 其空间分辨率涵盖 0.25° 和 1° , 时间分辨率包括 3 小时和月尺度。本研究选用 GLDAS Noah 模型模拟的 0–10cm 表层土壤水分数据, 其空间分辨率为 0.25° , 原始数据为 3 小时时间分辨率, 本研究进一步通过平均的方法获取其日均值 (Wang 等, 2024)。

2.3 全球土壤水分观测网实测数据

国际土壤水分观测网 (International Soil Moisture Network, ISMN) 是一项合作倡议 (Dorigo 等, 2021), 美国农业部 (The U.S. Department of Agriculture's Agricultural Research Service, USDA-ARS) 在美国本土维护着自 2002 年以来七个流域原位土壤水分网络 (Coopersmith 等,

2021)。本文采用 ISMN 观测网和美国农业部观测网的土壤水分实测数据来进行单一主被动和融合土壤水分产品的精度评估。根据各观测网的时间覆盖范围, 共选取了 2015 年 4 月 1 日至 2020 年 12 月 31 日的实测数据, 总计 887 个质量标志为 “good” 的站点 (对应 410 个 0.25° 卫星格网数据, 图 1 所示), 深度为 5 cm 或 0–5 cm。图 2 展示了本论文使用的 ISMN 和美国农业部观测网及其实测站点分布情况, 其中底图来源于 MODIS IGBP 地表分类。可以看到土壤水分实测站点分布在不同地表覆盖类型, 可以确保验证的全面性和可靠性。本研究将站点一天内的多次测量数据求取日平均值, 如果卫星格网内存在多个站点, 则取这些站点的平均值代表卫星像元的参考值 (Zeng 等, 2022b)。

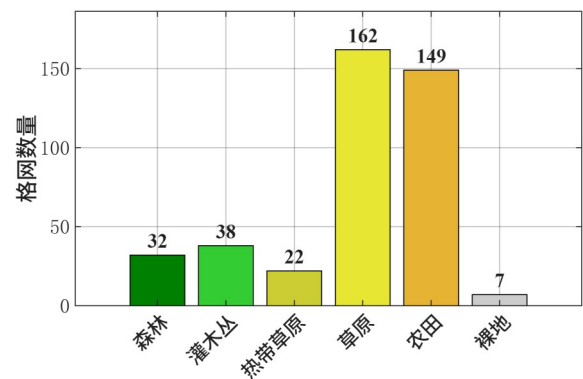


图 1 不同地表类型中存在实测站点的卫星格网数量
Fig. 1 The number of satellite grids having in situ sites in terms of land cover types

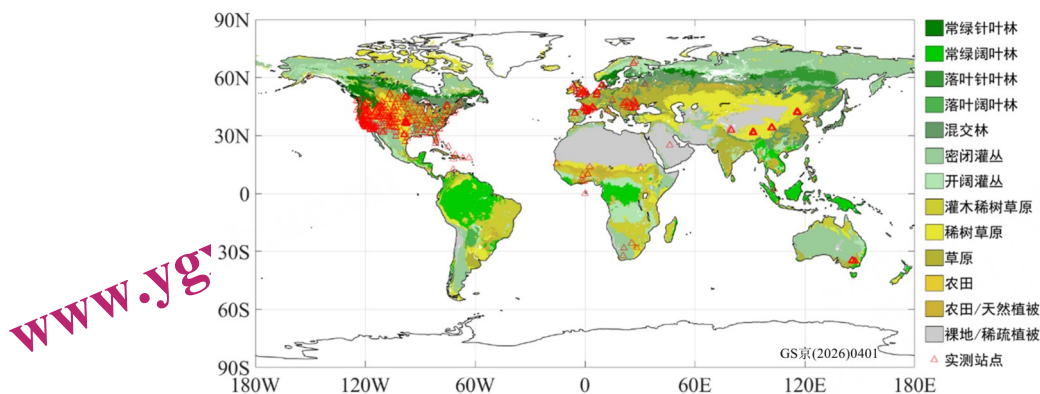


图 2 ISMN 和美国农业部观测站点分布情况, 其中底图来源于 MODIS IGBP 地表分类

Fig. 2 Distribution of ISMN and USDA soil moisture stations, with the base map derived from the MODIS IGBP land cover classification

2.4 地表类型数据

MODIS 全球土地覆盖数据 (MCD12Q1) 包含

从 2001 年至 2020 年内空间分辨率为 0.05° 的地表类型信息。MODIS 地表覆盖类型使用了一种监督决

策树的分类算法，该算法基于国际地圈生物圈计划 (IGBP) 标签给出像元内最有可能的标签成员概率 (Broxton 等, 2014)。IGBP 定义 17 类标签，为了使地表覆盖类型数据与土壤水分产品空间分辨率保持一致，本文将 0.25° 空间格网内像元覆盖面积占比最高的地表覆盖类型作为该像元的地表覆盖类型 (Zeng 等, 2022a)。由于微波土壤水分数据在雪和冰、水体、城市和建筑地表覆盖类型下具有较大的不确定性，本论文排除了这三种地表覆盖类型，并且根据每类的像元数量及它们间的关系，将剩余地表覆盖类型重分类为六类，具体分类标准如表 1 所示。

表 1 地表覆盖类型重分类标准

Table 1 The reclassification criteria of land cover types

IGBP 重分类	IGBP 分类前地表覆盖类型
森林	常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林、混交林
热带草原	多树草原、稀树草原
农田	农田、农田/天然植被
草原	草原
灌木丛	郁闭灌木、稀疏灌木
裸地	裸地和稀疏植被

3 方法

论文先使用 ETC、IVd 和 TCH 方法在全球尺度上对 2015 年 4 月至 2020 年 12 月的主被动土壤水分产品 (SMAP 和 ASCAT) 的精度进行了评估，并基于三种数学误差度量方法 (ETC、IVd、TCH) 的评估结果采用最小化随机误差方差法、最大化相关系数法及最大化信噪比法进行主被动土壤水分融合。利用全球土壤水分观测网 (ISMN) 和美国农业部站点实测数据，对各融合产品进行精度验证。通过对比分析，探讨各类融合方法的特点及其适用性。

3.1 数学误差度量方法

3.1.1 ETC 方法

三重配置法 (Triple Collocation, TC) 方法由 Stoffelen (1998) 最先提出。Scipal 等 (2008) 为了解决准确估计土壤水分产品误差的问题，在土壤水分领域引入了 TC 方法，评估了来自动微波、被动微波和模型的土壤水分产品的误差。结

果表明，该方法提供了真实的误差估计，是评估全球土壤水分数据集精度的一种有效方法。McColl 等 (2014) 基于原有的数学假设，提出了拓展的三重配置法 (Extended Triple Collocation, ETC)，可同时计算出随机误差标准差 (ESD) 和相关系数 (R) 的大小。TC/ETC 方法实现需要四个假设：(1) 三个数据集与真值之间的线性相关性；(2) 误差随时间的稳定性；(3) 三个数据集之间的误差独立性；(4) 每个数据集的误差与真值的独立性。

$$X_i = \alpha_i + \beta_i t + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中， $X_i (i \in \{1, 2, 3\})$ 是土壤水分产品观测值， α_i 和 β_i 为校正常数 (截距和斜率)， t 为真值， ε_i 为误差项。假设数据集之间误差独立，并且误差与真实值不相关，数据集 X_i 和 X_j 之间的协方差可以表示为：

$$C_{ij} = Cov(X_i, X_j) = \begin{cases} \beta_i \beta_j \sigma_t^2 & (i \neq j) \\ \beta_i^2 \sigma_t^2 + \sigma_{\varepsilon_i}^2 & (i = j) \end{cases} \quad (2)$$

式中， σ_t^2 为真值的方差。协方差矩阵提供了 6 个独立方程。未知数 ($\beta_1, \beta_2, \beta_3, \sigma_{\varepsilon_1}, \sigma_{\varepsilon_2}, \sigma_{\varepsilon_3}, \sigma_t$) 大于 6 个，所以方程没有唯一解。可通过合并未知量将四个未知量转化成三个未知量来达到求解方程组的目的，定义 $\theta_i = \beta_i \sigma_t$ ，则公式可表示为：

$$C_{ij} = Cov(X_i, X_j) = \begin{cases} \theta_i \theta_j & (i \neq j) \\ \theta_i^2 + \sigma_{\varepsilon_i}^2 & (i = j) \end{cases} \quad (3)$$

基于公式中的六个方程和六个未知量 ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \sigma_{\varepsilon_1}, \sigma_{\varepsilon_2}, \sigma_{\varepsilon_3}$)，可以得出唯一解。因此，可以得到随机误差标准差 (ESD) 表达式：

$$ESD = \begin{bmatrix} \sqrt{C_{11} - \frac{C_{12}C_{13}}{C_{23}}} \\ \sqrt{\frac{C_{12}C_{23}}{C_{11}}} \\ \sqrt{\frac{C_{13}C_{23}}{C_{11}}} \\ \sqrt{C_{22} - \frac{C_{12}C_{23}}{C_{11}}} \\ \sqrt{C_{33} - \frac{C_{13}C_{23}}{C_{11}}} \\ \sqrt{C_{22} - \frac{C_{12}C_{23}}{C_{11}}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

McColl 等 (2014) 提出的 ETC 方法可以计算产品与真值之间的相关系数 R_{t, X_i} ；根据 ETC 方法计算观测值和真值之间的协方差为：

$$Cov(t, X_i) = E[(t - E[t])(X_i - E[X_i])] = \beta_i \sigma_t^2 \quad (5)$$

根据皮尔逊相关系数，观测值和真值的相关系数定义为：

$$R_{t,X_i} = \frac{Cov(t, X_i)}{\sqrt{Var(t)Var(X_i)}} = \frac{Cov(t, X_i)}{\sqrt{Var(t)Cov(X_i, X_i)}} \quad (6)$$

联立公式 (3)、(5)、(6) 可得 ETC 方法真值和观测值相关系数 R_{t, X_i} :

$$R_{t, X_i} = \pm \begin{bmatrix} \sqrt{\frac{C_{12}C_{13}}{C_{11}C_{23}}} \\ sign(C_{13}C_{23}) \sqrt{\frac{C_{12}C_{23}}{C_{22}C_{13}}} \\ sign(C_{12}C_{23}) \sqrt{\frac{C_{13}C_{23}}{C_{33}C_{12}}} \end{bmatrix}, sign(C) = \begin{cases} 1, & Q > 0 \\ 0, & Q = 0 \\ -1, & Q < 0 \end{cases} \quad (7)$$

根据 (2) 和 (7) 可知:

$$R_{t, X_i}^2 = \frac{\beta_i^2 \sigma_i^2}{\beta_i^2 \sigma_i^2 + \sigma_{\varepsilon_i}^2} \quad (8)$$

无偏信噪比定义为: $SNR_i = \frac{Var(X_i)}{Var(\varepsilon_i)} = \frac{\beta_i^2 \sigma_i^2}{\sigma_{\varepsilon_i}^2}$ 。

将 (8) 代入信噪比公式可得信噪比为

$$SNR_i = \frac{R_{t, X_i}^2}{1 - R_{t, X_i}^2} \quad (9)$$

3.1.2 IVd 方法

单工具变量 (Single Instrumental Variable, IVs) 方法需要两种独立产品即可计算产品误差 (Su 等, 2014)。参考 (1) 将产品 X_i 滞后一天, 作为第三个产品 X_{it} 。其第 T 天的值 X_{iT} 可以表示为:

$$X_{iT} = \alpha_i + \beta_i t_{T-1} + \varepsilon_{iT-1} \quad (10)$$

则 X_i 和 X_j 产品相对于 X_i 的协方差为:

$$Q_{ii} = \beta_i^2 L_u \quad Q_{ij} = \beta_i \beta_j L_u \quad (11)$$

式中, L_u 是真值间的协方差, 将两个协方差相除获得缩放斜率 $Sivs$:

$$Sivs = \frac{Q_{ij}}{Q_{ii}} = \frac{\beta_j}{\beta_i} \quad (12)$$

结合 (3)、(12) 可求得两种产品 X_i 、 X_j 方差的估计值 $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 和 $\sigma_{\varepsilon_j}^2$:

$$\begin{aligned} \sigma_{\varepsilon_i}^2 &= Q_{ii} - Q_{ij} Sivs \\ \sigma_{\varepsilon_j}^2 &= Q_{jj} - \frac{Q_{ij}^2}{Sivs} \end{aligned} \quad (13)$$

