

引 用 格 式:Huang Jianting, Yang Na, Ma Chao. Study on the Difference Characteristics between SMAP L2 Multi-scale Soil Moisture Data and ISMN Filed Measurement[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(6):1392-1403.[黄健庭, 杨娜, 马超. SMAP L2 多尺度土壤水分数据与 ISMN 实测数据的差异特征研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(6):1392-1403.]
DOI:10.11873/j.issn.1004-0323.2022.6.1392

SMAP L2 多尺度土壤水分数据与 ISMN 实测数据的差异特征研究

黄健庭, 杨 娜, 马 超

(河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454000)

摘要:SMAP 卫星的二级(L2)土壤水分数据是直接反演结果, 能够从模型、算法、参数等多方面体现其对土壤水分反演的综合能力。在这一级别下, SMAP 设计了包括 L2_SM_P(36 km)、L2_SM_P_E(9 km)和 L2_SM_SP(3 km 和 1 km)在内的多种尺度的土壤水分数据, 能满足不同的实验和应用需求。以 ISMN 地面实测土壤水分数据作为对比参照, 以偏差(Bias)、均方根误差(RMSE)、无偏均方根误差(ubRMSE)和相关系数(R)作为分析指标, 分析了 SMAP L2 土壤水分数据和 ISMN 实测数据间的差异表现。结果显示:在不同静态条件下(气候类型、土壤性质和植被类型), 植被对差异的影响最大, 土壤性质的影响最小;在不同动态条件下(土壤水分、植被光学厚度和地表温度), 植被光学厚度和土壤水分对差异影响较大, 地表温度的影响较小;在 4 种 SMAP L2 土壤水分数据中, 9 km 数据与 ISMN 实测数据的差异最小, 其次是 36、3、1 km 尺度的数据;结合静态条件和动态条件来看, 36 km 和 9 km 尺度的数据与 ISMN 实测数据的差异情况类似, 3 km 和 1 km 数据差异情况类似。

关 键 词:土壤水分; SMAP; ISMN; 差异特征

中图分类号: TP701 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)06-1392-12

1 引 言

土壤水分是水文、生物和地球理化过程中的重要变量, 在地表和大气能量交互过程中起着重要作用^[1]。已有的研究表明, 土壤水分影响着土壤碳元素的循环过程^[2-6]、土壤内微生物的分布情况^[7]、水资源的分配^[8-10]以及植物生长^[11-13]。同时, 土壤水分还是天气预报的重要参量, 主要表现在对极端天气的预测^[14-15]和对于旱事件的预报和估计^[16-19]。因此高效准确地获取大尺度、高精度、长时序的土壤水分信息, 对于深入理解土壤水分在地球环境中的作用十分关键。

SMAP(Soil Moisture Active Passive)是隶属于美国航天局(NASA)的土壤水分专题卫星, 于 2015 年 1 月 31 日发射。搭载一个 L 波段雷达(1.26 GHz)和一个 L 波段微波辐射计(1.41 GHz), 旨在获取全球范围内的土壤水分信息并进行地表冻融状态监测^[20]。

SMAP 卫星于 2015 年 4 月正式开始提供数据, 针对土壤水分设置了 L2、L3、L4 3 个等级, 均以 EASE-Grid 2.0^[21]进行空间组织, 尺度包括 36、9、3 和 1 km。L2 土壤水分数据是以 L1C 亮温数据为主要输入量, 结合其他辅助参数得到的反演结果, 包括被动微波土壤水分数据^[22](L2_SM_P, 36 km)、增

收稿日期:2022-03-21;修订日期:2022-10-24

基金项目: NSFC—区域创新发展联合基金重点项目(U21A20108)。

作者简介: 黄健庭(1998—), 男, 河南新县人, 硕士研究生, 主要从事微波遥感土壤水分反演与应用研究。E-mail: hjt19980419@163.com

通讯作者: 杨 娜(1980—), 女, 黑龙江大庆人, 博士, 讲师, 主要从事微波遥感土壤水分反演与应用研究。E-mail: yangna@hpu.edu.cn

强型被动微波土壤水分数据^[23](L2_SM_P_E, 9 km)以及SMAP与Sentinel-1相结合的主被动微波土壤水分数据^[24](L2_SM_SP, 3 km和1 km)。L3土壤水分数据是基于L2数据的单日合成结果,包括以L2_SM_P数据合成的L3_SM_P数据(36 km)和以L2_SM_P_E数据合成的L3_SM_P_E数据(9 km)。L4土壤水分数据是结合地球物理模型的模拟数据^[25](9 km),与L2和L3数据不同的是,L4数据不仅包括表层土壤水分,还包括根区土壤水分。

SMAP L2土壤水分数据没有引入如L3、L4数据的合成处理,对SMAP土壤水分反演算法具有直接的性能反映;同时该级别下土壤水分数据涵盖36、9、3和1 km 4种空间尺度,相较于L3和L4土壤水分数据更为丰富。当前,针对SMAP土壤水分数据的验证和差异分析研究主要是以地面实测数据为参考,根据研究对象的不同,可分为以下两个方面:

(1)仅针对SMAP土壤水分数据的验证、精度评估以及相关的误差来源分析研究。主要是将SMAP L2/L3土壤水分数据与地面实测土壤水分数据进行比较。实测数据主要来源有SMAP核心验证站(Core Validation Site, CVS)、密集实测站网和稀疏实测站网。

由于CVS是专门针对SMAP数据的验证站,具有较高的精度和站点密度,较多验证工作均认为SMAP土壤水分数据接近标称精度要求($0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$)^[26-29]。而利用密集站网实测数据对SMAP数据的验证和评估同样反映了SMAP数据精度符合标称精度要求^[30-32]。在基于稀疏网络的验证研究中^[33-34],由于分布在单个SMAP格网内的地面实测站点较少,站点尺度的地面实测与SMAP反演结果相比存在较大差异,但由于稀疏站网的分布范围广泛、涉及不同的气候和地面条件,这种方式下的对比结果可在一定程度上弥补CVS和密集站网在空间上分布范围小的劣势,更加能反映出SMAP数据在多条件下的整体性能表现。

(2)针对SMAP和非实测土壤水分数据的验证。非实测土壤水分数据主要包括基于其他卫星平台的微波土壤水分反演数据(如SMOS、ASCAT、AMSR-E、AMSR-2等)、合成数据(如ESA CCI)以及通过地球物理模型模拟得到的数据等多种类型。所采用的方法也多是以地面实测数据为参考,进行各种数据间的差异比较。

SMAP土壤水分数据与某一种土壤水分数据的比较,主要通过二者差异对比来进一步诠释不同卫星原始观测能力上的差别以及各自土壤水分反演算法的不同之处^[35-37]。SMAP土壤水分数据与多种数据的比较,旨在探查不同背景条件下(气候、区域、植被等)土壤水分数据的差异表现,进而分析数据及算法的优缺之处,为算法改进建议提供依据、为相关研究提供数据选用策略^[38-45]。

总体上,当前关于SMAP土壤水分数据的研究,集中于验证或对比分析,且大多数关注被动土壤水分产品(36 km)。为了丰富这方面的研究工作,研究不仅加入了9 km的SMAP增强型被动数据,还引入了较少受关注的3 km和1 km的SMAP-Sentinel-1主被动数据;以ISMN地面实测土壤水分数据作为对比参考,选择气候类型、土壤性质(砂土和黏土含量)和植被类型作为静态条件(环境因子),辅以土壤水分、植被光学厚度、地表温度等动态参量(辐射传输过程参量),系统研究了SMAP L2土壤水分数据与ISMN地面实测数据在多条件下的差异特征,并对空间尺度差异进行初步讨论。

2 数据

研究所使用的数据有3大类,分别为:

(1)ISMN实测数据,需使用的参量有土壤水分(5 cm或5.08 cm层深),用于作为与SMAP土壤水分数据进行对比的参照;以及土壤温度(5 cm或5.08 cm层深)和气候类型(Köppen-Geiger气候分类标准),用于作为差异分析的动态和静态背景条件。

(2)SMAP L2土壤水分数据,包括L2_SM_P (Version 7, 36 km)、L2_SM_P_E (Version 4, 9 km)和L2_SM_SP (Version 3, 3 km和1 km)3种类型共4种不同尺度的数据,需使用的参量有土壤水分,用于与ISMN实测土壤水分数据进行差异分析;以及地表温度和植被光学厚度,用于作为差异分析的动态背景条件。

(3)SMAP L4数据 (Version 5),使用的参量有黏土含量、砂土含量和植被类型,用于作为差异分析的静态背景条件。

2.1 ISMN数据

国际土壤水分网络ISMN(International Soil Moisture Network)是建立和维护全球实测土壤水分数据集的国际合作组织,收集和发布来自全球各地的土壤水分实测数据,为数据、算法、模型的验证

和改进提供关键数据支撑^[46-47]。目前 ISMN 汇集了全球 70 多个站网,超过 2 800 多个站点的实测数据,除实测土壤水分外,还含有土壤温度、气温、观测站点所处气候类型和土壤性质等参量。

研究使用 2018 年的 ISMN 实测数据数据 (<https://ismn.earth/en/>)。由于一般认为 L 波段的穿透深度约为 5 cm^[48],在此选用 5 cm 层深的 ISMN 土壤水分数据(m^3/m^3 ,部分观测站网为 5.08 cm)。考虑到土壤冻融的影响,研究还选用了相应层深的土壤温度数据($^{\circ}\text{C}$)。针对每个站点,ISMN 还提供其所在处气候类型信息,参考 Köppen-Geiger 气候分类标准^[49],共设置了 3 级分类标准,共 5 个大类、27 个子类。

2.2 SMAP L2 数据

采用 2018 年的 SMAP L2 土壤水分数据 (<https://nsidc.org/data/smap/data>),包括 3 种类型,分别为被动数据 L2_SM_P、增强型被动数据 L2_SM_P_E 和主—被动数据 L2_SM_SP;这 3 种都来自单通道反演算法。

均以 EASE Grid 2.0 格网体系进行空间组织,其中,L2_SM_P 数据以半轨形式输出,格网尺度为 36 km, L2_SM_P_E 数据同样采用半轨输出形式,格网尺度为 9 km, L2_SM_SP 数据格网尺度为 3 km 和 1 km。研究使用 3 种 SMAP L2 数据中的土壤水分(m^3/m^3)、地表温度(K)和植被光学厚度 3 项参量。

2.3 SMAP L4 数据

SMAP L4 数据中含有地表静态参数、表层和根区土土壤水分数据,也采用 EASE Grid 2.0 格网体系进行空间组织,格网尺度为 9 km。L4 数据由 3 部分组成,分别为地球物理数据、分析数据和陆地模型常数数据。

研究使用了陆地模型常数中的黏土含量、砂土含量和植被类型 3 项参量作为稳定背景参量。黏土和砂土为百分比,数值范围为 0—1,植被类型参考了 IGBP(The MODIS International Geosphere Biosphere Programme)的分类标准,共包括 17 种类型^[50]。

3 数据处理及方法

3.1 ISMN 数据质量控制

根据 SMAP L2_SM_SP 数据的覆盖范围为 60°S — 60°N ,因此只保留分布在 60°S — 60°N 区间内

的站点;并且由于无法权衡站点内重复测量之间的关系,针对 5 cm 或 5.08 cm 层深,要求每个站点的土壤水分和土壤温度传感器唯一;同时针对站点筛选设置了以下控制条件:

(1)针对土壤水分(5 cm 或 5.08 cm 层深),质量标志为“G”的样本数高于年度理论样本数的 50% ($365 \times 24 \times 50\%$),从而保证观测的可靠性和样本量。

(2)针对土壤温度(5 cm 或 5.08 cm 层深),质量标志为“G”且大于 5°C 的样本数高于年理论样本数的 50%,从而避免土壤冻结的影响。

最终有来自 9 个站网的 250 个站点通过了质量控制,其基本信息和空间分布如表 1 和图 1 所示。这些站点大部分位于美国,主要来自于 SNOTEL、SCAN 和 USCRN 3 个站网,共计 208 个站点;16 个站点位于法国,来自于 SMOSMANIA 和 FR-Aqui 站网;12 个站点位于奥地利,属于 HOAL 站网;6 个位于波兰,属于 BIEBRZA-S-1 站网;8 个来自于我国的 MAQU 和 NGARI 站网。

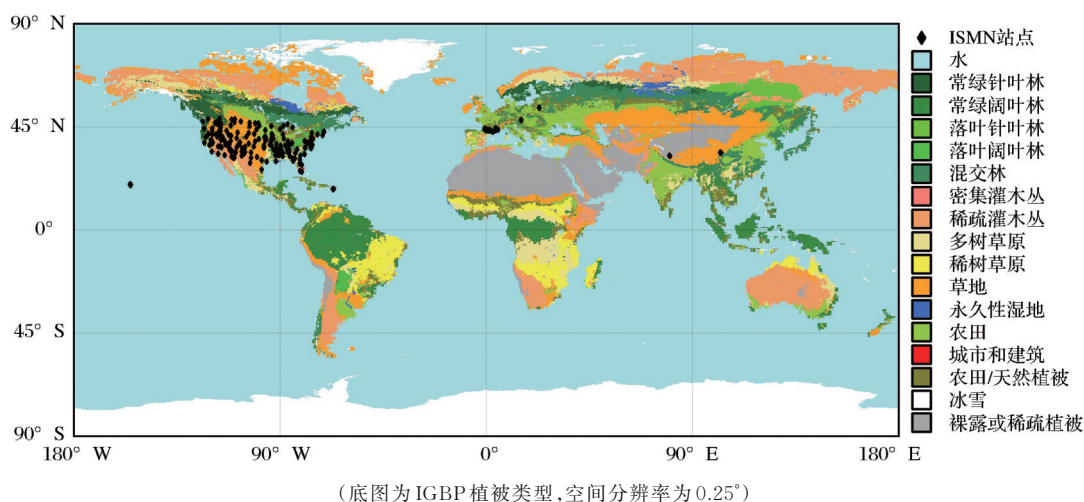
表 1 通过质量控制的 ISMN 站点
Table 1 ISMN stations pass quality control

观测网络	国家	数量
SCAN	美国	71
SNOTEL	美国	48
USCRN	美国	89
SMOSMANIA	法国	14
FR-Aqui	法国	2
HOAL	奥地利	12
BIEBRZA-S-1	波兰	6
NGARI	中国	4
MAQU	中国	4

3.2 多源数据的时空匹配

研究选用的数据具有不同的时间和空间属性,需要统一。在空间上,ISMN 实测数据以经纬度标记站点位置,SMAP L2 数据则以经纬度标记格点中心坐标,采用最邻近原则,以 ISMN 站点位置为参照,搜索中心与其最邻近的 SMAP 网格,实现空间匹配。需要说明的是,有些 SMAP 格点内可能落入多个非均匀或密集分布的 ISMN 站点,但考虑到这种情况较少且无法估计权重关系,统一采用 ISMN 站点与 SMAP 格点的一对一匹配。

在时间上,ISMN 实测数据配置了 UTC 整小时时间戳(如 2018/08/08 05:00),SMAP L2_SM_P 和 L2_SM_P_E 数据附有精确的 UTC 时间戳(如



(底图为IGBP植被类型,空间分辨率为0.25°)

