

耦合MODIS数据的SMAP被动微波土壤水分空间降尺度研究——以闪电河流域为例

文凤平^{1,2}, 赵伟¹, 胡路³, 徐红新⁴, 崔倩⁵

1. 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所, 成都 610041;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101;

4. 上海航天技术研究院, 上海 201109;

5. 水利部信息中心, 北京 100053

摘要: 土壤水分不仅是陆面过程中重要的变量, 同时也是全球水循环中的关键参数。为了获得高分辨率的土壤水分数据, 本文将基于自适应窗口的土壤水分降尺度方法应用在闪电河流域, 以1 km MODIS产品(地表温度和归一化植被指数)作为辅助数据, 对9 km的SMAP被动微波土壤水分(SMAP土壤水分)数据进行降尺度, 得到研究区1 km的降尺度土壤水分数据。利用地面站点实测土壤水分和机载被动微波土壤水分(机载土壤水分)对降尺度土壤水分和SMAP土壤水分进行了验证, 并对辅助数据和降尺度方法本身展开分析以探讨降尺度过程中的不确定性来源。结果表明:(1)本文使用的基于自适应窗口的土壤水分降尺度方法能够有效地提高SMAP土壤水分的空间分辨率, 在进一步丰富土壤水分分布细节变化信息的同时, 还能够保留SMAP土壤水分的空间变化特征并与其保持值域一致。(2)3种基于像元尺度的土壤水分数据(机载土壤水分、SMAP土壤水分和降尺度土壤水分)与站点实测土壤水分之间的相关性并不高, 这主要与点、面数据之间的空间匹配不一致、空间代表性不同以及有效验证的数据量有限有关。而与站点数据验证相比, 降尺度土壤水分和SMAP土壤水分均和机载土壤水分数据相关性较好。(3)SMAP土壤水分与辅助数据之间的相关性比机载土壤水分与辅助数据之间的较高, 而这两种土壤水分数据之间存在的这种偏差主要受到空间尺度、观测配置、参数反演算法和选用的辅助数据等因素的影响。(4)针对验证结果的不确定性, 通过增加辅助数据或改变土壤水分估算模型结构进而修改降尺度模型的方式在本研究中并不能显著提高降尺度结果的精度, 如何进一步提高降尺度精度仍是未来需要研究的重点。

关键词: 土壤水分, 空间降尺度, 机载被动微波土壤水分, 不确定性分析, SMAP, MODIS

引用格式: 文凤平, 赵伟, 胡路, 徐红新, 崔倩. 2021. 耦合MODIS数据的SMAP被动微波土壤水分空间降尺度研究——以闪电河流域为例. 遥感学报, 25(4): 962-973

Wen F P, Zhao W, Hu L, Xu H X and Cui Q. 2021. SMAP passive microwave soil moisture spatial downscaling based on optical remote sensing data: A case study in Shandian river basin. National Remote Sensing Bulletin, 25(4): 962-973 [DOI:10.11834/jrs.20219393]

1 引言

土壤水分是陆面过程中重要的变量, 在陆地和大气的物质、能量交换中发挥着重要功能, 同时土壤水分也是全球水循环过程中的关键参数之一(程宇等, 2006; 周鹏等, 2010)。土壤水分在气候变化、农林业的可持续化发展、水资源管

理以及自然灾害监测等方面都有着显著应用(Raffelli等, 2017; 胡路等, 2020)。因此, 准确获取大范围的高分辨率土壤水分在区域尺度以及全球尺度的应用研究中有着重要的意义。

影响土壤水分的因素有很多, 例如温度、植被覆盖、土地利用、气候以及土壤质地等(Collow等, 2012), 导致土壤水分具有较强的空间异质

收稿日期: 2019-11-15; 预印本: 2020-05-14

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41771409); 中国科学院“西部之光”西部青年学者A类; 中国科学院青年创新促进会项目(编号:2016333); 国家重大科学研究计划(编号:2015CB953700); 民用航天“十三五”技术预先研究项目