IVd 方法是在 IVs 的基础上, 改为使用两种产品的滞后数据 (Dong 等, 2019)。为此, 此处构建第二种产品的滞后数据 X_{jt} 。

$$X_{jT} = \alpha_j + \beta_j t_{T-1} + \varepsilon_{jT-1} \quad (14)$$

X_j 、 X_i 产品之间协方差为 Q_{ij} , 公式如下:

$$Q_{ij} = \beta_i \beta_j L_u \quad (15)$$

结合公式 (11) 和 (15) 可得缩放率 $Sivd$ 为:

$$Sivd = \frac{\beta_i}{\beta_j} = \sqrt{\frac{Q_{ii}}{Q_{jj}}} \quad (16)$$

(16) 代入 (13), 替换 $Sivs$ 可计算两个产品的随机误差方差:

$$\begin{aligned} \sigma_{\varepsilon_i}^2 &= Q_{ii} - Q_{ij} Sivd \\ \sigma_{\varepsilon_j}^2 &= Q_{jj} - \frac{Q_{ij}^2}{Sivd} \end{aligned} \quad (17)$$

然后根据第 i 产品方差 $var(X_i)$ 和 IVd 方法计算的随机误差方差 $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 计算第 i 个产品的决定系数 R_i^2 :

$$R_{t, X_i}^2 = \left| \frac{var(X_i) - \sigma_{\varepsilon_i}^2}{var(X_i)} \right| \quad (18)$$

再使用公式 (9) 即可计算第 i 个产品的信噪比。

3.1.3 TCH 方法

Premoli 等 (1993) 提出了三角帽法 (Three-Cornered Hat, TCH), 其是一种用于度量多个数据集误差的方法。该方法可以在不需要地面“真值”的情况下, 利用数据集之间的差值来评估产品精度。

TCH 原理为假设土壤水分观测序列 X_i 是由真值 t 和误差项 ε_i 组成, 即:

$$X_i = t + \varepsilon_i, \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (19)$$

式中, 假设数据个数为 N 。将不同的序列 X_i 和最后一列 X_N 做差得到 Y_{iN} , 差的矩阵记作 Y ,

$$Y_{iN} = X_i - X_N = \varepsilon_i - \varepsilon_N, \quad i = 1, 2, \dots, N-1 \quad (20)$$

$$Y = [Y_{1N} \ Y_{2N} \ \dots \ Y_{(N-1)N}] \quad (21)$$

为了评估误差, 需要计算差值序列 Y 的协方差 S :

$$S = J A R J^T \quad (22)$$

式中, 系数阵 J 和误差协方差阵 R 为:

$$J = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & -1 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1N} \\ r_{12} & r_{22} & \dots & r_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{1N} & r_{2N} & \dots & r_{NN} \end{bmatrix} \quad (24)$$

由上式可得:

$$r_{ij} = s_{ij} - r_{NN} + r_{iN} + r_{jN} \quad (25)$$

若数据集之间互相独立, 则 \mathbf{R} 非对角线元素为 0, 对角线上未知数个数 N 少于 \mathbf{S} 矩阵中方程个数 $(N^*(N-1))/2$, 可直接对 \mathbf{R} 进行求解。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} r_{11} + r_{NN} & r_{NN} & \cdots & r_{NN} \\ r_{NN} & r_{22} + r_{NN} & \cdots & r_{NN} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ r_{NN} & r_{NN} & \cdots & r_{N-1,N-1} + r_{NN} \end{bmatrix} \quad (26)$$

但若数据集之间存在相关性, 则 \mathbf{S} 矩阵中方程个数 $(N^*(N-1))/2$ 少于 \mathbf{R} 矩阵中未知数个数 $(N^*(N+1))/2$, 也就是 \mathbf{R} 最后一列未知数 $r_{1N} r_{2N} \dots r_{NN}$ 无法直接求解。Tavella 和 Premoli (1994) 通过使所有观测序列的“全局相关性”最小, 其目的旨在最大程度上降低误差相关性对计算结果的影响。但同时要保证 \mathbf{R} 的正定性来估计自由参数, 即引入 \mathbf{R} 右上角或左下角非对角线元素平方和的均方值 $\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} r_{ij}^2}$, 定义约束函数 $G(r_{iN})$ 为:

$$G(r_{iN}) = \frac{1}{N} \sum_{i < j} (r_{ij} - r_{iN} - r_{jN})^2 = \frac{1}{N} \sum_{i < j} r_{ij}^2 \quad (27)$$

顾及约束条件 $\mathbf{R} > 0$, 需要定义一个合适的目标函数, 使其最小化来确定 N 个自由参数 (Galindo 等, 1999)。目标函数 F_1 为:

$$F_1(r_{1N}, \dots, r_{NN}) = \frac{1}{K^2} \cdot \sum_{i < j} r_{ij}^2 \quad (28)$$

式中, $K = N^{-1} \sqrt{|\mathbf{S}|}$ 。循环初始值设为:

$$\begin{aligned} r_{iN}^0 &= 0 \text{ for } i < N \\ r_{NN}^0 &= \frac{1}{2s^*} \\ s^* &= [1, \dots, 1] \mathbf{S}^{-1} [1, \dots, 1]^T \end{aligned} \quad (29)$$

使目标函数 (28) 在约束条件 (27) 最小化得到一组自由参数解 $r_{1N} r_{2N} \dots r_{NN}$, 之后通过式 (25) 计算误差阵 \mathbf{R} 中其他未知的元素。 \mathbf{R} 对角线元素即为 N 个产品的误差方差, 将方差开根, 即为随机误差标准差 (ESD):

$$ESD = \begin{bmatrix} \sqrt{r_{11}} \\ \sqrt{r_{22}} \\ \vdots \\ \sqrt{r_{NN}} \end{bmatrix} \quad (30)$$

产品与真值的相关系数 R_{i, X_i} 可表示为:

$$R_{i, X_i}^2 = \left| \frac{\text{var}(X_i) - r_{ii}}{\text{var}(X_i)} \right| \quad (31)$$

式中, $\text{var}(X_i)$ 为第 i 个产品的原始数据方差, r_{ii} 为 TCH 计算的产品方差。信噪比 SNR 可以通过 (9) 计算。

ETC 和 TCH 方法需要融合三个独立的数据源。因此, 本研究选用被动微波土壤水分产品 SMAP、主动微波土壤水分产品 ASCAT 以及陆面过程模型 GLDAS Noah 产品作为输入数据源。为确保计算结果的可靠性, 本研究设定了一个数据有效性阈值: 仅当某一像元在研究时段内上述三个数据产品同时有效的天数大于 100 天时, 才对该像元进行计算 (Wang 等, 2024)。

3.1.4 数学误差度量方法对比

这三种方法的共同点在于它们均基于一定的数学假设, 在无需“真值”的情况下能够获得产品在全球尺度上的误差指标。然而这三种方法也存在一些差异。首先, 在土壤水分产品的数量上, TCH 和 ETC 方法需要至少 3 种产品, 而 IVd 方法仅需两种产品即可进行误差计算。在产品选取方面, TCH 方法允许产品之间的误差存在一定的相关性, 而 ETC 和 IVd 方法则要求数据集相互独立。在计算方法上, ETC 和 IVd 方法采用仿射模型, 假设土壤水分产品与“真值”之间存在线性关系, 并利用产品间的协方差进行计算, 而 TCH 方法则采用基本模型, 利用产品间差值的协方差进行计算。三种数学方法特点如表 2 所示。

3.2 主被动卫星土壤水分产品融合方法

3.2.1 最小化随机误差方差法

最小化随机误差方差法的目的是最小化融合数据集与真值之间的随机误差以获得最佳融合权重 (Yilmaz 等, 2012)。原理为:

$$SM_{\text{merge}} = \sum_{i=1}^n w_i SM_i \quad (32)$$

式中, SM_{merge} 是融合数据, SM_i 为第 i 个土壤水分产品, 权重之和 w 为 1。融合产品的误差为:

$$J = \sigma_{\varepsilon_n}^2 = w_1^2 \sigma_1^2 + w_2^2 \sigma_2^2 + w_3^2 \sigma_3^2 \quad (33)$$

式中, σ_1^2 、 σ_2^2 、 σ_3^2 为三个产品的随机误差方差。为了最小化融合产品误差方差, 对函数 J 求导,

$\frac{\partial J}{\partial w} = 0$, 并联立方程, w_i 可以表示为:

$$\begin{cases} w_1 = \frac{\sigma_2^2 \sigma_3^2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2 + \sigma_1^2 \sigma_3^2 + \sigma_2^2 \sigma_3^2} \\ w_2 = \frac{\sigma_1^2 \sigma_3^2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2 + \sigma_1^2 \sigma_3^2 + \sigma_2^2 \sigma_3^2} \\ w_3 = \frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2 + \sigma_1^2 \sigma_3^2 + \sigma_2^2 \sigma_3^2} \end{cases} \quad (34)$$

表2 不同数学误差度量方法ETC、IVd和TCH的特点对比

Table 2 Comparison of the characteristics of different mathematical error measurement methods: ETC, IVd, and TCH

	ETC	IVd	TCH
产品数量	三种及以上	两种	三种及以上
误差模型	仿射模型	仿射模型	基本模型
产品间关系	独立	独立	允许相关
计算方式	产品间协方差	产品间协方差	产品差值间协方差
可以获得产品对于真值的误差指标			
特点	无产品数量限制 有效像元少 假设条件限制较多	两种数据集即可计算 有效像元最多 对产品误差自相关敏感 假设条件限制较多	产品可相关 无产品数量限制

本研究意在融合主被动，同理为：

$$w_{active} = \frac{\sigma_{passive}^2}{\sigma_{passive}^2 + \sigma_{active}^2} \quad (35)$$

式中， w_{active} 和 $w_{passive}$ 是主动、被动产品的融合权重。

σ_{active} 和 $\sigma_{passive}$ 为 ETC/IVd/TCH 计算的主、被动产品

$$w_{passive} = \frac{\sigma_{active} (R_{passive} - r(SM_{passive}, SM_{active}) R_{active})}{\sigma_{passive} (R_{active} - r(SM_{passive}, SM_{active}) R_{passive}) + \sigma_{active} (R_{passive} - r(SM_{passive}, SM_{active}) R_{active})}$$

$$w_{active} = \frac{\sigma_{passive} (R_{active} - r(SM_{active}, SM_{passive}) R_{passive})}{\sigma_{active} (R_{passive} - r(SM_{active}, SM_{passive}) R_{active}) + \sigma_{passive} (R_{active} - r(SM_{active}, SM_{passive}) R_{passive})} \quad (37)$$

式中， $R_{passive}$ 和 R_{active} 是 TCH/ETC/IVd 等数学误差度量方法计算出来的产品 $SM_{passive}$ 和 SM_{active} 与真值的相关系数， σ_{active} 和 $\sigma_{passive}$ 分别是主、被动原始产品随机误差标准差， $r(X_{active}, X_{passive})$ 为主、被动产品之间的相关性。

3.2.3 最大化信噪比法

最大化信噪比方法目的在于最大化产品信噪比确定最优融合权重 (Mousa 等, 2020)。使用下面公式融合产品：

$$SM_{merge} = w_{active} SM_{active} + w_{passive} SM_{passive} \quad (38)$$

随机误差标准差 ESD。

3.2.2 最大化相关系数法

最大化相关系数法的目的是最大化融合产品和真值的相关性来确定最优融合权重 (Shi, 2023)。使用下面公式融合主被动产品：

$$SM_{merge} = w_{active} SM_{active} + w_{passive} SM_{passive} \quad (36)$$

融合权重为：

$$W_{active} = \frac{fMSE_{passive}}{fMSE_{active} + fMSE_{passive}} \quad (39)$$

$$W_{passive} = \frac{fMSE_{active}}{fMSE_{active} + fMSE_{passive}}$$

为了克服融合产品的相对估计权重对特定模型的依赖性，使用分数均方误差 (fractional mean-squared-error, $fMSE$)。其中， $fMSE$ 是信噪比 (SNR) 的归一化表示，并且具有特定范围 (0 到 1)。较高/较低的 $fMSE$ 表示产品值的噪声较大/较小的信号。当 $fMSE$ 等于 0 时，意味着产品观测没有噪声。当 $fMSE$ 等于 1 时，意味着产品只有噪声。此外，当 $fMSE$ 值低于 0.5 时，产品信号变得比其噪声更强 (Kim 等, 2018; Gruber 等, 2016)。

$$fMSE_{\text{active}} = \frac{1}{1 + SNR_{\text{active}}}$$

$$fMSE_{\text{passive}} = \frac{1}{1 + SNR_{\text{passive}}} \quad (40)$$

式中， SNR 是TCH/ETC/IVd等数学误差度量方法计算出来的主被动卫星土壤水分产品的信噪比。融合时，以像元为单位进行循环。根据 $fMSE$ 的范围使用不同的方案融合（Mousa等，2020）。表3中列出了使用 $fMSE$ 阈值来进行融合的不同情况。