图1 通过质量控制的ISMN站点分布情况

Fig.1 Distribution of ISMN stations pass quality control

2018-08-22T00:52:55.335Z),而L2_SM_SP数据则兼有SMAP和Sentinel-1观测时间戳,因此,仍以ISMN时间戳为参照,将SMAP数据的时间戳划归至整小时,之后基于时间相同原则进行匹配。

3.3 静态辅助参数预处理

采用SMAP L4数据中的黏土、砂土含量和植被类型数据作为静态背景参量。SMAP L4数据网格尺度为9 km,与L2_SM_P_E数据一致,由于SMAP L4数据与L2_SM_P和L2_SM_SP数据网格尺度存在差别,因此需要进行SMAP L4数据的尺度处理。

SMAP数据各空间尺度的网格可实现整倍数级嵌套,对于L2_SM_P_E和L2_SM_SP数据,其黏土、砂土含量和植被类型与对应的L4网格内的数据保持一致,不做其他处理。对36 km空间尺度的L2_SM_P数据,为准确反映其网格对应的地面状态,需进行以下处理:

(1)根据SMAP数据网格的整倍数级嵌套关系,计算出每个36 km网格嵌套的16个9 km网格行列号。

(2)针对黏土、砂土含量,计算每组16个9 km网格内的黏土、砂土含量的算术平均值,得到对应36 km格网内的黏土、砂土含量。

(3)针对植被类型,查看每组16个9 km网格的植被类型情况,实际上,每个36 km格网嵌套下的16个9 km格网植被类型类型情况保持一致。

3.4 质量评价指标

选择4种评价指标进行差异特征分析,分别为平均偏差(Bias)、均方根误差(RMSE)、无偏均方根

误差(ubRMSE)和皮尔逊相关系数(R),计算方法如下。式中 θ_{SMAP} 表示SMAP L2土壤水分, θ_{ISMN} 表示ISMN土壤水分, $E[\cdot]$ 表示算术平均值, σ 表示标准差。

$$\text{Bias} = E[\theta_{\text{SMAP}}] - E[\theta_{\text{ISMN}}] \quad (1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{E[(\theta_{\text{SMAP}} - \theta_{\text{ISMN}})^2]} \quad (2)$$

$$\text{ubRMSE} = \sqrt{\text{RMSE}^2 - \text{Bias}^2} \quad (3)$$

$$R = \frac{E[(\theta_{\text{SMAP}} - E[\theta_{\text{SMAP}}])(\theta_{\text{ISMN}} - E[\theta_{\text{ISMN}}])]}{\sigma_{\text{SMAP}} \sigma_{\text{ISMN}}} \quad (4)$$

4 结果与讨论

研究设置了两类环境条件,一类为静态条件,包括气候类型、土壤性质(黏土、砂土含量)和植被类型等环境因子;另一类为动态条件,包括土壤水分、地表温度和植被光学厚度等辐射传输过程参量。

4.1 静态条件影响

将气候类型、土壤性质和植被类型视为静态条件。气候类型根据ISMN数据提供的原始Köppen-Geiger分类的一级气候类型进行统计,其中分布于干旱气候的站点为51个、寒冷气候为88个、温带气候为85个、极地气候为2个、热带气候为6个,分类依据可见参考文献[49]。土壤性质根据其黏土和砂土含量进行分级,具体情况见表2和表3。由于对36 km数据相应网格内的土壤性质情况进行了平均处理,而9.3和1 km数据对应网格内的土壤性质条件保持一致,因此在表2、表3中分别进行了统计,可以看出黏土和砂土分数总体呈负相关。植被类型在原始IGBP分类的基础上进行了分类合并,具体

情况见表 4, 由于湿地对土壤水分反演有较大影响, 因此湿地不在本文讨论中。

表 2 土壤性质(黏土)分类情况

Table 2 Classification of soil properties (clay)

黏土含量	网格边长	数量	砂土平均含量
0—0.1	36 km	21	0.74
	9,3,1 km	27	0.78
0.1—0.2	36 km	68	0.49
	9,3,1 km	43	0.46
0.2—0.3	36 km	102	0.39
	9,3,1 km	103	0.37
>0.3	36 km	41	0.24
	9,3,1 km	59	0.23

表 3 土壤性质(砂土)分类情况

Table 3 Classification of soil properties (sandy)

砂土含量	网格边长	数量	黏土平均含量
0—0.2	36 km	33	0.32
	9,3,1 km	43	0.37
0.2—0.4	36 km	70	0.27
	9,3,1 km	93	0.27
0.4—0.6	36 km	91	0.21
	9,3,1 km	55	0.22
>0.6	36 km	38	0.11
	9,3,1 km	41	0.10

表 4 植被类型分类情况

Table 4 Classification of vegetation types

植被类型	IGBP 植被分类	数量	合计
多树草原	多树草原	12	12
	常绿针叶林	20	
森林	常绿阔叶林	5	51
	落叶阔叶林	3	
	混交林	23	
农田	农田	35	75
	农田/天然植被	40	
草地	草地	67	67
灌木	稀疏灌木丛	21	21
裸土	裸露或稀疏植被	5	5

为反映各种静态背景条件之间的关联情况,进行了各种静态背景条件的关联情况统计。图 2 为各种气候条件下的植被和土壤性质情况,在各种气候条件下,土壤性质情况类似,除极地气候条件外,其他 4 种气候条件下的黏土含量平均值在 0.23—0.27 区间内,砂土含量平均值在 0.41—0.45 之间;极地气候条件下土壤性质的不同可能是由于站点数较少造成的,因此不具有代表性。在各气候条件下,植被类型情况出现了较大变化,其中干旱气候条件下

主要的植被类型为草地和灌木;寒冷气候条件下主要植被类型为森林、农田和草地;温带气候条件下植被类型最为丰富,但农田为主要类型且绝大多数的多树草原分布在该气候条件下;极地气候条件下仅有两个 ISMN 站点(NGARI-SQ10 和 NGARI-SQ14),且植被均为裸土;热带气候条件下森林为主要植被类型。图 3 为各种植被条件下的土壤性质情况,农田和草地条件下的黏土含量要略高于其他植被类型,砂土含量明显低于其他植被条件;其他 4 种植被类型的土壤性质情况类似。

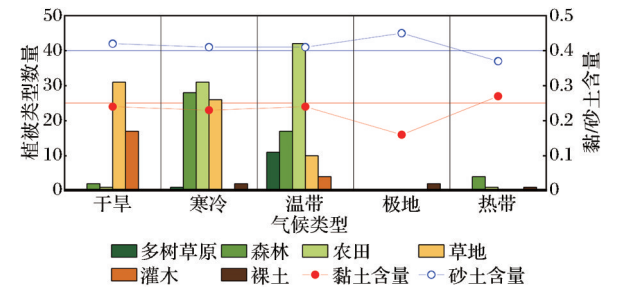


图 2 各气候类型下土壤性质和植被类型情况

Fig.2 Situation of soil properties and vegetation types under various climate types

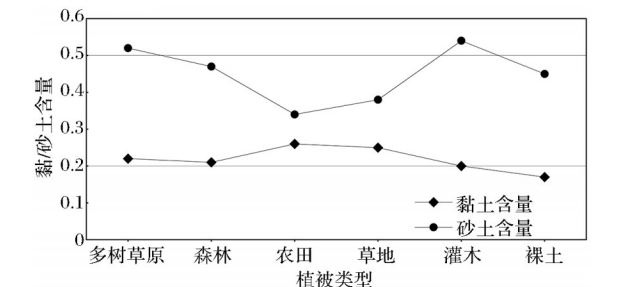


图 3 各植被类型下土壤性质情况

Fig.3 Situation of soil properties under various vegetation types

可见气候条件对植被类型有较大影响,但对土壤性质的影响不大;土壤性质对于植被类型的影响主要体现在农田和草地两种植被类型,这两种条件下黏土含量略高且砂土含量明显较低,其他植被类型的土壤性质接近,黏土含量均在 0.2 附近,砂土含量均在 0.5 附近。具体讨论见 4.1.1 至 4.1.3 小节。