第一作者简介: 文凤平, 1994年生, 女, 硕士研究生, 研究方向为土壤水分空间尺度转换。E-mail: wenfp@imde.ac.cn

通信作者简介: 赵伟, 1984年生, 男, 副研究员, 研究方向为山地地表水热参量遥感反演。E-mail: zhaow@imde.ac.cn

性。因此，传统基于站点的土壤水分监测方法很难获取宏观范围的土壤水分空间分布。而随着遥感技术的发展，微波遥感因与土壤水分具有较强的物理联系、能穿透一定深度的土层，且实现了全天时、全天候工作，成为了遥感技术监测土壤水分的主要方法（施建成等，2012；马红章等，2014）。而目前大多遥感土壤水分产品也主要是由被动微波遥感观测数据反演而来，例如 AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer) (Shibata等，2003)，SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) (Kerr等，2012)，以及美国宇航局的 SMAP (Soil Moisture Active Passive) (Colliander等，2017) 等被动微波土壤水分产品。但是，这些被动微波土壤水分产品的空间分辨率很低（几千米到几十千米不等），在很大程度上限制了土壤水分产品的应用（Das等，2015；Nasta等，2018；王安琪和柳鹏，2018）。因此，如何得到高空间分辨率的土壤水分产品就变得尤为迫切与关键。

被动微波土壤水分空间降尺度是提高被动微波土壤水分产品空间分辨率的有效手段。大多数被动微波土壤水分降尺度方法都是在高分辨率辅助数据的帮助下，通过降尺度模型实现提高土壤水分空间分辨率的目的（周壮等，2016；Peng等，2017）。目前，使用相对广泛的降尺度方法主要包括基于经验模型和空间插值的方法。前者主要通过建立被动微波土壤水分与高分辨率地表参数之间的线性或非线性的土壤水分估算模型，并将模型参数用于高分辨率遥感数据实现土壤水分降尺度（Piles等，2011；李梦云和黄方，2016；Portal等，2018；Zhao等，2013）。后者则是利用地学统计等空间插值技术，耦合高分辨率的与土壤水分相关的辅助数据实现空间降尺度（王璐等，2012；Jin等，2018）。从降尺度过程来看，上述降尺度方法主要基于辅助数据与土壤水分数据之间的相关特征（Piles等，2011，2016），其降尺度结果精度也很大程度上依赖此类经验性土壤水分估算模型的准确性。已有研究也分析了不同经验性的土壤水分估算模型精度水平，指出该类模型反演结果仍具有不可忽视的误差（Zhao等，2017）。加之，现有的很多被动微波土壤水分降尺度方法没有考虑到土壤水分估算模型产生的估算残差，这也进一步增加了降尺度结果中的不确定性（曹永攀等，2011；Portal等，2018，Zhao等，2015）。

为进一步分析以上经验性模型对土壤水分空间降尺度的精度影响，本文结合经验模型和空间插值方法，使用基于自适应窗口的被动微波土壤水分降尺度方法（Wen等，2020），在闪电河流域，以1 km的MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) 数据作为辅助数据，对SMAP 9 km被动微波土壤水分产品开展空间降尺度研究。期望通过结合闪电河流域土壤水分观测综合实验中地面站点实测数据和机载被动微波土壤水分数据，对此类模型的降尺度结果和降尺度方法进行验证，并对该方法的不确定性进行定量分析。

2 土壤水分空间降尺度方法

本文所采用的土壤水分空间降尺度方法主要包括两部分：(1) 将MODIS数据空间聚合至SMAP 9 km的尺度，再采用地理加权回归模型建立土壤水分估算模型，在假设模型空间尺度不变的前提下，将估算模型应用于1 km的MODIS辅助数据，提取1 km的土壤水分模型估算结果 (SM_R)；(2) 基于上述土壤水分模型产生的9 km估算残差 (R_C)，利用面到点克里金插值方法对残差进行降尺度至1 km (R_F)，与前期1 km尺度模型估算结果相加得到最终的1 km降尺度土壤水分数据。公式为

$$SM_F = SM_R + R_F \quad (1)$$

式中， SM_F ， SM_R 和 R_F 分别为1 km的降尺度土壤水分，1 km的估算模型土壤水分以及1 km的降尺度残差。值得注意的是，在土壤水分估算模型构建和估算残差降尺度中都采用了自适应窗口，这样可以建立更加稳健的土壤水分估算模型和土壤水分的空间尺度关系。

2.1 土壤水分估算模型构建

在以往的基于经验模型的降尺度方法中，土壤水分估算模型通常被表达为多个辅助数据的线性或者非线性方程。辅助数据一般与土壤水分有着较为密切的关系，比如地表温度、植被指数、地表反照率、地形因子以及气象因素等等。其中，LST和NDVI是被广泛采用的两个辅助数据。