表3 最大化信噪比融合策略

Table 3 Fusion strategy of the maximum signal-to-noise ratio method

主动	被动	融合策略
$fMSE \leq 0.5$	$fMSE \leq 0.5$	加权融合
$fMSE > 0.5$	$fMSE > 0.5$	加权融合
$fMSE > 0.5$	$fMSE \leq 0.5$	融合产品=被动产品
$fMSE \leq 0.5$	$fMSE > 0.5$	融合产品=主动产品

3.3 融合产品精度检验方法

卫星土壤水分产品分辨率为 0.25° 像素的“面”尺度，地面观测网实测为“点”尺度。由于这种空间尺度的不匹配可能导致误差，本研究采用每个 0.25° 格网内所有站点实测数据的平均值作为该格网的地面实测值，以此来验证和评估对应格网内卫星土壤水分估值的精度（Zeng等，2022b；Wang等，2024）。

常用的实测精度验证指标包括偏差（ $Bias$ ）、均方根误差（ $RMSE$ ）、无偏均方根误差（ $ubRMSE$ ）和皮尔逊相关系数（ R ）（Entekhabi等，2010）：

$$RMSE = \sqrt{E((\varepsilon_{\text{Sate.}}(t) - \varepsilon_{\text{ref.}}(t))^2)} \quad (41)$$

式中， $E(\sim)$ 为算术平均运算符， t 为观测时间， $\varepsilon_{\text{Sate.}}(t)$ 和 $\varepsilon_{\text{ref.}}(t)$ 分别表示时间 t 的卫星产品和地面数据。 $RMSE$ 表示卫星数据与实测数据之间的绝对误差。

$$Bias = E(\varepsilon_{\text{Sate.}}(t)) - E(\varepsilon_{\text{ref.}}(t)) \quad (42)$$

式中， $Bias$ 反映了卫星产品和地面数据之间的平均偏差。当 $Bias < 0$ 时则代表土壤水分产品相对于实测值低估，当 $Bias > 0$ 时表示水分产品相对于实测值高估。

$$ubRMSE = \sqrt{RMSE^2 - Bias^2} \quad (43)$$

式中， $ubRMSE$ 表示当站点实测值被视为真实值时，消除了可能的加性偏差后的随机误差。

$$R = \frac{\text{Cov}(\text{Sate.}, \text{ref.})}{\sqrt{\text{Var}[\text{Sate.}] \cdot \text{Var}[\text{ref.}]}} \quad (44)$$

式中， $\text{Cov}(\text{Sate.}, \text{ref.})$ 表示卫星数据与地面观测数据集之间的协方差， $\text{Var}[\text{Sate.}]$ 、 $\text{Var}[\text{ref.}]$ 表示卫星数据和实测数据的方差。相关系数 R 用于描述卫星数据与实测数据在时间动态变化上的一致性。由于 R 不受参考数据偏差的影响，因此它常被用于检验卫星产品捕捉土壤水分动态变化的能力。在本研究中，采用 $P - value \leq 0.05$ 来判断结果的显著性。

4 结果与分析

本文首先对单一的被动SMAP和主动ASCAT产品的全球分布特征进行了分析，随后利用三种数学误差度量方法对这些土壤水分产品的精度进行了评估，并对不同产品的精度指标如随机误差标准差（ESD）、相关系数（ R ）和信噪比（ SNR ）在全球不同地区的性能表现进行了对比分析。在此基础上，本文进一步比较了同一产品在不同数学方法下所获得的精度评估结果。上述误差指标的分析结果为后续章节中土壤水分产品的融合研究提供了理论依据和方法支持。

4.1 主、被动土壤水分产品全球误差分布

4.1.1 ETC评估结果

表4展示了ETC方法的精度评估结果。SMAP土壤水分产品的ESD均值为 $0.032 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ ，低于ASCAT（ $0.049 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ ）。在相关性方面，SMAP和ASCAT产品与真值的相关系数均超过0.7，表明这两种产品能有效捕捉地表土壤水分的时空变化特征。其中，ASCAT产品虽保持较高相关性，但其信噪比（3.29）略低于SMAP（3.66）。ETC方法共评估了119558个像元。结合ETC计算得到的精度分布图（图3）可以发现，在低纬度的亚马逊雨林、非洲刚果雨林和马来群岛雨林，以及北美洲西部、非洲北部、中东和青藏高原地区存在较大的数据空白。这些地区大部分是森林、沙漠和高海拔区域，分别具有植被覆盖度较大，土壤极其干燥和海拔较高的特点（Chen等，2018），导致有效数据量较少和数据质量较差，难以满足ETC方法的假设条件。

从精度指标全球分布图（图3）中可以看出，

SMAP 随机误差标准差 (ESD) 整体较低。然而, 在美国密西西比河平原和阿巴拉契亚山脉、东亚和东南亚地区以及巴西高原南部, 误差相对较大, 介于 $0.04 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ 至 $0.06 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ 之间。ASCAT 产品 ESD 较大, 全球大部分地区的误差均超过 $0.04 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$, 在北美洲北部山地、亚洲北部的西伯利亚高原山地地区、东欧平原以及欧洲北部山区的误差尤为显著, 接近或超过 $0.06 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ 。相关系数 (R) 分布方面, SMAP 和 ASCAT 分布相似, 全球整体分布较好, 仅在亚洲东部山区、非洲北部、北美洲北部和欧洲北部表现较差。在信噪比分布方面, SMAP 产品在赤道附近以及北美洲西部和中

亚信噪比表现较好; ASCAT 除东非, 南美洲东部、印度和澳大利亚中西部外, 大部分地区表现较差。

表 4 基于 ETC 方法的 2015 年 4 月 1 日-2020 年 12 月 31 日主被动微波土壤水分产品误差均值统计表

Table 4 Mean errors of the active and passive microwave soil moisture products based on the ETC method from April 1, 2015, to December 31, 2020

土壤水分产品	ESD(m^3m^{-3})	R	SNR	有效像元数
SMAP	0.032	0.79	3.66	119558
ASCAT	0.049	0.77	3.29	

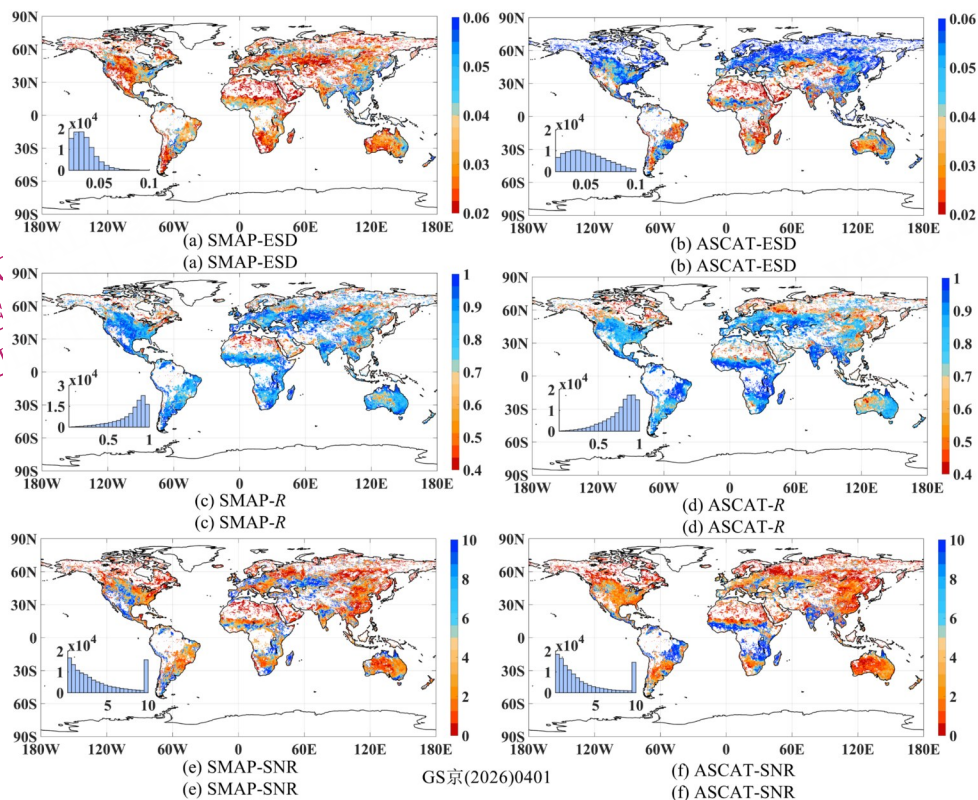


图 3 2015 年 4 月 1 日-2020 年 12 月 31 日基于 ETC 方法的 SMAP 与 ASCAT 土壤水分产品的误差全球分布结果

Fig.3 Global distribution of errors in SMAP and ASCAT soil moisture products based on the ETC method from April 1, 2015, to December 31, 2020

4.1.2 IVd 评估结果

根据表 5 分析产品精度指标的整体表现可知, 有效像元数量为 163587 个。SMAP 产品的随机误差标准差 (ESD) 平均值为 $0.027 \text{ m}^3\cdot\text{m}^{-3}$, 相关系数 (R) 平均值为 0.84, 信噪比 (SNR) 为 4.38。相较于 ASCAT 产品 (ESD: $0.037 \text{ m}^3\cdot\text{m}^{-3}$, R : 0.67, SNR: 2.06), SMAP 产品在 ESD、 R 和 SNR

指标上均表现更优, 表明其数据随机误差占比小, 质量更高。

误差指标全球分布如图 4 所示, SMAP 在全球大部分地区表现良好, 仅在北美的阿巴拉契亚山脉、中国和东南亚的山区存在较大的误差。ASCAT 在非洲地区的 ESD 值较低, 表现较好; 但在北美洲东部、西部海岸山脉、巴西高原南部、拉普拉塔平原、东欧平原、西西伯利亚平原、中

国东部、东南亚山区和澳大利亚的大分水岭等地区, 误差较大。这些差异可能与地形复杂性、植被覆盖度有关。总的来说, SMAP在全球范围内表现出较低的随机误差标准差, 尤其在干旱和温带地区表现优异, 而 ASCAT 在非洲等特定地区表现较好, 但在其他地区的误差较大。相关性分布上, SMAP 产品大部分地区表现良好, 相关系数均接近 0.9, 与真值的一致性较高, 仅在中西伯利亚高原和撒哈拉沙漠地区相关系数表现欠佳, 接近 0.6。相比之下, ASCAT 产品在大部分地区相关性表现一般, 例如在高纬度地区、阿巴拉契亚山脉、中国南方、华北、东北地区、印度平原、卡拉哈里沙漠、撒哈拉沙漠以及澳大利亚沙漠等地区, 与真值的相关性较低, 表现较差。信噪比分布上, 在北美洲地区, SMAP 在高纬度地区、阿巴拉契亚山脉和五大湖地区表现较差, 在美国中部平原地区 SMAP 随机误差占比小; ASCAT 整体误差占比较大, 大部分地区小于 2。在南美洲地区, SMAP 整体质量好, 仅在巴西高原南部有低值; ASCAT

整体较低, 仅在奥里诺科平原和巴西高原北部较好。SMAP 在大部分亚欧地区表现较好, 在高纬度地区、东亚山区、东欧、中西伯利亚高原和东西伯利亚山地表现较差; ASCAT 整体表现不够理想, 仅在哈萨克丘陵和印度部分地区表现较好。非洲地区, 主、被动产品分布相似, 质量较好, 仅在卡拉哈里和撒哈拉等沙漠质量较差。在澳大利亚地区, SMAP 表现较差, 仅在北部和东南等小部分地区表现好; ASCAT 产品整体较差, 仅在北部地区表现好。

表 5 基于 IVd 方法的 2015 年 4 月 1 日-2020 年 12 月 31 日主被动微波土壤水分产品误差均值统计表

Table 5 Mean errors of the active and passive microwave soil moisture products based on the IVd method from April 1, 2015, to December 31, 2020

土壤水分产品	ESD($m^3 m^{-3}$)	R	SNR	有效像元数
SMAP	0.027	0.84	4.38	163587
ASCAT	0.037	0.67	2.06	