4.1.1 气候类型

根据不同气候类型进行分类,计算每种气候条件下的差异分析指标平均值,结果如图 4 所示。其中 $Bias_P$ 和 $Bias_N$ 分别表示正、负平均偏差情况。

在不同气候条件下,SMAP L2 数据在极地气候条件下与 ISMN 实测数据差异最小,36,9 和 3 km 数

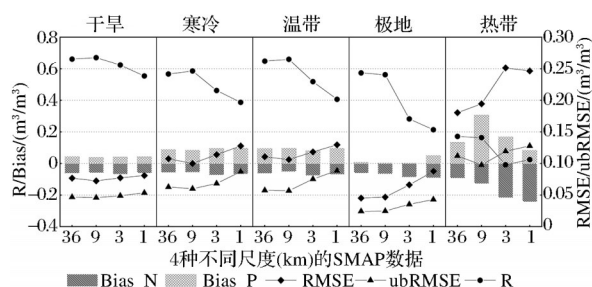


图4 不同气候条件下SMAP产品的精度表现情况

Fig.4 Accuracy performance of SMAP products under different climatic conditions

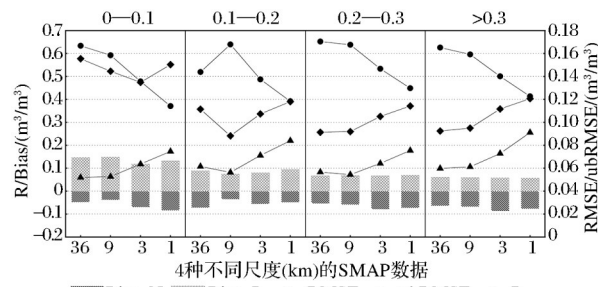
据的ubRMSE值均小于 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$,符合SMAP设置的精度要求,1 km数据的ubRMSE值为 $0.043 \text{ m}^3/\text{m}^3$,略高于 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$;但36 km和9 km数据的R值要明显高于3 km和1 km数据。在干旱气候条件下,4种数据表现较为接近,ubRMSE的值区间为 $0.045\text{—}0.055 \text{ m}^3/\text{m}^3$,略高于SMAP标称精度 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$,其他3项指标亦较为接近。寒冷和温带两种气候条件下,4种数据表现类似,并且ubRMSE值均在 $0.55\text{—}0.9 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,但温带气候条件下,整体R值略高。热带气候条件下4种产品表现均较差,ubRMSE值均在 $0.09 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 以上,且相关系数均在0.25以下。

对不同网格尺度的SMAP数据而言,整体表现为9 km数据差异最小,36 km数据次之,1 km数据差异最大;但在极地气候条件下,36 km数据要略优于9 km数据。通过不同评价指标发现,在极地和干旱两种气候条件下,出现明显的低估绝对值($Bias_N$)大于高估绝对值($Bias_P$),相应的具有更小的ubRMSE值;而在差异情况略大的寒冷和温带气候条件下,低估偏差绝对值要小于高估偏差值。

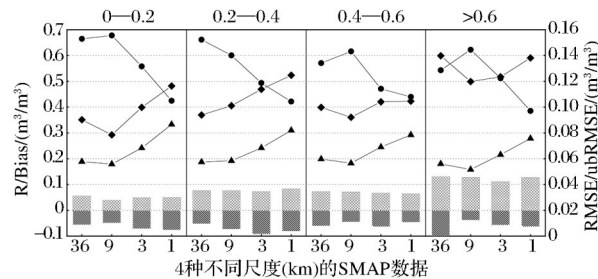
4.1.2 土壤性质

在不同黏土含量条件下(图5),除0.1—0.2区间,整体表现为36 km数据差异最小,且与9 km数据较为接近,1 km数据差异最大。随着黏土含量的增大, $Bias$ 的绝对值由 $Bias_P$ 大于 $Bias_N$ 变化为 $Bias_P$ 小于 $Bias_N$;RMSE值在低黏土条件下(0—0.1)较大,其他黏土含量条件下相差较小;ubRMSE值和R值整体为稳定。在不同砂土含量条件下(图6), $Bias$ 情况变化趋势与不同黏土含量条件下相反;在高砂土分数条件下(>0.6),RMSE值较大,其他条件下类似;ubRMSE值和R值整体稳定。

综合来看,在低黏土、高砂土含量的土壤性质条件下,4种尺度数据的RMSE值会有不同程度的增大,且Bias值会偏向高估。在各种土壤性质条件



(a) 不同黏土含量条件下SMAP产品的精度表现情况



(b) 不同砂土含量条件下SMAP产品的精度表现情况

图5 不同土壤性质条件下SMAP产品的精度表现情况

Fig.5 Accuracy performance of SMAP products under different soil properties

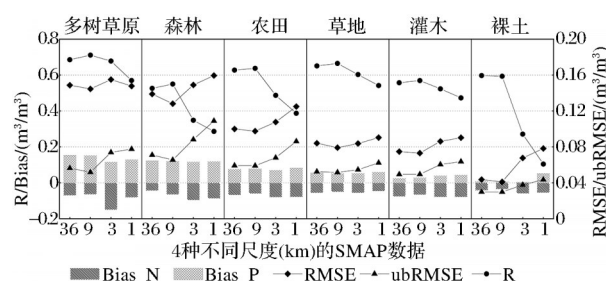


图6 不同植被类型条件下SMAP产品的精度表现情况

Fig.6 Accuracy performance of SMAP products under different vegetation types

下,ubRMSE值的差别不大,36 km和9 km数据的ubRMSE值较为接近,均在 $0.05\text{—}0.062 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,3 km数据的ubRMSE值在 $0.06\text{—}0.075 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,1 km数据的ubRMSE值 $0.07\text{—}0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间;R值整体情况与ubRMSE值类似,4种数据整体表现为9 km数据差异最小,36 km略差但接近9 km数据,1 km数据最大。

4.1.3 植被类型

在不同植被类型条件下(图6),SMAP L2数据与ISMN实测数据的差异表现按由大到小的顺序可排列为:多树草原、森林、农田、草地、灌木、裸土。并且在裸土条件下,36、9和3 km数据的ubRMSE值均在 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 以下,符合SMAP的标称精度要求,1 km数据ubRMSE值为 $0.0435 \text{ m}^3/\text{m}^3$,略高于 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$;36 km和9 km数据的RMSE值和R值

表现最好,1 km最差。在灌木和草地条件下,4种数据的RMSE,ubRMSE和 R 数值变化较小,并且灌木条件下的Bias值更加偏向低估。在农田条件下,4种尺度数据表现为9 km数据最好,36 km数据略差,1 km数据最差。多树草原和森林条件下,Bias绝对值和RMSE值均较大,ubRMSE值比其他植被条件下略大,但是在多树草原条件下,4种数据均有较高的相关系数 R 值。4种尺度的SMAP L2数据的整体差异情况为9 km最小,并且与36 km数据较为接近,1 km数据差异最大,与不同气候条件和土壤性质条件下的情况类似。