为了提高方法的适用性，避免计算冗余，本文采用LST和NDVI作为辅助数据构建土壤水分估算模型。考虑到该模型的理论基础是地表温度/植被指数三角特征空间，其估算模型建立的一个重

要假设是研究区包含不同的土壤水分条件和植被覆盖条件, 且具有相对均匀的大气强迫环境, 因此在估算模型建立的时候采用局部自适应窗口地理加权回归的方法, 以满足相对均一大气环境的需求, 具体可表达为

$$SM_c(i) = C_0(i) + C_1(i)LST_c(i) + C_2(i)NDVI_c(i) + R_c(i) \quad (2)$$

式中, i 表示 SMAP 图像 (粗分辨率的土壤水分图像) 上的第 i 个网格 (下文记作 SMAP 网格); SM_c 、 LST_c 、 $NDVI_c$ 以及 R_c 分别表示粗分辨率的 SMAP 土壤水分、LST、NDVI 和估算残差; $C_0(i)$ 、 $C_1(i)$ 和 $C_2(i)$ 分别表示估算模型系数, 即不同 SMAP 网格的估算模型系数都不相同。LST_c 和 NDVI_c 是由 1 km 分辨率的 MODIS 产品聚合而来:

$$\begin{cases} NDVI_c(i) = \frac{1}{\sigma} \sum_{m=1}^{\sigma} NDVI_F(m) \\ LST_c(i) = \frac{1}{\sigma} \sum_{m=1}^{\sigma} LST_F(m) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $NDVI_F(m)$ 和 $LST_F(m)$ 为 1 km 的 MODIS NDVI 和 LST; m 表示落在第 i 个 SMAP 网格中的第 m 个 MODIS 网格; σ 为两个分辨率的比值 (即 $\sigma = (9 \text{ km})^2 / (1 \text{ km})^2 = 81$)。基于估算模型空间尺度不变性的假设, 将 1 km 分辨率的 MODIS LST 和 MODIS NDVI 带入式 (2) 的估算模型即可得到 1 km 分辨率的估算模型土壤水分值 (SM_R):

$$SM_R(m) = C_0(i) + C_1(i)NDVI_F(m) + C_2(i)LST_F(m) \quad (4)$$

可知, 式 (4) 中使用的估算模型系数为式 (2) 中求得, 在估算模型空间尺度不变性的假设下即为落在一个 SMAP 网格中的所有 MODIS 网格都使用一组相同的估算模型系数。

其中, 式 (2) 中的估算模型系数的计算考虑了周围 (窗口内) 像素贡献的权重, 可由式 (5) 表示:

$$\begin{cases} \mathbf{C}(i) = (\mathbf{X}(i)^T \mathbf{W}(i) \mathbf{X}(i))^{-1} \mathbf{X}(i)^T \mathbf{W}(i) \mathbf{Y}(i) \\ \mathbf{W}(i) = \begin{bmatrix} w_{i1} & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & w_{i2} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & w_{ij} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\mathbf{C}(i)$ 为估算模型系数矩阵 ($C_0(i)$ 、 $C_1(i)$ 和 $C_2(i)$), $\mathbf{X}(i)$ 为辅助数据 ($NDVI_c$ 和 LST_c) 矩阵; $\mathbf{Y}(i)$ 为粗分辨率土壤水分矩阵。 $\mathbf{W}(i)$ 为权重矩阵, w_{ij} 为网格 j (表示窗口中任意网格) 对网格 i (表示窗口内的中心网格) 贡献的权重。

窗口内各个网格的权重计算与窗口形状大小以及各个网格距窗口中心网格距离有关, 其计算如下:

$$w_{ij} = (1 - (d_{ij}/\lambda)^2)^2 \quad (6)$$

式中, d_{ij} 为网格 j 与网格 i 之间的距离; λ 为窗口半径 (图 1 (a)), 其决定窗口的大小。一般情况下, d_{ij} 越小, w_{ij} 越大, 表示网格 j 对估算模型系数计算的贡献越大。由此可见, 窗口半径的确定在估算模型系数计算中至关重要, 同时也是构建稳健估算模型的基础。