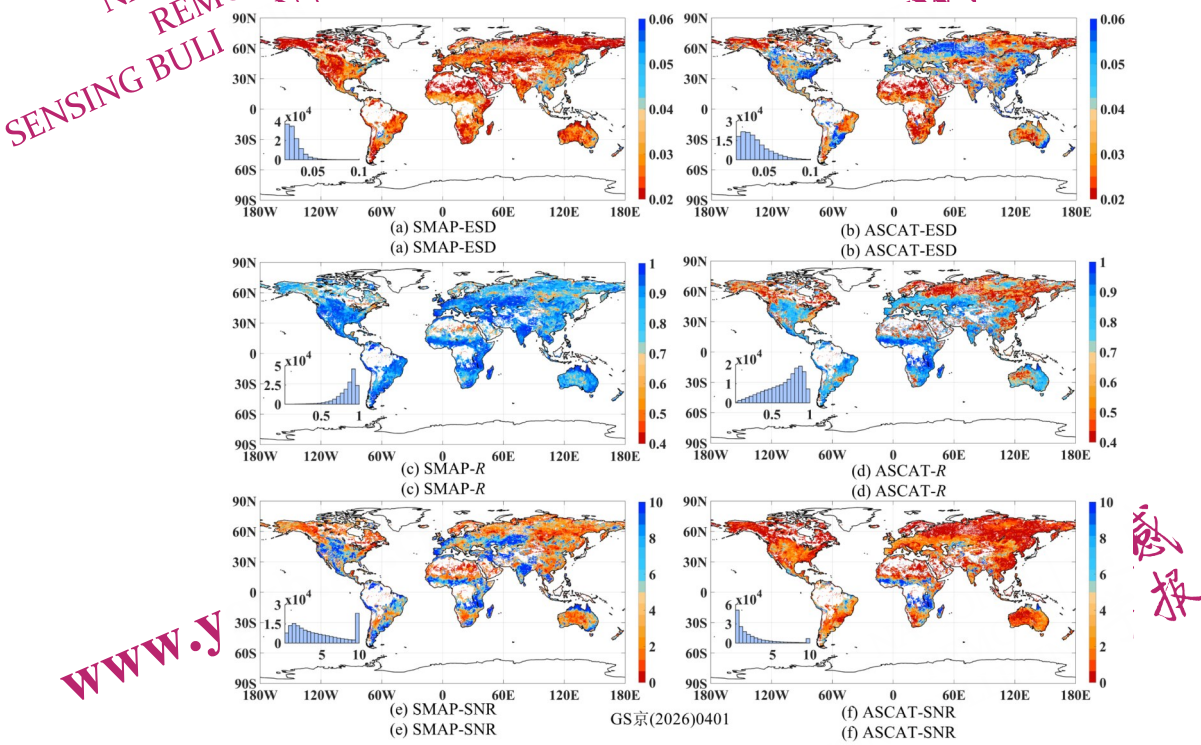


图 4 2015 年 4 月 1 日-2020 年 12 月 31 日基于 IVd 方法的 SMAP 与 ASCAT 土壤水分产品的误差全球分布结果

Fig.4 Global distribution of errors in SMAP and ASCAT soil moisture products based on the IVd method from April 1, 2015, to December 31, 2020

4.1.3 TCH 评估结果

本研究又在全球范围内基于 TCH 方法评估了

主动 ASCAT 和被动 SMAP 土壤水分产品的误差, 总体精度均值如表 6 所示。从表中可以看出, TCH

方法计算的有效像元数为 145950；被动微波 SMAP 土壤水分产品的 ESD 均值为 $0.026 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ ，精度表现最好；相关系数 R 大于 0.8，与真值的相关性较高，这表明 SMAP 产品可以更好地捕捉土壤水分的动态变化；其信噪比均值为 5.05，表明产品中随机误差占比较小。而主动微波 ASCAT 土壤水分产品 ESD 为 $0.063 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ ，误差较大；其相关系数为 0.65，信噪比为 1.79，表明产品中随机误差占比较大。

从 ESD 全球分布（图 5）来看，SMAP 仅在美国西部的海岸山脉、东部的阿巴拉契亚山脉、南美洲的巴西高原、中国东部及东南亚的横断山区、印度的德干高原、喜马拉雅山区、澳大利亚的大分水岭以及非洲中部高原部分地区等地区误差相对较大，介于 $0.04 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ 和 $0.06 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ 之间。在其余地区，整体上展现出较低的误差水平。然而，ASCAT 全球大部分地区的 ESD 均超过 $0.04 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ 。ASCAT 在北美洲、亚洲、欧洲北部的高纬度地区表现出明显的误差，ESD 基本接近或超过 $0.06 \text{ m}^3\text{m}^{-3}$ 。从相关系数分布来看，SMAP 仅在高纬度少部分地区、巴西高原、非洲卡拉哈里沙漠、澳大利亚中部沙漠相关系数较低，大部分地区相关性较高，相关系数都接近 1，对土壤水分变化较敏感；ASCAT 大部分地区表现良好，但也存在一些相关性较低的地区，相关系数小于 0.5，如北美洲山区、亚洲北部西伯利亚高原山地、中国东南部山区、欧洲北部山区、澳大利亚西部沙漠和北非撒哈拉沙漠地区；在信噪比分布方面，SMAP 产品在全球分布良好，在南美洲巴西高原、亚洲东部地区、澳大利亚和非洲卡拉哈里等沙漠地区信噪比数值较低，表明在这些区域 SMAP 产品中随机误差占比较大。对于 ASCAT 产品来说，其在全球大部分地区信噪比都在 0.1 之间，低于 SMAP。ASCAT 产品在全球表现较差，仅在巴西高原、哈萨克丘陵、印度德干高原、东南亚山区和非洲加丹加高原、东非高原表现较好。

4.1.4 数学误差度量方法对比

在 4.1 节中我们分别基于三种不同的数学误差度量方法（ETC、IVd、TCH）对主动 ASCAT 和被动 SMAP 土壤水分产品进行了误差度量和对比分析，并总结了这三种方法的特点（如表 7 所示）。这三种方法的共同点在于它们均基于一定的数学

假设，在无需“真值”的情况下能够获得产品在全球尺度上的误差指标。然而这三种方法也存在一些差异。首先，在土壤水分产品的数量上，TCH 和 ETC 方法需要至少 3 种产品，而 IVd 方法仅需两种产品即可进行误差计算。在产品选取方面，TCH 方法允许产品之间的误差存在一定的相关性，而 ETC 和 IVd 方法则要求数据集相互独立。在计算方法上，ETC 和 IVd 方法采用仿射模型，假设土壤水分产品与“真值”之间存在线性关系，并利用产品间的协方差进行计算，而 TCH 方法则采用基本模型，利用产品间差值的协方差进行计算。

表 6 基于 TCH 方法的 2015 年 4 月 1 日–2020 年 12 月 31 日主动微波土壤水分产品误差均值统计表

Table 6 Mean errors of the active and passive microwave soil moisture products based on TCH method from April 1, 2015, to December 31, 2020

土壤水分产品	ESD(m^3m^{-3})	R	SNR	有效像元数
SMAP	0.026	0.83	5.05	145950
ASCAT	0.063	0.65	1.79	

在有效数据量方面，ETC 方法计算出的有效数据量低于 TCH 方法，特别是在赤道和北半球高纬度区域。这是因为 TCH 方法考虑了产品之间的误差相关性，对产品独立性的要求没有那么苛刻，从而使其具有更广泛的适用范围。ETC、IVd 和 TCH 三种误差度量方法均能体现每种产品误差的空间分布情况，但与 ETC 和 TCH 方法相比，IVd 方法普遍高估了 SMAP 的相关系数而低估了 ASCAT 的相关系数。这可能是由于 IVd 方法仅使用了两种土壤水分产品，而 ETC 和 TCH 方法使用了三种产品所致。

4.2 融合产品性能评估与对比

基于 4.1 节三种数学误差度量方法（ETC、IVd、TCH）得出的精度指标，本研究分别应用最小化随机误差方差法、最大化相关系数法和最大化信噪比法三种融合算法对主动和被动原始产品进行重合区域的融合。鉴于主动和被动微波土壤水分数据在局部区域可能存在系统性偏差（整体偏高或偏低），为确保直接填入的原始数据与融合产品在统计特性上保持一致，我们将全球范围内原始数据的空间均值与标准差分布标定至融合数据的相应指标上。随后，基于每个格网标定后的均值和标准差，对该格网对应的原始时间序列数据进

行缩放调整。最后, 将经过缩放处理的原始数据用于填补融合产品的缺失区域, 从而生成最终的主被动微波土壤水分融合产品。论文共生成了九种主被动微波土壤水分融合产品。随后, 利用全球实测数据对这九种产品进行系统验证, 以筛选

出性能最优的融合产品。在此基础上, 深入分析了不同融合方法(含数学误差度量方法与融合算法的组合)的特点。最后, 通过对比融合产品与原始主、被动数据的土壤水分精度及有效数据量, 总结了融合产品的整体特性。

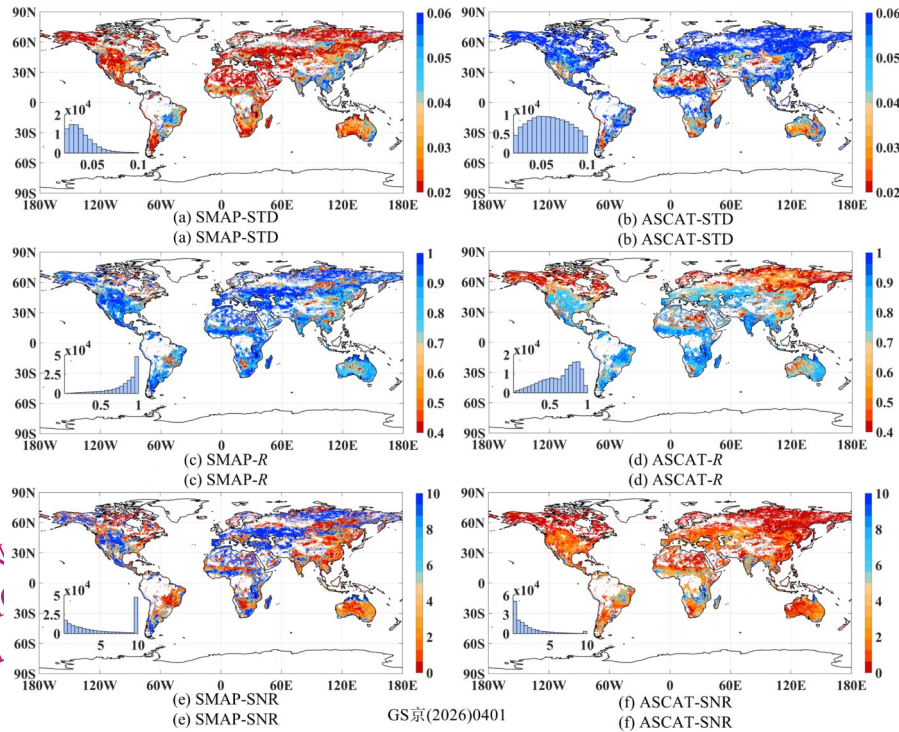


图5 2015年4月1日-2020年12月31日基于TCH方法的SMAP与ASCAT土壤水分产品的误差全球分布结果

Fig.5 Global distribution of errors in SMAP and ASCAT soil moisture products based on the TCH method from April 1, 2015, to December 31, 2020

4.2.1 最小化随机误差方差法融合

本小节采用最小化随机误差方差法, 基于三种数学误差度量方法获得的随机误差标准差(ESD), 对主被动微波土壤水分产品进行融合。本研究首先对未使用原始主、被动产品填补的初步融合产品(主、被动产品同时有值时进行融合)进行验证。附图1展示了研究期间内, 基于ETC、IVd和TCH三种方法的最小化随机误差方差初步融合产品在不同下垫面条件下的精度情况。首先在Bias方面, 三种融合产品的平均值均为 $0.020 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 。三者均在除森林外的植被区表现出较小的偏差, 其中基于TCH的融合产品对森林地区的土壤水分的高估程度最显著, 融合产品Bias介于原始主、被动产品之间。在RMSE方面, IVd融合产品的平均值为 $0.077 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, ETC融合产品为 $0.076 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, TCH为 $0.075 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$; 三种产品在森林地区

RMSE较大, 在灌木丛区域RMSE较小, 其余地区处于中等水平。融合产品的RMSE在各个下垫面均显著低于原始主、被动产品。在ubRMSE方面, 基于TCH的融合产品平均值($0.049 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$)优于基于ETC和IVd($0.051 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$)的产品。不同下垫面条件下的精度差异较为明显, 在除森林外的植被区精度普遍较好。在相关系数R方面, 三种融合产品的平均值均为0.74, 均优于原始主、被动产品。

附图2展示了一种融合产品在各个观测网的精度验证结果。从观测网尺度来看, 基于TCH的融合产品在RMSE、ubRMSE、R方面优于原始产品, 基于ETC和IVd的融合产品在RMSE和R方面优于原始产品, 其余指标与SMAP产品表现接近。此外, 融合产品的精度指标分布更为集中, 在不同地表类型之间表现一致, 避免了原始产品存在的区域性能不均衡问题。