需要注意的是,植被类型为裸土的5个站点中,4个站点为NGARI站网的站点。这4个站点相对应的L2_SM_SP反演数据量和实际参与计算的数据量都大大低于平均水平;并且在实验过程中发现,该4个站点的L2_SM_SP土壤水分数据变化较小,如SQ08站点,绝大部分的3 km和1 km SMAP土壤水分数据值均为 $0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。虽然从Bias、RMSE和ubRMSE值来看,该植被类型情况下L2_SM_SP产品精度优于其他植被情况,但相关性 R 表现出了异常。基于这些原因,本研究认为关于裸土植被条件的研究,由于参考站点选择的问题,存在一定的局限性。

4.2 动态条件的影响

研究以ISMN实测土壤水分反映土壤水分变化情况、以植被光学厚度反映地面植被的稠密稀疏情况,以地表温度反映地表实时温度情况。在3种不同动态条件下,探究SMAP L2不同尺度土壤水分数据差异随动态条件的变化特征。未显示的RMSE与ubRMSE在变化上具有很强的相似性。

4.2.1 土壤水分

土壤水分变化区间为 $0-0.6 \text{ m}^3/\text{m}^3$,以 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 为步长划分为15个区间,SMAP L2土壤水分数据差异随土壤水分变化的情况如图7所示。4种数据整体变化情况类似,且36 km和9 km数据较为接近,3 km和1 km数据较为接近。

随着土壤水分的增大,4种数据的Bias值均在土壤水分为 $0.24 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 附近开始由正转负;并且当土壤水分值小于 $0.4 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 时,Bias值是逐渐变小的趋势,大于 $0.4 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 时,Bias的绝对值迅速变大。4种数据的ubRMSE值在土壤水分值为 $0.24-0.28 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 时最为接近,介于 $0.102-0.111 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间;当土壤水分值小于 $0.4 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 时,ubRMSE变化幅度较小,

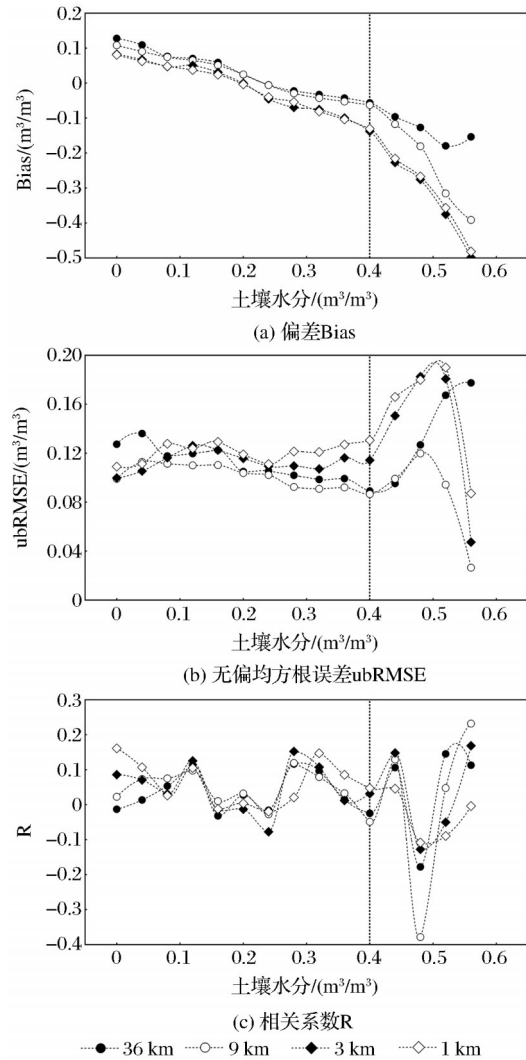


图7 SMAP L2与ISMN土壤水分差异随土壤水分的变化情况

Fig.7 Variation of soil moisture difference between SMAP L2 and ISMN with soil moisture

整体介于 $0.09-0.14 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,当土壤水分值大于 $0.4 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 时,ubRMSE值出现较大变化,平均变化幅度大于 $0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。土壤水分值的变化并未通过相关性 R 体现出来,4种数据的 R 值最大仅为0.232,当土壤水分值在 $0.48-0.52 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.56-0.60 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 时,9 km数据的相关性 R 分别为-0.379和0.232,其他的相关性 R 均介于-0.2—0.2之间。

4.2.2 植被光学厚度

研究所关注的SMAP L2土壤水分数据的反演算法为单通道算法,有相关研究表明,SMAP单通道算法的反演精度受输入植被光学厚度的显著影响^[51]。植被光学厚度反映了地面植被的密集情况,因此与地面植被类型有较大的关联,表5为各种植

被类型对应的最小和最大植被光学厚度值。植被光学厚度变化区间为0—1.12,以0.08为步长划分为14个区间,4种数据的差异情况随植被光学厚度的变化情况如图8所示。

结合表5,当植被光学厚度为0—0.24时,植被类型为农田、草地、灌木和裸土,均为低矮植被,此时4种数据的Bias值介于 -0.036 — $0.07\text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间;ubRMSE值在 0.07 — $0.114\text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间; R 值介于 0.408 — 0.697 之间,变化幅度小且较为稳定。植被光学厚度为 0.24 — 0.72 时,植被类型为多树草原、森林、农田和草地,此时36 km和9 km数据的Bias值为逐渐增大的变化趋势,4种数据的Bias值整体变化范围介于 -0.094 — $0.101\text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间;ubRMSE值整体介于 0.107 — $0.165\text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,整体变化较为平稳;36 km和9 km数据的 R 值表现为逐渐减小的过程,3 km和1 km数据的 R 值变化幅度较大。当植被光学厚度为 0.72 — 1.12 时,植被类型仅有森林,4种数据的Bias值处于一个较大的变化区间内;3 km和1 km数据的ubRMSE值变化幅度较大,为 0.153 — $0.234\text{ m}^3/\text{m}^3$; R 值与上一植被光学厚度范围的 R 值情况类似。

表5 各种植被类型对应的植被光学厚度范围

Table 5 Vegetation optical depth range corresponding to various vegetation types

	最小值	最大值
多树草原	0.271	0.663
森林	0.376	1.181
农田	0.092	0.671
草地	0.016	0.388
灌木	0.012	0.213
裸土	0	0.163

4.2.3 地表温度

地表温度变化区间274—318 K,以4K为步长划分为11个区间,SMAP L2土壤水分数据差异随地表温度变化的情况如图9所示。36 km和9 km数据的差异情况较为接近,3 km和1 km数据的差异情况较为接近。

除第一个温度范围(274—278 K),36 km和9 km数据的Bias均大于0,并且整体介于 -0.05 — $0.048\text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,变化稳定;3 km和1 km数据的Bias在地表温度为274—294 K时,均小于0,温度大于298 K时均大于0,变化范围为 -0.34 — $0.052\text{ m}^3/\text{m}^3$ 。4种数据的ubRMSE值在地表温度小于302 K时,介于 0.099 — $0.158\text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间;当地表温度大于302 K时,均表现

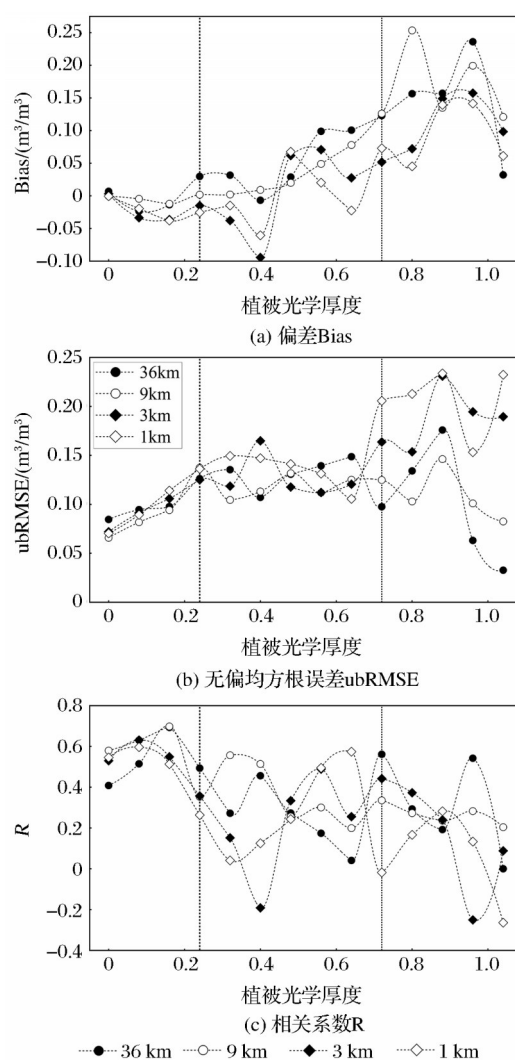


图8 SMAP L2与ISMN土壤水分差异随植被光学厚度变化情况

Fig.8 Variation of soil moisture difference between SMAP L2 and ISMN with vegetation optical depth