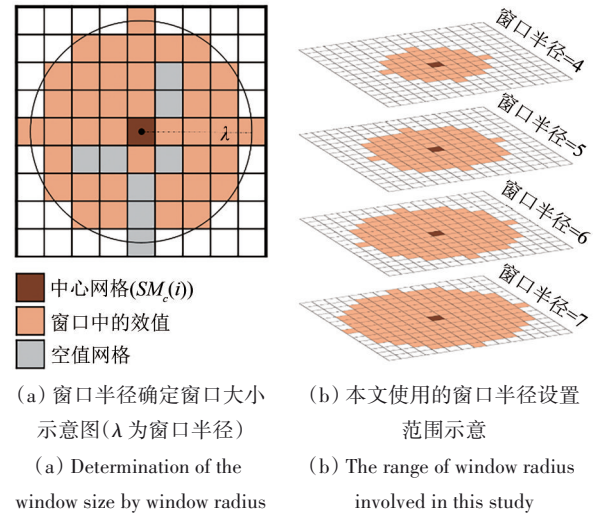


图 1 自适应窗口示意图

Fig. 1 Schematic diagram of self-adaptive window

在自适应窗口大小选择方面, 本文基于大量实验结果将窗口半径的下限和上限分别设置为 4 和 7 个像素 (图 1 (b)), 通过迭代计算不同窗口大小下估算模型土壤水分预测值, 选择估算误差最小时所用窗口大小为最终窗口大小。为了保证计算的精度, 窗口中的空值将不会参与计算。

2.2 土壤水分估算残差降尺度

从式 (2) 可以看出, 土壤水分估算模型存在残差项 R_c 。为了使最后的降尺度结果与原始的 SMAP 土壤水分的值域保持一致, 本文采用面到点克里金插值方法将每个粗分辨率网格的估算模型残差降尺度到其相对应的高分辨率网格。面到点克里金插值方法可如下表示:

$$\begin{cases} R_f(m) = \sum_{j=1}^N \alpha_j R_c(j) \\ \text{其中, } \sum_{j=1}^N \alpha_j = 1 \end{cases} \quad (7)$$

式中, N 为窗口中的网格数, 此处使用的同样也是

自适应窗口，因为在估算模型中每个网格的窗口半径都被记录下来； α_j 表示窗口中任意网格 j 的权重，可由下式计算：

$$\begin{bmatrix} \gamma_{CC(1,1)} & \cdots & \gamma_{CC(1,N)} & 1 \\ \vdots & \gamma_{CC(i,j)} & \vdots & \vdots \\ \gamma_{CC(N,1)} & \cdots & \gamma_{CC(N,N)} & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_N \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{FC(m,1)} \\ \vdots \\ \gamma_{FC(m,N)} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中， $\gamma_{CC(i,j)}$ 是窗口中两个粗分辨率网格之间的半方差； $\gamma_{FC(m,j)}$ 是中心网格中对应的高分辨率网格 m 与窗口中任意粗分辨率网格 j 之间的半方差； θ 拉格朗日乘子。 $\gamma_{CC(i,j)}$ 和 $\gamma_{FC(m,j)}$ 由式(9)计算：

$$\begin{cases} \gamma_{CC(i,j)} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{mi=1}^{\sigma} \sum_{mj=1}^{\sigma} \gamma_{FF}(d_{mi,mj}) \\ \gamma_{FC(m,j)} = \frac{1}{\sigma} \sum_{mj=1}^{\sigma} \gamma_{FF}(d_{m,mj}) \end{cases} \quad (9)$$

式中， $d_{mi,mj}$ 表示MODIS网格 mi 和MODIS网格 mj 之间的距离， mi 表示位于窗口中第 i 个SMAP网格中的第 m 个MODIS网格， mj 表示位于窗口中第 j 个SMAP网格中的第 m 个MODIS网格， $d_{m,mj}$ 表示MODIS网格 m 和MODIS网格 mj 之间的距离。 γ 是关于距离的函数，可由估算模型产生的粗分辨率残差拟合而来(Wen等, 2020)。

3 研究区概况和数据

3.1 研究区概况

2018年9月底，由上海航天技术研究院、水利部信息中心和中国科学院空天信息创新研究院(原中国科学院遥感与数字地球研究所)共同组织实施，联合国内北京师范大学、清华大学、河海大学、东北地理所、山东农业大学等多家单位共同开展了“闪电河流域水循环和能量平衡遥感综合试验”(Zhao等, 2020; 赵天杰等, 2021; 阎广建等, 2021)。为此，本文选择闪电河流域为研究对象开展相关研究。