本研究又对使用原始主、被动产品填补后的完整融合产品（即参考ESA CCI融合产品的步骤，对于主被动产品无法同时存在的格网，用单一的主动或者被动产品进行填补）进行了精度评估。图6为2015年4月1日至2020年12月31日的最小化随机误差方差法基于不同误差度量方法的融合产品在格网尺度上的实测精度验证指标（RMSE、Bias、ubRMSE和R）箱型图。可以发现，基于TCH的主被动微波土壤水分融合产品的Bias、RMSE和ubRMSE指标优于原始产品，基于ETC、IVd的融合产品的Bias精度优于原始产品，其余指

标和SMAP土壤水分产品相近，优于ASCAT产品。在融合产品中，基于TCH融合产品的Bias、RMSE、ubRMSE指标最优。基于IVd的融合产品R指标最优。

表7汇总了观测网尺度的验证结果，该结果以观测网为基本单元，首先对每个观测网内所有格网的验证结果取平均，再对所有观测网的平均值进行二次平均，从而得到全球观测网的综合精度均值。综合来看，使用最小化随机误差方差法基于TCH的融合产品四个指标表现最为优异，其次是ETC和IVd。

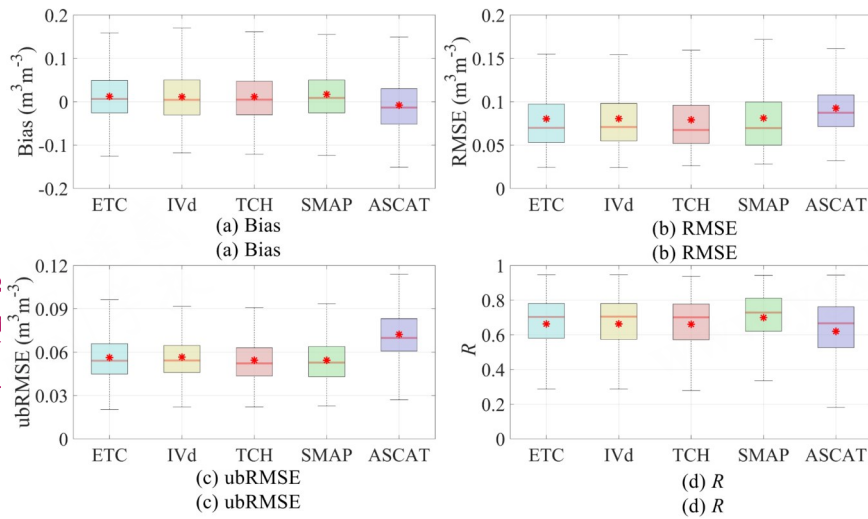


图6 基于不同数学误差度量方法结果的最小化随机误差方差法融合产品和原始主被动产品在格网尺度基于实测数据的精度指标箱型图,图中红色线表示中值,红色星号为均值

Fig.6 Box plots of the error metrics of original active and passive products and the fusion product using the minimum random error variance method based on the results of different mathematical error measurement methods. The red line and red asterisk represent the median and the mean values respectively.

表7 基于不同数学误差度量方法的最小化随机误差方差法融合产品在观测网尺度的全球误差指标均值

Table 7 The global mean error metrics of the fusion product using the minimum random error variance method based on different mathematical error measurement methods at the scale of the observation network

产品	Bias ($m^3 m^{-3}$)	RMSE ($m^3 m^{-3}$)	ubRMSE ($m^3 m^{-3}$)	R
SMAP	0.022	0.077	0.053	0.72
ASCAT	0.002	0.100	0.074	0.65
基于ETC融合产品	0.017	0.077	0.054	0.69
基于IVd融合产品	0.018	0.079	0.055	0.69
基于TCH融合产品	0.017	0.074	0.051	0.69

4.2.2 最大化相关系数融合

论文在4.1节三种数学方法评估出的产品相关性指标R的基础上，使用最大化相关系数法进行了主被动产品融合。首先对未填补的初步融合产品进行验证。在观测网尺度上，附图3展示了三种融合产品在不同下垫面条件下的精度分布情况。具体而言：(1)在偏差(Bias)方面，ETC、IVd和TCH融合产品的平均值分别为 $0.02 m^3 m^{-3}$ 、 $0.015 m^3 m^{-3}$ 和 $0.023 m^3 m^{-3}$ ，其中IVd在大部分地区表现出更低的系统偏差；(2)在均方根误差(RMSE)方面，ETC平均值为 $0.075 m^3 m^{-3}$ ，IVd和TCH为 $0.076 m^3 m^{-3}$ ，三者在不同区域的表现较为一致，且均优于原始产品；(3)在无偏均方根误差

(ubRMSE) 方面, ETC、IVd、TCH 三种产品均值分别为 $0.052 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 、 $0.051 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 、 $0.050 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ 。所有融合产品在森林地区的精度均相对较低, 但基于 ETC 的产品略优于其他两种; (4) 在相关系数 (R) 方面, 各融合产品的 R 值普遍高于 0.7。三种融合产品均在 RMSE、ubRMSE、 R 优于原始主、被动产品。

附图 4 中展示了初步融合产品在各个观测网的验证结果。可以看出, 融合产品在 RMSE 和 R 指标上均优于原始产品, 且基于 TCH 融合的 ubRMSE 优于原始产品。此外, 融合产品在所有格网中表现出更好的空间一致性, 其精度分布更为均衡。

对于填补后完整融合产品的精度评估, 格网尺度的研究结果如图 7 所示, 基于三种误差度量方

法的主被动微波土壤水分融合产品在 Bias 精度方面优于原始产品, 其余指标则与 SMAP 土壤水分产品相近, 优于 ASCAT 产品。在融合产品中, 基于 IVd 的融合产品在 Bias 指标上表现最为出色, 而基于 TCH 的融合产品在 RMSE 和 ubRMSE 指标上优势明显。对于观测网尺度, 从表 8 可以看出, 基于 TCH 的融合产品在 RMSE 指标上优于原始产品, 基于 ETC 和 IVd 的融合产品指标则介于两种原始产品之间, 与 SMAP 接近。综合来看, 使用最大化相关系数法基于 TCH 的融合产品四个指标表现最为优异, 其次是基于 ETC 和基于 IVd 的融合方法。

综合来看, 使用最大化相关系数法基于 TCH 的融合产品四个指标表现最为优异, 其次是基于 ETC 和基于 IVd 的融合方法。

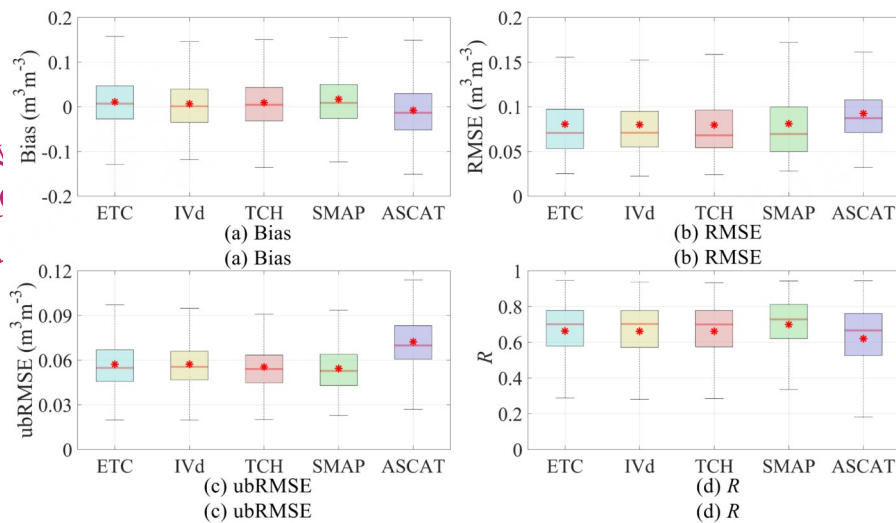


图 7 基于不同数学误差度量方法结果的最大化相关系数法融合产品和原始主被动产品在格网尺度基于实测数据的精度指标箱型图, 图中红色线表示中值, 红色星号为均值

Fig.7 Box plots of the error metrics of original active and passive products and the fusion product using the maximum correlation coefficient method based on the results of different mathematical error measurement methods. The red line and red asterisk represent the median and the mean values respectively.

4.2.3 最大化信噪比法融合

本小节基于三种误差度量方法获得的信噪比 (SNR) 指标, 采用最大化信噪比法对主被动土壤水分产品进行了融合。

附图 5 展示了不同下垫面条件下初步融合产品各精度指标的分布情况。其中, 在 RMSE 和 R 方面, 三种融合产品均显著优于原始产品, 且彼此间分布形态较为接近。进一步分析表明, 基于 TCH 和 IVd 的融合产品在森林地区的 ubRMSE 表现 ($0.05 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$) 优于原始产品和 ETC 产品。整体来

看, 基于 TCH 的融合产品在各项指标上均具备优异的综合性能。对初步融合产品在观测网尺度进行验证 (附图 6) 发现, 其在 RMSE、ubRMSE 优于原始产品, 在 ubRMSE 指标和 SMAP 一致。此外, 所有融合产品均有效改善了原始产品在空间分布上精度不一致的问题。

图 8 为最大化信噪比法融合产品在格网尺度的验证结果。结果显示, 基于三种度量方法的主被动微波土壤水分融合产品在 Bias 精度上优于原始产品, 其余指标与 SMAP 土壤水分产品相近, 优于

ASCAT产品。融合产品中，基于TCH的融合产品在Bias、RMSE和ubRMSE三项指标上表现最佳，而基于IVd的融合产品在R指标上表现最佳。

表8 基于不同数学误差度量方法的最大相关系数法融合产品在观测网尺度的全球误差指标均值

Table 8 The global mean error metrics of the fusion product using the maximum correlation coefficient method based on different mathematical error measurement methods at the scale of the observation network

产品	Bias (m^3m^{-3})	ubRMSE (m^3m^{-3})	ubRMSE (m^3m^{-3})	R
SMAP	0.022	0.077	0.053	0.72
ASCAT	0.002	0.100	0.074	0.65
基于ETC融合产品	0.016	0.078	0.055	0.69
基于IVd融合产品	0.012	0.078	0.056	0.69
基于TCH融合产品	0.012	0.075	0.053	0.69

观测网尺度的统计结果（表9）显示，基于TCH的融合产品在RMSE指标上优于原始产品，基于ETC和IVd的融合产品指标则介于两种原始产品之间，与SMAP接近。从时空覆盖度和产品精度综合分析，使用最大化信噪比法基于TCH的融合产

品表现较好，其次是IVd和ETC。

4.2.4 产品时空覆盖度对比

本研究采用上述三种融合方法，对两种原始土壤水分产品每日的重合区域进行融合，生成了初步的融合产品。对于非重合区域，直接使用原始主动或被动微波土壤水分数据进行填补。经上述原始数据填补后，基于不同融合方法得到的融合产品，其有效数据量基本相当。我们选取了基于TCH最小化随机误差方差法的融合产品进行时空覆盖度的评估。原始主动微波ASCAT产品、原始被动微波SMAP产品以及最终融合产品在研究时段内的有效值空间分布如图9所示。可以发现，SMAP产品的时空覆盖度低且呈条带状分布，ASCAT产品由于ESA CCI质量控制的原因，在低纬度热带雨林地区出现缺值。融合产品的时空覆盖度均值从单一被动SMAP的34.08%和单一主动ASCAT的44.2%提升至58.05%。融合产品有效值高于原始产品，证明融合产品在时空覆盖度方面较原始产品具有显著提升。

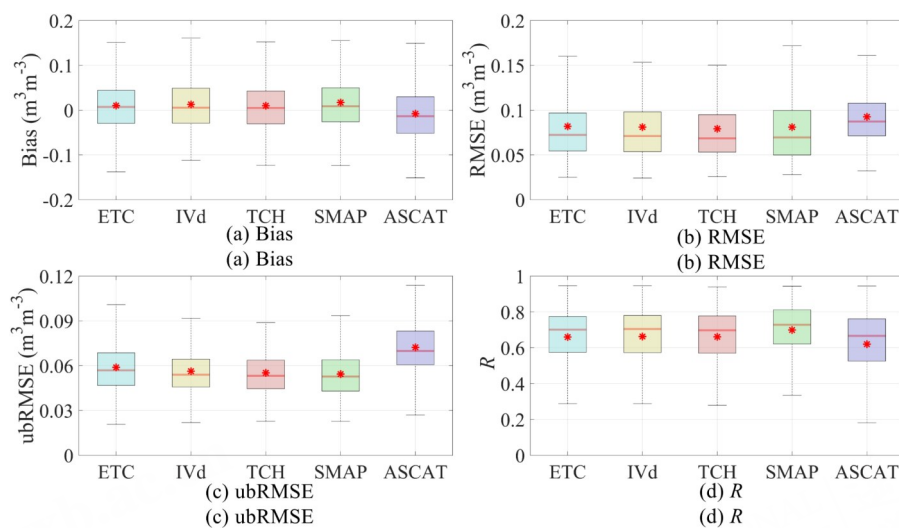


图8 基于不同数学误差度量方法结果的最大化信噪比法融合产品和原始主被动产品在格网尺度基于实测数据的精度指标箱型图,图中红色线表示中值,红色星号为均值

Fig.8 Box plots of the error metrics of original active and passive products and the fused product using the maximum signal-to-noise ratio method based on the results of different mathematical error measurement methods. The red line and red asterisk represent the median and the mean values respectively.