为逐渐减小的变化趋势。除最后两个温度区间外,4种数据的 R 值整体较为稳定,其中36 km和9 km数据的 R 值变化范围为 0.0407 — 0.605 ,3 km和1 km数据的 R 值变化范围为 0.218 — 0.676 。

4.3 讨论

针对不同网格尺度的SMAP L2土壤水分数据,36 km和9 km数据与ISMN实测数据的差异最小,且大多数情况下9 km数据的差异要略小于36 km数据;3 km和1 km数据与ISMN实测数据的差异较大,且1 km数据的差异始终最大。在被动微波土壤水分数据中,36 km数据和9 km数据的尺度虽有较大不同,但二者差异情况类似,并且在大部分情况下9 km数据的差异要小于36 km数据,这可能是由于36 km数据放大了空间不匹配的影响,并且在—

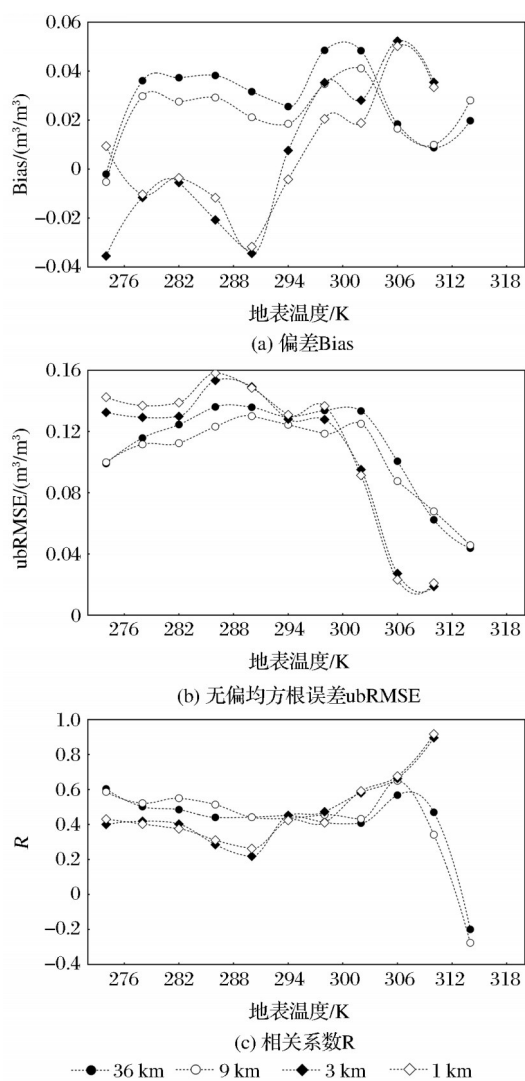


图9 SMAP L2与ISMN土壤水分差异随地表温度的变化情况

Fig.9 Variation of soil moisture difference between SMAP L2 and ISMN with land surface temperature

定程度上证实了将Backus-Gilbert插值算法应用于SMAP数据降尺度中的可靠性。但在主被动微波土壤水分数据中,3 km和1 km数据的格网尺度相较于被动微波数据虽有较大提高,但数据差异始终较大;研究认为主被动土壤水分数据的差异情况,其中一部分原因是由于两颗卫星的时间差造成的;另一部分是由于主被动信号(C波段和L波段)穿透深度的差异,以及主被动降尺度过程中,算法中假设的主动雷达与被动亮温之间存在的线性关系在某些情况下(如裸土区、植被密集区、地形复杂区和土壤水分动态性低的区域等)不成立造成的^[52]。

针对不同的静态条件,研究认为土壤性质对SMAP L2土壤水分数据的性能影响较小,但在低黏土、高砂土情况下数据质量会有一定的降低(如

图5中的RMSE)。气候条件的影响主要是由于各气候类型的植被情况发生较大变化造成的,如图2所示。高大植被对SMAP L2数据的精度影响较大(如图6中的多树草原和森林两种条件下的RMSE)。并且,卫星反演偏向低估时,具有更小的ubRMSE值,因此建议后续算法中应对高低估做出相应调整。

针对不同的动态条件,研究认为植被光学厚度对SMAP土壤水分数据的影响最大,其次为土壤水分,地表温度影响最小;并且植被光学厚度的主要受植被类型类型的影响。植被光学厚度的影响较为全面,随着植被光学厚度的增大,Bias和ubRMSE表现为逐渐增大的趋势,相关系数R表现为逐渐减小的趋势,并且植被光学厚度越大,各项差异分析指标的变化更为复杂。土壤水分的影响主要表现在Bias值上,即越干燥的情况下越偏向高估,越湿润的情况下越偏向低估。地表温度的影响主要表现在大于300 K时。

研究中36 km和9 km空间尺度的数据来自被动微波反演,3 km和1 km数据来自主被动微波结合反演;相比于被动微波数据,主被动结合数据虽在分辨率上有较大的提升,但其土壤水分性能大打折扣,SMAP卫星的主被动结合反演算法仍有较大的改进空间。

5 结 论

研究以ISMN地面实测土壤水分为对比参照,针对不同空间尺度的SMAP L2土壤水分数据,以气候类型、土壤性质和植被类型等环境因子作为静态条件,以土壤水分、植被光学厚度和地表温度等参量作为动态条件,系统研究了SMAP L2多尺度土壤水分数据的数值特征,研究发现:

(1) SMAP L2_SM_P(36 km)和L2_SM_P_E(9 km)土壤水分数据和ISMN实测数据的差异最小,而L2_SM_SP(3 km和1 km)土壤水分数据与实测数据差异较大,初步可认为SMAP被动微波土壤水分数据的精度优于主被动数据。

(2) 在静态条件控制下,土壤性质背景下SMAP L2土壤水分数据与实测数据的差异最小,植被类型背景下的差异最大,且气候类型背景下的差异特征与植被类型背景下有一定关联。

(3) 在动态条件控制下,植被光学厚度在各项差异分析指标上均表现显著影响,土壤水分背景的

影响主要表现在高低偏差(Bias)上,较高的地表温度会影响SMAP数据的ubRMSE。

ISMN实测数据均大部分来自于稀疏站网,点、面数据在空间上的代表性差异对数据对比的可靠性有一定的影响。尽管本文选用的实测数据涉及多样的静态和动态背景条件,仍难以避免这种空间尺度差异问题。

SMAP L2土壤水分数据产自单通道反演算法,对植被光学厚度参量敏感^[51],研究结果也证实了这一状况。实际上,目前一些新开发的土壤水分产品,如MCCA-SMAP^[53]和SMAP-IB^[54],能够实现土壤水分和植被光学厚度的联合反演,精度优于单通道算法,是星载微波土壤水分反演的重点发展方向。低黏土和高砂土含量条件下的土壤水分数据精度存在一定的不足,可能是实际黏土含量和SMAP算法中输入的黏土含量不一致造成的,相关研究中也指出^[55]。较高的地表温度、过于干燥或湿润的地表环境也是SMAP土壤水分反演的不利因素,SMAP土壤水分反演可从这些方面对后续算法进行改进。