闪电河是滦河的源头，其发源地为河北省赤城县东猴顶，闪电河流域地处河北与内蒙古交界地带(图2)，占地面积约为12680.4 km²，上游水源充足，海拔780—2232 m之间。闪电河流域气候地形复杂，植被呈多样性。流域内主要为大陆性季风气候，四季分明，早晚温差大，夏季降水较多。春季由于季风较大，土壤较为干旱，而夏季由于雨水充足，土壤较为湿润，因此研究区是一个土壤水分时间变化较为明显的地区。

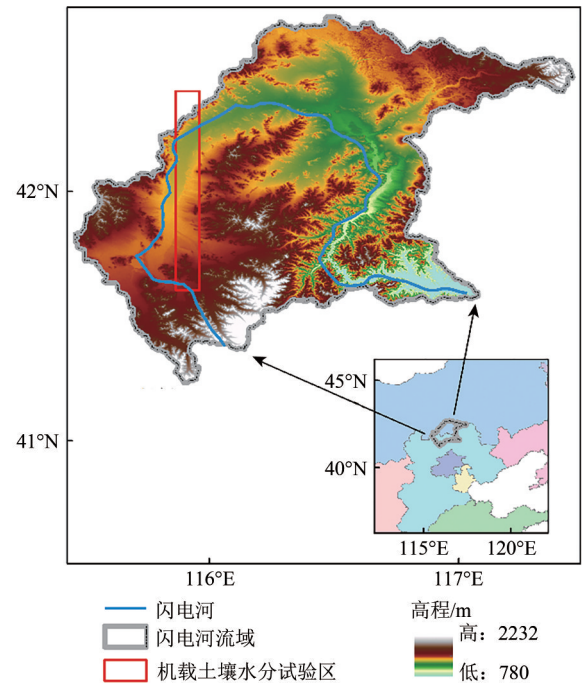


图2 研究区示意图

Fig. 2 Schematic diagram of study area

3.2 数据与预处理

(1) SMAP被动微波土壤水分数据。SMAP是由美国航空局于2015-01-31发射的一颗地球卫星，其目的是用于监测土壤水分和冻融状态。SMAP的产品、数据在全球水热通量、碳循环、天气和气候预测、洪水预测以及干旱监测等方面都有着巨大的应用潜力(Lu等, 2020)。SMAP卫星上搭载了雷达和辐射计。本文中用的是SMAP 9 km被动微波土壤水分日产品(SMAP Enhanced L3 Radiometer Global Daily 9 km EASE-Grid Soil Moisture, V002)，可从美国航空局的Earthdata网站(<https://earthdata.nasa.gov/> [2020-05-10])上免费下载。SMAP该土壤水分数据分为上午(降轨)和下午(升轨)的数据，星下点过境时间分别为当地时间6:00 am和18:00 pm。根据数据对研究区的覆盖情况，本文选择了2018-09-24和2018-09-26的降轨数据将作为原始的粗分辨率土壤水分，因为近地表土层和植被覆盖的热平衡和均质大气环境假设在早上的时候更接近地表真实情况(Entekhabi等, 2010)。

(2) MODIS数据。MODIS是同时搭载在Terra(上午星)和Aqua(下午星)卫星上的多光谱传感器。它有36个波段，光谱范围为0.4—14.4 μm，能够提供不同时间和空间分辨率的LST、植被指数

以及其他地表参数等。MODIS产品已广泛应用于不同研究领域,如对地球表面、生物圈、固体地球、低层大气和海洋的长期全球观测等(韩红珠等,2018;曹亚楠等,2019;Zhao等,2019)。本文中,时间分辨率为1 d的LST(MOD11A1, Terra)和16 d的NDVI(MOD13A2, Terra)被用作降尺度过程中的辅助数据,数据可从美国航空局LAADS网站(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>[2020-05-10])免费获取。同样,LST分别获取了2018-09-24和2018-09-26白天的数据。而NDVI获取的日期为2018-09-14,表示此幅NDVI影像由之后的16 d(2018-09-14—2018-09-29)NDVI数据通过一定算法合成而来。