4.2.5 融合方法对比

在4.2节中，我们基于ETC、IVd、TCH三种数学误差度量方法评估的结果，分别应用三种主

流土壤水分融合算法生成融合产品，表10总结了这些融合算法的特点。三种算法均采用线性加权策略，其共同特征在于无需依赖参考数据集，而是以优化融合产品的特定精度指标（最大化或最

小化) 为目标确定权重。其中, 最小化随机误差方差法被广泛采用, 且所得到的融合产品的精度整体最高。

表9 基于数学不同误差度量结果的最大化信噪比法融合产品在观测网尺度的误差指标均值

Table 9 The global mean error metrics of the fusion product using the maximum signal-to-noise ratio method based on different mathematical error measurement methods at the scale of the observation network

产品	Bias (m^3m^{-3})	RMSE (m^3m^{-3})	ubRMSE (m^3m^{-3})	R
SMAP	0.022	0.077	0.053	0.72
ASCAT	0.002	0.100	0.074	0.65
基于ETC融合产品	0.015	0.080	0.057	0.69
基于IVd融合产品	0.018	0.078	0.055	0.70
基于TCH融合产品	0.015	0.076	0.053	0.69

基于不同数学方法的方面。结合GLDAS Noah土壤水分产品的验证结果(经ETC和TCH方法评估, 其全球标准差均值介于SMAP与ASCAT之间, 而R和信噪比均值均低于后者)来看, 产品本身

信噪比较低, 而IVd方法在评估过程中不依赖GLDAS Noah, 仅基于主、被动产品即可完成, 从而使得最大化信噪比法在IVd路径下的融合效果优于基于原理相近的ETC融合。TCH融合方法整体效果优于其他两种方法的可能原因在于其算法设计充分考虑了不同土壤水分产品之间的相关性(Xu等, 2019), 有效降低了相关性对误差精度评估的干扰, 从而抑制了融合过程中的误差传递, 减少了因相关性引起的精度偏差。因此, 在最小化随机误差方差法和最大化相关系数法中, 基于TCH的融合效果均为最佳。相比之下, IVd方法因所使用的产品种类较少, 会系统性高估土壤水分产品质量(石鹏飞, 2023), 导致SMAP与ASCAT的权重差异被压缩, 进而影响最大化相关系数法的融合效果。而TCH和ETC方法在融合计算中可通过引入更多类型的数据更准确地评估产品误差, 从而提升融合性能。ETC方法虽能利用GLDAS Noah的误差特性, 但未像TCH方法那样针对性抑制产品间相关性的干扰, 因此其精度表现略逊于TCH。

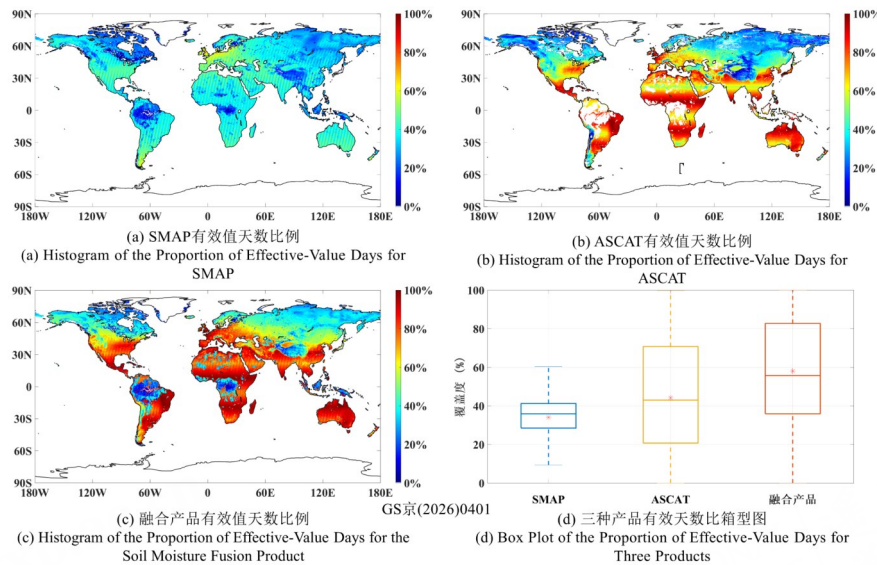


图9 研究时间内(2015年4月1日-2020年12月31日)SMAP、ASCAT以及基于TCH的最小化随机误差方差法土壤水分融合产品有效值天数比例图和箱型图,红色星号为平均值

Fig.9 The proportion histogram and box plot of the effective value days of SMAP, ASCAT, and the soil moisture fusion product using the TCH-based minimum random error variance method during the research period (from April 1, 2015 to December 31, 2020). The red asterisk in the box plot represents the average value

三种融合方法均有效缓解了原始主、被动产品在不同下垫面精度表现差异大的问题。其关键在于ETC、IVd和TCH等误差评估方法并非给出产品单一的全局误差, 而是能够量化其误差随像元

下垫面条件(如植被覆盖度、地表粗糙度)的变化。融合算法据此为不同下垫面(像元)动态地分配最优权重: 例如, 在植被茂密区, 为受干扰较小、精度相对更高的ASCAT分配更高权重; 而

在植被稀疏区, 则可能提升SMAP的贡献。这种自适应的权重分配机制, 从根本上弥补了单一产品在不同环境下的性能短板, 生成了整体表现更稳健的融合产品。

需要指出的是, 三种融合方法生成的土壤水分产品均存在一定程度的高估, 这一现象很可能源自原始SMAP产品本身所具有的高估偏差。此外, 融合后的产品在精度上未出现显著提升, 主

要原因在于ASCAT作为主动微波产品, 其反演结果易受地表粗糙度、植被结构等下垫面因素的干扰, 导致该产品固有的误差基数较大。受限于ASCAT本身的误差水平, 融合过程中可供优化的误差削减空间有限, 致使最终生成的融合产品与SMAP等单一高精度产品相比, 精度提升幅度未能达到预期。

表 10 三种不同融合方法(最小化随机误差方差法、最大化相关系数法、最大化信噪比法)的特点对比

Table 10 Comparison of the characteristics of three different fusion methods (i.e., the minimum random error variance method, the maximum correlation coefficient method, and the maximum signal-to-noise ratio method)

方法	计算原则	整体优点	各自特点
最小化随机误差方差法	方差最小化		主流方法中效果最优
最大化相关系数法	相关系数最大化	可以整体提升产品精度与时空覆盖度	基于三种误差度量方法的结果相近, 差异较小
最大化信噪比法	信噪比最大化		基于IVd融合效果优于上述两种方法

5 结论

本研究基于ETC、IVd和TCH三种数学误差度量方法, 对2015年4月至2020年12月的被动微波SMAP和主动微波ASCAT土壤水分产品进行了全球尺度精度评估, 揭示了主被动微波土壤水分产品在全球范围内误差(包括ESD, R 和SNR)的空间分布特征。然后, 分别采用最小化随机误差方差法、最大化相关系数法及最大化信噪比法三种融合方法, 基于ETC、IVd和TCH各自的评估结果计算产品的融合权重, 生成了主被动融合土壤水分产品。为验证融合效果并探讨不同方法的适用性, 利用全球土壤水分观测网及美国农业部观测887个站点的实测数据, 通过Bias、RMSE、ubRMSE和相关系数等指标对融合产品进行了全面评估, 重点分析了不同融合方法的性能表现。论文通过系统总结基于不同数学误差度量方法(ETC/IVd/TCH)融合的特点, 为优化土壤水分产品融合策略提供了重要参考。主要结论如下:

从全球主被动微波土壤水分产品的精度来看, SMAP的ESD较低, 并且在各方法的结果中均显示出与真值的高相关性, 能够准确反映土壤水分的变化情况, 但其在植被覆盖度高的中低纬度热带雨林和森林地区表现欠佳。对于ASCAT而言, 其在全球不同区域的表现差异显著: 在中纬度表现良好, 但在巴西高原南部、印度的德干高原、中

国东部地区、东南亚山区以及高纬度地区存在较大误差。综上所述, 主动、被动产品土壤水分产品在不同下垫面情况下表现各有优劣。

在融合算法方面, 基于ETC或TCH结果为基础进行融合时, 最小化随机误差方差法展现出最佳的融合效果; 而以IVd结果为基础进行融合时, 最大化信噪比法则表现最为出色。此外, 基于TCH的各融合方法所得到的产品精度普遍优于基于ETC和IVd的融合结果。

所有方法生产的融合产品均在一定程度上高估了土壤水分, 这可能是由于原始SMAP产品高估的原因。不论是格网尺度还是观测网尺度, 大多数融合产品的结果均接近或略优于SMAP产品, 显著优于ASCAT产品。通过对比两种原始土壤水分产品可以发现, SMAP产品在除Bias指标之外的其他各项指标上, 均明显优于ASCAT产品。同时, ASCAT土壤水分产品在所有指标上也均显著劣于基于不同策略的主被动微波土壤水分融合数据。由此可见, 除了从算法角度对主被动微波土壤水分数据进行提升之外, 还需要从原始产品的角度出发, 提高待融合土壤水分产品的精度, 以进一步提升融合数据的整体质量。

参考文献(References)

Akbar R and Moghaddam M. 2015. A combined active - passive soil moisture estimation algorithm with adaptive regularization in sup-