参考文献(References):

- [1] Zhao Tianjie. New development and future prospect of L-band passive microwave retrieval of soil moisture[J]. Progress In Geography, 2018, 37(2): 198-213. [赵天杰. 被动微波反演土壤水分的L波段新发展及未来展望[J]. 地理科学进展, 2018, 37(2): 198-213.]
- [2] Noormets A, Gavazzi M, Strickland S, *et al.* Changes in temperature-moisture covariance could increase soil carbon loss[J]. Nature Precedings, 2007. DOI: 10.1038/npre.2007. 290.1.
- [3] Green J K, Seneviratne S I, Berg A M, *et al.* Large influence of soil moisture on long-term terrestrial carbon uptake[J]. Nature, 2019, 565(7740): 476-479. DOI: 10.1038/s41586-018-0848-x.
- [4] Makhnykina A V, Prokushkin A S, Menyailo O V, *et al.* The impact of climatic factors on CO₂ Emissions from soils of Middle-Taiga forests in Central Siberia: Emission as a function of soil temperature and moisture[J]. Russian Journal of Ecology, 2020, 51(1): 46-56. DOI: 10.1134/S106741362 0010063.
- [5] Humphrey V, Berg A, Ciais P, *et al.* Soil moisture-atmosphere feedback dominates land carbon uptake variability[J]. Nature, 2021, 592(7852): 65-69. DOI: 10.1038/s41586-021-03325-5.
- [6] Singh S, Mayes M A, Shekoofa A, *et al.* Soil organic carbon cycling in response to simulated soil moisture variation under field conditions[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 10841. DOI: 10.1038/s41598-021-90359-4.
- [7] Wu R, Davison M R, Gao Y, *et al.* Moisture modulates soil reservoirs of active DNA and RNA viruses[J]. Communications Biology, 2021, 4(1): 992. DOI: 10.1038/s42003-021-02514-2.
- [8] Koster R D, Dirmeyer P A, Guo Z, *et al.* Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation[J]. Science, 2004, 305(5687): 1138-1140. DOI: 10.1126/science.1100217.
- [9] Taylor C M, Gounou A, Guichard F, *et al.* Frequency of Sahelian storm initiation enhanced over mesoscale soil-moisture patterns[J]. Nature Geoscience, 2011, 4(7): 430-433. DOI: 10.1038/ngeo1173.
- [10] Guillod B P, Orlowsky B, Miralles D G, *et al.* Reconciling spatial and temporal soil moisture effects on afternoon rainfall[J]. Nature Communications, 2015, 6(1): 6443. DOI: 10.1038/ncomms7443.
- [11] Reich P B, Sendall K M, Stefanski A, *et al.* Effects of climate warming on photosynthesis in boreal tree species depend on soil moisture[J]. Nature, 2018, 562(7726): 263-267. DOI: 10.1038/s41586-018-0582-4.
- [12] Rigden A J, Mueller N D, Holbrook N M, *et al.* Combined influence of soil moisture and atmospheric evaporative demand is important for accurately predicting US maize yields[J]. Nature Food, 2020, 1(2): 127-133. DOI: 10.1038/s43016-020-0028-7.
- [13] Lesk C, Coffel E, Winter J, *et al.* Stronger temperature-moisture couplings exacerbate the impact of climate warming on global crop yields[J]. Nature Food, 2021, 2(9): 683-691. DOI: 10.1038/s43016-021-00341-6.
- [14] Hirschi M, Seneviratne S I, Alexandrov V, *et al.* Observational evidence for soil-moisture impact on hot extremes in southeastern Europe[J]. Nature Geoscience, 2011, 4(1): 17-21. DOI: 10.1038/ngeo1032.
- [15] Zhang J, Yang Z, Wu L, *et al.* Summer high temperature extremes over Northeastern China predicted by spring soil moisture[J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 12577. DOI: 10.1038/s41598-019-49053-9.
- [16] Hong S Y, Kalnay E. Role of sea surface temperature and soil-moisture feedback in the 1998 Oklahoma-Texas drought[J]. Nature, 2000, 408(6814): 842-844. DOI: 10.1038/35048548.
- [17] Liu L, Gudmundsson L, Hauser M, *et al.* Soil moisture dominates dryness stress on ecosystem production globally[J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 4892. DOI: 10.1038/s41467-020-18631-1.
- [18] Zhou S, Williams A P, Lintner B R, *et al.* Soil moisture-atmosphere feedbacks mitigate declining water availability in drylands[J]. Nature Climate Change, 2021, 11(1): 38-44. DOI: 10.1038/s41558-020-00945-z.
- [19] Hu W, Ran J, Dong L, *et al.* Aridity-driven shift in biodiversity-soil multifunctionality relationships[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 5350. DOI: 10.1038/s41467-021-25641-0.
- [20] Entekhabi D, Njoku E G, O'Neill P E, *et al.* The Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(5): 704-716. DOI: 10.1109/JPROC. 2010. 2043918.
- [21] Brodzik M J, Billingsley B, Haran T, *et al.* EASE-Grid 2.0: Incremental but significant improvements for Earth-Gridded data Sets[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information