- port of SMAP. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(6): 3312 – 24.
- Baur M J, Friend A D and Pellegrini A F. 2024. Widespread and systematic effects of fire on plant – soil water relations. *Nature Geoscience*, 17(11): 1057 – 20.
- Broxton P D, Zeng X, Sulla-Menashe D and Troch P A. 2014. A Global Land Cover Climatology Using MODIS Data. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 53(6): 1593 – 605. [DOI: <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-13-0270.1>]
- Cai J F, Ding T, Yin G F, et al. 2025. Generation of High-Resolution Surface Soil Moisture over Mountain Areas by Spatially Down-scaling Remote Sensing Products Based on Land Surface Temperature – Vegetation Index Feature Space. *Journal of Remote Sensing*, 5: 0437. [DOI: 10.34133/remotesensing.0437]
- Chaubell M J, Yueh S H, Dunbar R S, Colliander A, Chen F, Chan S K, Entekhabi D, Bindlish R, O' Neill P E and Asanuma J. 2020. Improved SMAP dual-channel algorithm for the retrieval of soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(6): 3894 – 905.
- Chen F, Crow W T, Bindlish R, Colliander A, Burgin M S, Asanuma J and Aida K. 2018. Global-scale evaluation of SMAP, SMOS and ASCAT soil moisture products using triple collocation. *Remote Sensing of Environment*, 214: 1 – 13. [DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.05.008>]
- Chen S, Jiao Z, Guo J, Li Z, Wang C, Yang F, Gao G, Tan Z, Dong X. 2026. Improving Soil Moisture Retrieval by Combining MODIS BRDF and CYGNSS Data. *Journal of Remote Sensing*, 6: 0981. [DOI: 10.34133/remotesensing.0981]
- Coopersmith E J, Cosh M H, Starks P J, Bosch D D, Holifield Collins C, Seyfried M, Livingston S and Prueger J. 2021. Understanding temporal stability: A long-term analysis of USDA ARS watersheds. *International Journal of Digital Earth*, 14(10): 1243 – 54.
- Dong J, Crow W T, Duan Z, Wei L and Lu Y. 2019. A double instrumental variable method for geophysical product error estimation. *Remote Sensing of Environment*, 225: 217 – 28.
- Dorigo W, Himmelbauer I, Aberer D, Schremmer L, Petrakovic I, Zappa L, Preimesberger W, Xaver A, Annor F and Ardö J. 2021. The International Soil Moisture Network: serving Earth system science for over a decade. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2021: 1 – 83.
- Entekhabi D, Reichle R H, Koster R D and Crow W T. 2010. Performance metrics for soil moisture retrievals and application requirements. *Journal of Hydrometeorology*, 11(3): 832 – 40.
- Entekhabi D, Yueh S, O' Neill P E, Kellogg K H, Allen A, Bindlish R, Brown M, Chan S, Colliander A and Crow W T. 2014. SMAP handbook – soil moisture active passive: Mapping soil moisture and freeze/thaw from space.
- Galindo F J and Palacio J. 1999. Estimating the instabilities of N correlated clocks. Paper presented at the Proceedings of the 31th annual precise time and time interval systems and applications meeting.
- Gruber A, Dorigo W A, Crow W and Wagner W. 2017. Triple collocation-based merging of satellite soil moisture retrievals. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(12): 6780 – 92.
- Gruber A, Su C-H, Zwieback S, Crow W, Dorigo W and Wagner W. 2016. Recent advances in (soil moisture) triple collocation analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 45: 200 – 14.
- He X, Xu T, Xia Y, Bateni S M, Guo Z, Liu S, Mao K, Zhang Y, Feng H and Zhao J. 2020. A Bayesian Three-Cornered Hat (BTCH) Method: Improving the Terrestrial Evapotranspiration Estimation. *Remote Sensing*, 12(5) [DOI: 10.3390/rs12050878]
- Huang F L, Gu Y C, He Z J, Yuan H B and Gao C Q. 2024. GRACE/GRACE-FO Combined Model and Its Uncertainty Based on Bayesian Three-Cornered Hat Method. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 44(04): 417 – 22.
- 黄飞龙, 谷延超, 何祖建, 黄俊, 袁洪波, 高崇钦. 2024. 贝叶斯三角帽法的GRACE/GRACE-FO组合模型及其不确定性. *大地测量与地球动力学*, 44(04): 417 – 22. [DOI: 10.14075/j.jgg.2023.07.108]
- Kannenberg S A, Anderegg W R, Barnes M L, Dannenberg M P and Knapp A K. 2024. Dominant role of soil moisture in mediating carbon and water fluxes in dryland ecosystems. *Nature Geoscience*, 17(1): 38 – 43.
- Kim H, Parinussa R, Konings A G, Wagner W, Cosh M H, Lakshmi V, Zohaib M and Choi M. 2018. Global-scale assessment and combination of SMAP with ASCAT (active) and AMSR2 (passive) soil moisture products. *Remote Sensing of Environment*, 204: 260 – 75.
- Kim S, Parinussa R M, Liu Y Y, Johnson F M and Sharma A. 2015. A framework for combining multiple soil moisture retrievals based on maximizing temporal correlation. *Geophysical Research Letters*, 42(16): 6662 – 70.
- Kim S, Pham H T, Liu Y Y, Marshall L and Sharma A. 2020. Improving the combination of satellite soil moisture data sets by considering error cross correlation: A comparison between triple collocation (TC) and extended double instrumental variable (EIVD) alternatives. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(9): 7285 – 95.
- Kolassa J, Gentile P, Prigent C and Aires F. 2016. Soil moisture retrieval from AMSR-E and ASCAT microwave observation synergy. Part 1: Satellite data analysis. *Remote Sensing of Environment*, 173: 1 – 14.
- Lal P, Singh G, Das N M, et al. 2023. Validation of the NISAR Multi-Scale Soil Moisture Retrieval Algorithm across Various Spatial Resolutions and Landcovers Using the ALOS-2 SAR Data. *Journal of Remote Sensing*, 5: 0729. [DOI: 10.34133/remotesensing.0729]
- Li Z-L, Leng P, Zhou C, Chen K-S, Zhou F-C and Shang G-F. 2021. Soil moisture retrieval from remote sensing measurements: Current knowledge and directions for the future. *Earth-Science Reviews*, 218: 103673.
- Liu J, Chai, L, Lu Z, Liu S, Qu Y, Geng D, Song Y, Guan Y, Guo Z and Wang J. 2019. Evaluation of SMAP, SMOS-IC, FY3B, JAXA,

- and LPRM Soil moisture products over the Qinghai-Tibet Plateau and Its surrounding areas. *Remote Sensing*, 11(7): 792.
- Liu Y Y, Parinussa R, Dorigo W A, De Jeu B A, Wagner W, Van Dijk A, McCabe M F and Evans J. 2011. Developing an improved soil moisture dataset by blending passive and active microwave satellite-based retrievals. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(2): 425 - 36.
- Ma H, Zeng J, Zhang X, Peng J, Li X, Fu P, Cosh M H, Letu H, Wang S and Chen N. 2024. Surface soil moisture from combined active and passive microwave observations: Integrating ASCAT and SMAP observations based on machine learning approaches. *Remote Sensing of Environment*, 308: 114197.
- McColl K A, Vogelzang J, Konings A G, Entekhabi D, Piles M and Stoffelen A. 2014. Extended triple collocation: Estimating errors and correlation coefficients with respect to an unknown target. *Geophysical Research Letters*, 41(17): 6229 - 36.
- Mousa B, Shu H, Freeshah M and Tariq A. 2020. A novel scheme for merging active and passive satellite soil moisture retrievals based on maximizing the signal to noise ratio. *Remote Sensing*, 12(22): 3804.
- Premoli A and Tavella P. 1993. A REVISITED 3-CORNERED HAT METHOD FOR ESTIMATING FREQUENCY STANDARD INSTABILITY. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 42(1): 7 - 13. [DOI: 10.1109/19.206671]
- PUG. 2021. ESA Climate Change Initiative Plus Soil Moisture.
- Rodell M, Houser P, Jambor U, Gottschalck J, Mitchell K, Meng C-J, Arsenault K, Cosgrove B, Radakovich J and Bosilovich M. 2004. The global land data assimilation system. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(3): 381 - 94.
- Rong J, Zeng J, Chen K S, Ma H, Shi P, Letu H, Zhang X, Gu X, Bi H and Zhang C. 2025. Synergizing machine learning and interpolation methods: A Stacking framework for global-scale satellite soil moisture gap filling. *Remote Sensing of Environment*, 331: 115040.
- Santi E, Paloscia S, Pettinato S, Brocca L, Ciabatta L and Entekhabi D. 2018. Integration of microwave data from SMAP and AMSR2 for soil moisture monitoring in Italy. *Remote Sensing of Environment*, 212: 21 - 30.
- Scipal K, Holmes T, De Jeu R, Naeimi V and Wagner W. 2008. A possible solution for the problem of estimating the error structure of global soil moisture data sets. *Geophysical Research Letters*, 35(24)
- Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, Hirschi M, Jaeger E B, Lehner I, Orlowsky B and Teuling A J. 2010. Investigating soil moisture - climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews*, 99(3-4): 125 - 61.
- Shangguan Y, Min X and Shi Z. 2023. Inter-comparison and integration of different soil moisture downscaling methods over the Qinghai-Tibet Plateau. *Journal of Hydrology*, 617: 129014.
- Shi P F. 2023. Fusion Algorithm of Active and Passive Microwave Soil Moisture Products Based on Multiple Strategies. University of Chinese Academy of Sciences.
- 石鹏飞. 2023. 基于多种策略的主被动微波土壤水分产品融合算法研究. 中国科学院大学.
- Stoffelen A. 1998. Toward the true near-surface wind speed: Error modeling and calibration using triple collocation. *Journal of geophysical research: oceans*, 103(C4): 7755 - 66.
- Su C H, Ryu D, Crow W T and Western A W. 2014. Beyond triple collocation: Applications to soil moisture monitoring. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119(11): 6419 - 39.
- Sun H, Zhou B C, Li H, 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]
- Tavella P and Premoli A. 1994. Estimating the instabilities of N clocks by measuring differences of their readings. *Metrologia*, 30(5): 479.
- Wagner W., Lemoine G. and Rott H. 1999. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. *Remote sensing of environment*, 70(2): 191-207.
- Wagner W., Hahn S., Kidd R., Melzer T., Bartalis Z., Hasenauer S. and Rubel F. 2013. The ASCAT soil moisture product: A review of its specifications, validation results, and emerging applications. *Meteorologische Zeitschrift*, 22: 5-33.
- Wang P, Zeng J, Chen K S, Ma H, Zhang X, Shi P, Peng C and Bi H. 2024. Global-Scale Assessment of Multiple Recently Developed/Reprocessed Remotely Sensed Soil Moisture Datasets. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 1 - 18. [DOI: 10.1109/TGRS. 2024.3361890] Xu T., Guo Z., Xia Y., Ferreira V G., Liu S., Wang K., Yao Y., Zhang X and Zhao C. 2019 Evaluation of twelve evapotranspiration products from machine learning, remote sensing and land surface models over conterminous United States. *Journal of Hydrology*, 578: 124105.
- Yao C L, Li Q, Luo Z C, Wang C R, Zhang R and Zhou B Y. 2019. Uncertainties in GRACE-derived terrestrial water storage changes over mainland China based on a generalized three-cornered hat method. *Chinese Journal of Geophysics* 62(03): 883 - 97.
- 姚朝龙, 李琼, 罗志才, 王长委, 张瑞, 周波阳. 2019. 利用广义三角帽方法评估GRACE反演中国大陆地区水储量变化的不确定性. *地球物理学报*, 62(03): 883 - 97. [DOI: https://doi.org/10.6038/cjg2019L0454]
- Yilmaz M, Crow W, Anderson M and Hair G. 2012. An objective methodology for merging satellite and model-based soil moisture products. *Water Resources Research*, 48(11)
- Zeng J, Li Z, Chen Q, Bi H, Qiu J and Zou P. 2015. Evaluation of remotely sensed and reanalysis soil moisture products over the Tibetan Plateau using in-situ observations. *Remote Sensing of Environment*, 163: 91 - 110. [DOI: https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.03.008]
- Zeng J., Chen K, Cui C and Bai X. 2020. A Physically Based Soil Moisture Index From Passive Microwave Brightness Temperatures for Soil Moisture Variation Monitoring. *IEEE Transactions*

- on Geoscience and Remote Sensing, 58: 2782 – 2795.
- Zeng J, Shi P, Chen K S, Ma H, Bi H and Cui C. 2022a. On the Relationship Between Radar Backscatter and Radiometer Brightness Temperature From SMAP. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60: 1 – 16. [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3115140]
- Zeng J Y, Shi P F, Chen K S, Ma H L, Bi H Y and Cui C Y. 2022b. Assessment and Error Analysis of Satellite Soil Moisture Products Over the Third Pole. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60 [DOI: 10.1109/tgrs.2021.3116078]
- Zhang C, Zeng J, Shi P, Ma H, Letu H, Zhang X, Wang P, Bi H and Rong J. 2025. Global-scale gap filling of satellite soil moisture products: Methods and validation. Journal of Hydrology, 653: 132762.
- Zhang R, Kim S, Sharma A and Lakshmi V. 2021. Identifying relative strengths of SMAP, SMOS-IC, and ASCAT to capture temporal variability. Remote Sensing of Environment, 252: 112126.
- Zhao J X, Guo Z X, He X L, Xu T R, Liu S M and Xu Z W. 2019. Uncertainty Assessment of Temperature and Precipitation Reanalysis Data in Heihe River Basin. Journal of Arid Meteorology 37 (4): 529.
- 赵静学, 郭枝虾, 和鑫磊, 徐同仁, 刘绍民, 徐自为. 2019. 黑河流域气温和降水再分析数据的不确定性评估. 干旱气象, 37(4): 529
- Zhao J, Yu L, Xu J C, Wang G Q, Shao Y H and Yang L. 2023. Multi-source precipitation data fusion analysis and application based on Bayesian-Three Cornered Hat method. Advances in Water Science 34(05): 685 – 96.
- 赵君, 刘雨, 徐进超, 李国庆, 邵月红, 杨林. 2023. 基于贝叶斯三角帽法的多源降水数据融合分析及应用. 水科学进展, 34(05): 685 – 96. [DOI: 10.14042/j.cnki.32.1309.2023.05.004]
- Zhao W, Wen F P, Cai J F. 2022. Methods, progresses, and challenges of passive microwave soil moisture spatial downscaling. National Remote Sensing Bulletin, 26(9): 1699 – 1722.
- 赵伟, 文凤平, 蔡俊飞. 2022. 被动微波土壤水分遥感产品空间降尺度研究: 方法、进展及挑战. 遥感学报, 26(9): 1699 – 1722. [DOI: 10.11834/jrs.20210515]
- Zhu L, Li W, Wang H, Deng X, Tong C, He S and Wang K. 2022. Merging microwave, optical, and reanalysis data for 1 km daily soil moisture by triple collocation. Remote Sensing, 15(1): 159.

Global-scale comparison of different fusion algorithms of active and passive microwave soil moisture products

CUI Qunpeng^{1,2}, ZENG Jianguan¹, SHI Pengfei³, ZHANG Chunlin^{1,2}, WANG Panshan^{1,2}, RONG Jiaming^{1,2}, MA Hongliang⁴, BI Haiyun⁵

1.State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3.Yellow River Engineering Consulting Company Ltd., Zhengzhou 450003, China;

4.Department of Biology, University of Copenhagen, Copenhagen DK – 2100, Denmark;

5.State Key Laboratory of Earthquake Dynamics, Institute of Geology, China Earthquake Administration, Beijing 100029, China

Abstract: (Objective) Soil moisture is a key regulatory factor in the energy exchange between multiple layers of the Earth system. Active and passive microwave signals provide complementary information due to their different responses to soil moisture, and integrating these two types of signals to generate high-accuracy soil moisture products with excellent spatiotemporal coverage is a current research focus and challenge. Mathematical error measurement approaches have shown great potential in this integration process, as they can derive product error metrics relative to true values under certain assumptions. However, limited research has compared the performance and discrepancies of these error measurement methods when combined with different fusion algorithms in terms of fusion product accuracy. This study aims to address this research gap. (Method) Three mathematical error measurement methods, namely the Extended Triple Collocation (ETC) method, Double Instrumental Variable (IVd) method, and Three-Cornered Hat (TCH) method, were employed to evaluate the passive microwave-based SMAP and active microwave-based ASCAT soil moisture products on a global scale, and their spatial distribution patterns of accuracy were revealed. Subsequently, three main fusion algorithms (the minimum random error variance method, the maximum correlation coefficient method, and the maximum signal-to-noise ratio method) were used to generate soil moisture fusion products. The impact of different mathematical error measurement methods on the performance of fusion algorithms was systematically analyzed. (Result) The results show that: 1) The spatiotemporal coverage of all fusion products is significantly enhanced. Among them, the combination of the TCH method and the minimum random error variance method outperforms the original single active and passive products in all error metrics (including unbiased root mean square error, root mean square error, and bias) except for the correlation coefficient (R); 2) Most fusion products exhibit superior performance compared to the ASCAT product and comparable accuracy to the SMAP product; 3) Except for the maximum signal-to-noise ratio method based on IVd, the fusion methods based on TCH are generally superior to those based on ETC and IVd. (Conclusion) This study clarifies the impact of different mathematical error metrics on the performance of soil moisture fusion products, providing a theoretical basis and methodological support for the fusion of active and passive microwave soil moisture products.

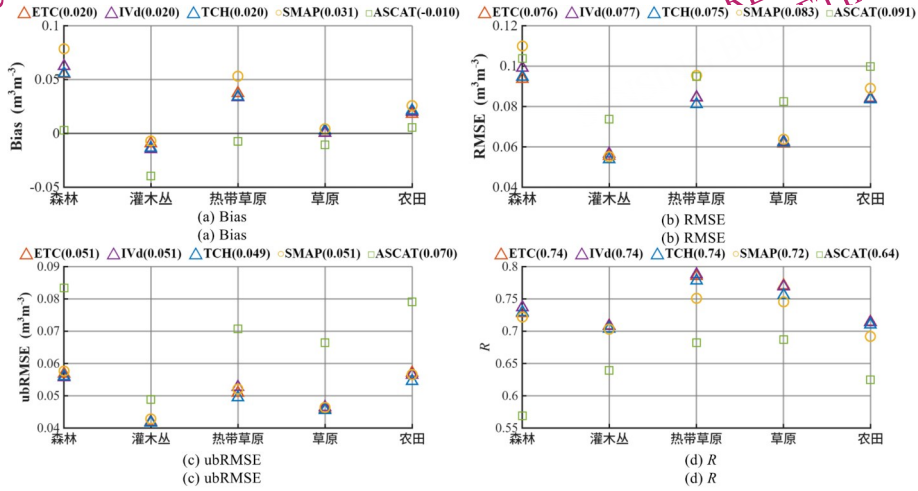
Key words: soil moisture, fusion algorithm, assessment method, microwave remote sensing, global scale, the minimum random error variance method, the maximum correlation coefficient method, the maximum signal-to-noise ratio method

Supported by Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42422106, and 41971317)

附录

www.ygxb.ac.cn

NATIONAL REMOTE SENSING BULLETIN 遥感学报

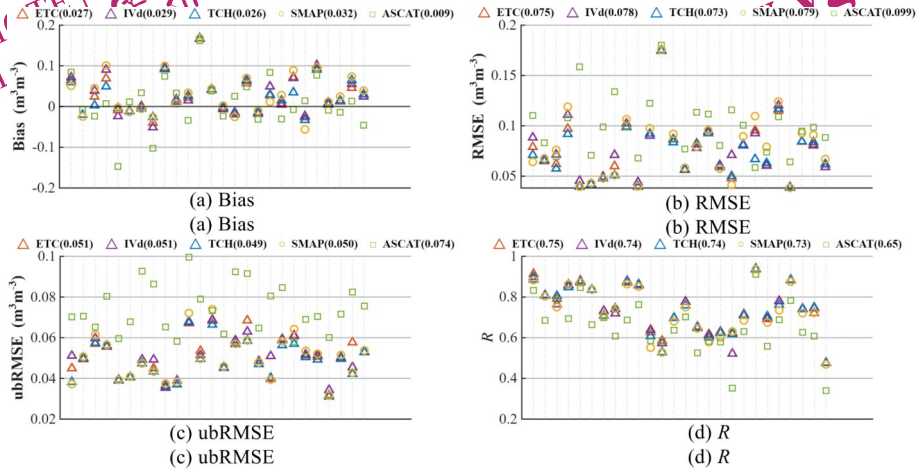


附图1 基于不同数学度量方法的最小化随机误差方差法初步融合产品和原始主被动产品在不同下垫面误差指标对比图

Fig.S1 Error metric comparisons of original active and passive products, and active-passive fused products derived from the minimum random error variance method using different mathematical error measurement approaches under various underlying surfaces

NATIONAL REMOTE SENSING BULLETIN 遥感学报

www.ygxb.ac.cn

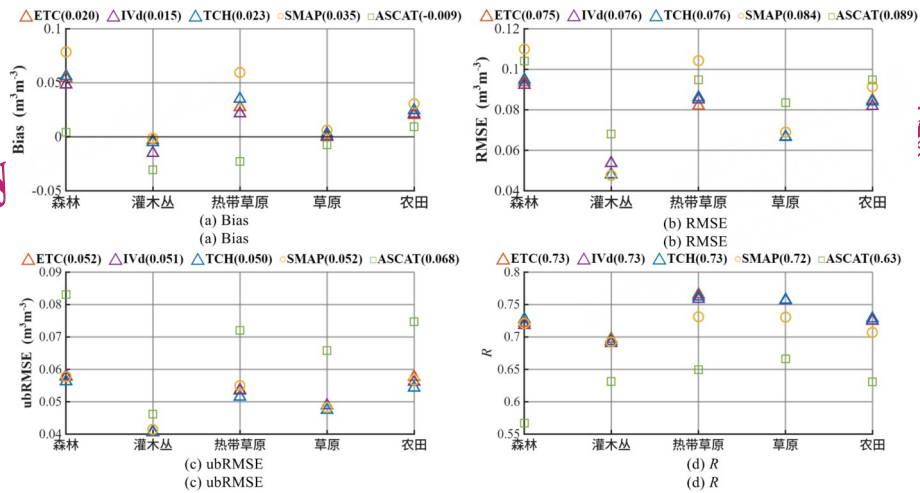


附图2 基于不同数学度量方法的最小化随机误差方差法初步融合产品和原始主被动产品在不同观测网误差指标对比图

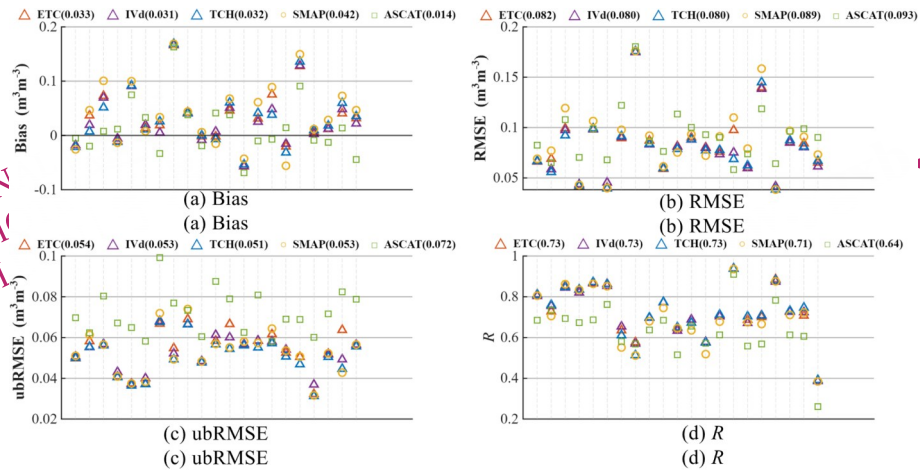
Fig.S2 Error metric comparisons of original active and passive products, and active-passive fused products derived from the minimum random error variance method using different mathematical error measurement approaches across different observational networks

www.ygxb.ac.cn

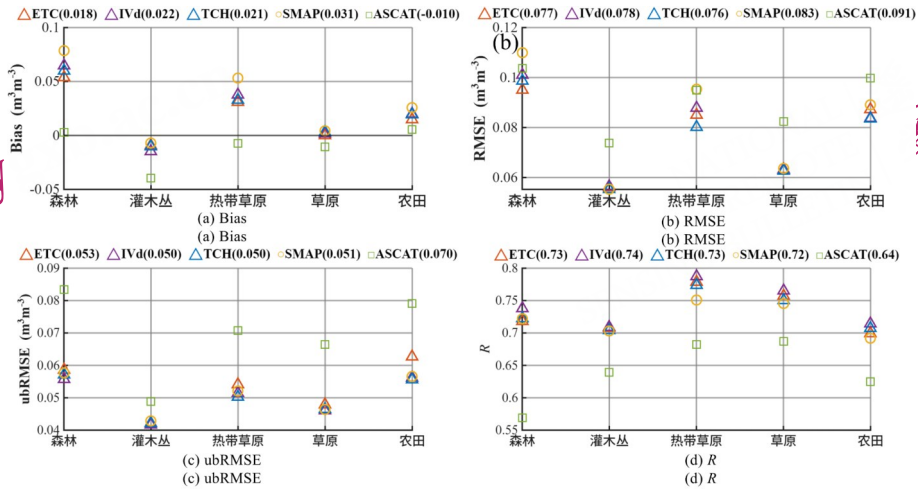
NATIONAL REMOTE SENSING BULLETIN 遥感学报



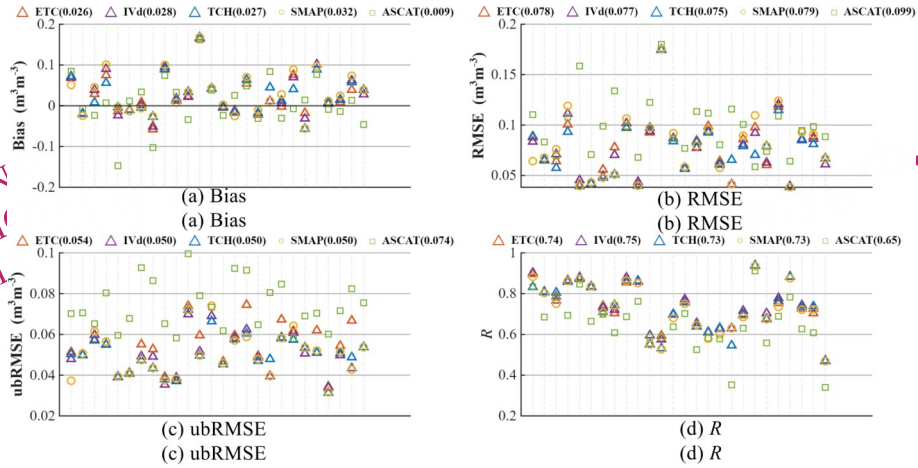
附图3 基于不同数学度量方法的最大化相关系数法初步融合产品和原始主被动产品在不同下垫面误差指标对比图
 Fig.S3 Error metric comparisons of original active and passive products , and active-passive fused products derived from the maximized correlation coefficient method using different mathematical error measurement approaches under various underlying surfaces



附图4 基于不同数学度量方法的最大化相关系数法初步融合产品和原始主被动产品在不同观测网的误差指标对比图
 Fig.S4 Error metric comparisons of original active and passive products , and active-passive fused products derived from the maximized correlation coefficient method using different mathematical error measurement approaches across different observational networks



附图5 基于不同数学度量方法的最大化信噪比法初步融合产品和原始主被动产品在不同下垫面误差指标对比图
 Fig.S5 Error metric comparisons of original active and passive products, and active-passive fused products derived from the maximized signal-to-noise ratio method using different mathematical error measurement approaches under various underlying surfaces



附图6 基于不同数学度量方法的最大化信噪比法初步融合产品和原始主被动产品在不同观测网误差指标对比图
 Fig.S6 Error metric comparisons of original active and passive products, and active-passive fused products derived from the maximized signal-to-noise ratio method using different mathematical error measurement approaches across different observational networks

www.ygxb.ac.cn

NATIONAL REMOTE SENSING BULLETIN | 遥感学报