- 2012, 1:32-45. DOI:10.3390/ijgi1010032.
- [22] O'Neill P E, Chan S, Njoku E G, *et al.* SMAP L2 Radiometer Half-Orbit 36 km EASE-Grid soil moisture, Version7[DS/OL]. NASA National Snow and Ice Data Center DAAC, 2020 (2020) [2021-12-09]. DOI:10.5067/F1TZ0CBN1F5N.
- [23] O'Neill P E, Chan S, Njoku E G, *et al.* SMAP Enhanced L2 Radiometer Half-Orbit 9 km EASE-Grid Soil Moisture, Version 4[DS/OL]. NASA National Snow and Ice Data Center DAAC, 2020 (2020) [2021-12-09]. DOI: 10.5067/Q8J8E3A89923.
- [24] Das N, Entekhabi D, Dunbar R S, *et al.* SMAP/Sentinel-1 L2 Radiometer/Radar 30-Second Scene 3 km EASE-Grid Soil Moisture, Version 3 [DS/OL]. NASA National Snow and Ice Data Center DAAC, 2020 (2020) [2021-12-09]. https://nsidc.org/data/SPL2SMAP_S/versions/3. DOI: 10.5067/ASB0EQO2LYJV.
- [25] Reichle R, De Lannoy G, Koster R D, *et al.* SMAP L4 Global 3-hourly 9 km EASE-Grid Surface and Root Zone Soil Moisture Analysis Update, Version 5[DS/OL]. NASA National Snow and Ice Data Center DAAC, 2020 (2020) [2021-12-09]. DOI:10.5067/0D8JT6S27BS9.
- [26] Chan S K, Bindlish R, O'Neill P E, *et al.* Assessment of the SMAP passive soil moisture product[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(8): 4994-5007. DOI:10.1109/TGRS.2016.2561938.
- [27] Chen Q, Zeng J, Cui C, *et al.* Soil moisture retrieval from SMAP: A validation and error analysis study using ground-based observations over the little Washita Watershed [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(3): 1394-1408. DOI:10.1109/TGRS.2017.2762462.
- [28] Chan S K, Bindlish R, O'Neill P, *et al.* Development and assessment of the SMAP enhanced passive soil moisture product [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204: 931-941. DOI:10.1016/j.rse.2017.08.025.
- [29] Das N N, Entekhabi D, Dunbar R S, *et al.* The SMAP and copernicus Sentinel-1A/B microwave active-passive high resolution surface soil moisture product[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 233: 111380. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111380.
- [30] Zeng J, Chen K S, Bi H, *et al.* A preliminary evaluation of the SMAP radiometer soil moisture product over united states and europe using ground-based measurements [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(8): 4929-4940. DOI:10.1109/TGRS.2016.2553085.
- [31] Li C, Lu H, Yang K, *et al.* The Evaluation of SMAP enhanced soil moisture products using high-resolution model simulations and in-situ observations on the Tibetan Plateau[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 535. DOI: 10.3390/rs10040535.
- [32] Zheng X M, Bai Y, Jiang T, *et al.* Evaluation of SMAP L2/L3 passive soil moisture products using in-situ data from a dense observation network over agricultural area in Northeast China [C] //IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan: IEEE, 2019: 6949-6952 [2021-12-08]. DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8898042.
- [33] Zhang R, Kim S, Sharma A. A comprehensive validation of the SMAP enhanced level-3 soil moisture product using ground measurements over varied climates and landscapes[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 223: 82-94. DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.015.
- [34] Xu X. Evaluation of SMAP level 2, 3, and 4 soil moisture datasets over the great lakes region[J]. Remote Sensing, 2020, 12(22): 3785. DOI:10.3390/rs12223785.
- [35] Al-Yaari A, Wigneron J P, Kerr Y, *et al.* Evaluating soil moisture retrievals from ESA's SMOS and NASA's SMAP brightness temperature datasets[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 193: 257-273. DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.010.
- [36] Ebrahimi-Khusfi M, Alavipanah S K, Hamzeh S, *et al.* Comparison of soil moisture retrieval algorithms based on the synergy between SMAP and SMOS-IC[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 67: 148-160. DOI:10.1016/j.jag.2017.12.005.
- [37] Wu K, Ryu D, Nie L, *et al.* Time-variant error characterization of SMAP and ASCAT soil moisture using triple collocation analysis [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 256: 112324. DOI:10.1016/j.rse.2021.112324.
- [38] Burgin M S, Colliander A, Njoku E G, *et al.* A comparative study of the SMAP passive soil moisture product with existing satellite-based soil moisture products[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(5): 2959-2971. DOI:10.1109/TGRS.2017.2656859.
- [39] Chen F, Crow W T, Bindlish R, *et al.* Global-Scale evaluation of SMAP, SMOS and ASCAT soil moisture products using triple Collocation [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 214: 1-13. DOI:10.1016/j.rse.2018.05.008.
- [40] Kim H, Parinussa R, Konings A G, *et al.* Global-scale assessment and combination of SMAP with ASCAT (Active) and AMSR² (Passive) soil moisture products [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204: 260-275. DOI:10.1016/j.rse.2017.10.026.
- [41] El-Hajj M, Baghdadi N, Zribi M, *et al.* Evaluation of SMOS, SMAP, ASCAT and Sentinel-1 soil moisture products at sites in Southwestern France [J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 569. DOI:10.3390/rs10040569.
- [42] Cui C, Xu J, Zeng J, *et al.* Soil moisture mapping from satellites: An intercomparison of SMAP, SMOS, FY3B, AMSR2, and ESA CCI over two dense network regions at different spatial scales [J]. Remote Sensing, 2017, 10(2): 33. DOI:10.3390/rs10010033.
- [43] Al-Yaari A, Wigneron J P, Dorigo W, *et al.* Assessment and inter-comparison of recently developed/reprocessed microwave satellite soil moisture products using ISMN ground-based measurements [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 224: 289-303. DOI:10.1016/j.rse.2019.02.008.
- [44] Ma H, Zeng J, Chen N, *et al.* Satellite surface soil moisture from SMAP, SMOS, AMSR2 and ESA CCI: A comprehensive assessment using global ground-based observations [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 231: 111215. DOI:

- 10.1016/j.rse.2019.111215.
- [45] Zeng J, Shi P, Chen K-S, *et al.* Assessment and error analysis of satellite soil moisture products over the third pole [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021: 1-18. DOI:10.1109/TGRS.2021.3116078.
- [46] Dorigo W A, Wagner W, Hohensinn R, *et al.* The international soil moisture network: A data hosting facility for global in situ soil moisture measurements [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2011, 15(5): 1675-1698. DOI:10.5194/hess-15-1675-2011.
- [47] Dorigo W A, Xaver A, Vreugdenhil M, *et al.* Global automated quality control of in-situ soil moisture data from the international soil moisture network [J]. *Vadose Zone Journal*, 2013, 12(3): vzj2012.0097. DOI:10.2136/vzj2012.0097.
- [48] Wigneron J P, Laguerre L, Kerr Y H. A Simple parameterization of the L-band microwave emission from rough agricultural soils [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(8): 1697-1707. DOI:10.1109/36.942548.
- [49] Peel M C, Finlayson B L, McMahon T A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2007, 11(5): 1633-1644.
- [50] Friedl M A, Sulla-Menashé D, Tan B, *et al.* MODIS collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(1): 168-182. DOI:10.1016/j.rse.2009.08.016.
- [51] Zhao T, Hu L, Shi J, *et al.* Soil moisture retrievals using L-band radiometry from variable angular ground-based and airborne observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 248: 111958. DOI:10.1016/j.rse.2020.111958.
- [52] Zeng J Y, Shi P F, Chen K S, *et al.* On the relationship between radar backscatter and radiometer brightness temperature from SMAP [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 16. DOI:10.1109/TGRS.2021.3115140.
- [53] Zhao T, Shi J, Entekhabi D, *et al.* Retrievals of soil moisture and vegetation optical depth using a multi-channel collaborative algorithm [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 257: 112321. DOI:10.1016/j.rse.2021.112321.
- [54] Li X J. A new SMAP soil moisture and vegetation optical depth product (SMAP-IB): Algorithm, assessment and inter-comparison [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 271: 112921. DOI:10.1016/j.rse.2022.112921.
- [55] Singh G, DAS N N, PANDA R K, *et al.* Validation of SMAP soil moisture products using ground-based observations for the paddy dominated tropical region of India [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(11): 8479-8491.

Study on the Difference Characteristics between SMAP L2 Multi-scale Soil Moisture Data and ISMN Filed Measurement

Huang Jianting, Yang Na, Ma Chao

(School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University,
Jiaozuo 454000, China)

Abstract: The level 2 (L2) soil moisture data of SMAP satellite is a direct retrieval result, which can reflect its comprehensive ability of soil moisture retrieval from models, algorithms, parameters and other aspects. At this level, SMAP designed soil moisture data at multiple scales including L2_SM_P (36 km)、L2_SM_P_E (9 km) and L2_SM_SP (3 km and 1 km), the soil moisture data can meet different experimental and application requirements. In this paper, the difference characteristics between SMAP L2 soil moisture data and ISMN measured data are studied and analyzed by using the ISMN ground measured soil moisture data as reference, Bias, root mean square error (RMSE), unbiased root mean square error (ubRMSE) and correlation coefficient (R) as analysis indicators. The results show that under different static conditions (climate type, soil property and vegetation type), vegetation has the largest impact on the difference, while soil property has the smallest impact; Under different dynamic conditions (surface soil moisture, vegetation optical depth and surface temperature), vegetation optical depth and surface soil moisture have a greater impact on the difference, while surface temperature has a smaller impact; Among the four SMAP L2 soil moisture data with different spatial scales, the difference between the 9km data and the ISMN ground measured data is the smallest, followed by the 36km data, 3km data and 1km data scales; According to the static and dynamic conditions, the differences between the 36km and 9km scale data and the ISMN ground measured data are similar, and the differences between the 3km and 1km data are similar.

Key words: Soil moisture; SMAP; ISMN; Difference characteristics