(3) 机载被动微波土壤水分数据和实测站点数据。“闪电河流域水循环和能量平衡遥感综合试验”包括3个部分:机载飞行实验、地面同步观测和地面参数测量。其中,机载飞行实验利用运-8飞机搭载L波段试验样机对研究区进行了飞行实验以测量,图2中的红色矩形框为飞行试验的试验区之一,面积为70 km×12 km,其正好完全覆盖8个9 km的SMAP网格。微波试验样机由被动辐射计及主动雷达构成,机载微波辐射计数据为基于脚印的点数据,频率为1.41 GHz,包含H和V两个极化通道,采用摆扫模式形成20°—34°的变化入射角数据。被动辐射计定标采用“两点定标”方式,另外飞行区域中的水体被用作外定标源,通过天线接收来水体的辐射亮温,用于修正定标方程。在土壤水分反演过程中,结合不同角度和极化的观测亮度温度,选取不同入射角观测数据,采用单通道方法获得试验区1 km土壤水分反演结果。本文使用机载被动微波数据反演的1 km土壤水分作为降尺度结果的对比验证数据,日期分别为2018-09-24和2018-09-26。两天数据的飞行时间分别为10:10—14:10和10:50—14:20,而中间25日试验区发生了降水,且多集中在植被覆盖较少的草地区域。

综合试验的地面参数测量部分对研究区的地表参数(主要包括土壤、植被两大类)进行了站点采样,其中包括了地表土壤水分参数。地表参数采样使用采样区—样方—采样点的采样方案。样区大小设置为1 km×2 km。每个采样区设置4—9个样方,样方大小为200 m×200 m,样方内按照每隔50—100 m进行地表参数采样,采样点为4—9个。图2中的红色试验区共设置了45个采样区。使用

ML3传感器(ML3 Theta Probe Soil Moisture Sensor)和环刀法测量土壤水分,MLS传感器的精度为 $\pm 0.01 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,环刀法测量土壤水分的深度为5 cm。其中环刀取土测量的土壤水分也将用于标定ML3传感器观测值,每次测量重复至少3次,以获得准确的土壤水分。除了上文中机载土壤水分数据外,2018-09-24和2018-09-26的地面站点土壤水分数据也将用作降尺度结果的验证和对比分析。两日有数据记录的站点数均为750,除去无效数据(空值和有效测量次数少于3次),两日具有有效数据记录的站点数分别为550(24日)和479(26日)。

4 结果与分析

4.1 土壤水分降尺度结果

基于本文所采用的降尺度方法,采用1 km的MODIS LST和NDVI作为辅助数据,将SMAP 9 km土壤水分数据降尺度到1 km的空间分辨率。图3展示了SMAP土壤水分9 km产品数据降尺度前后的图像,图3(a)为2018-09-24的对比图像,图3(b)为2018-09-26的对比图像,图中缺值(空白)域是由辅助数据(LST)受云雾影响所致。由图3可知,该空间降尺度方法不仅能够提高SMAP被动微波土壤水分产品的空间分辨率(9 km到1 km),同时还能够将降尺度土壤水分的空间分布与SMAP土壤水分的保持高度一致。

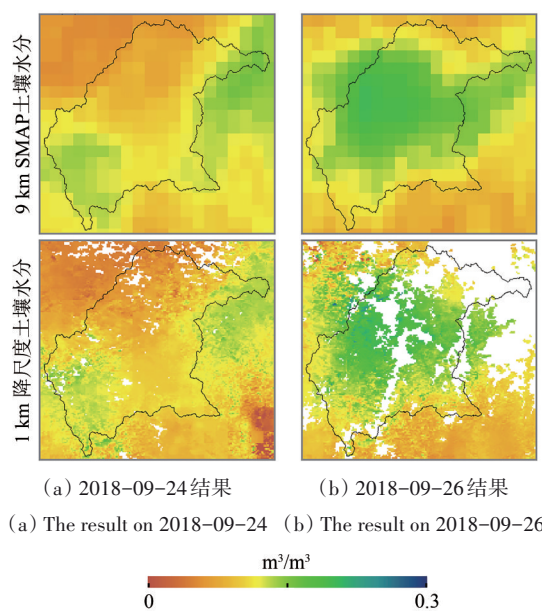


图3 9 km SMAP土壤水分和对应的降尺度结果
Fig. 3 9 km SMAP soil moisture maps and corresponding downscaled soil moisture maps

4.2 土壤水分降尺度结果验证

4.2.1 基于站点实测数据的验证

首先将站点土壤水分数据聚合（平均值聚合）到相应的像元尺度（1 km和9 km的像元尺度），然后再利用聚合后的站点实测数据实现对机载土壤水分、SMAP土壤水分和降尺度土壤水分的验证。表1为利用站点实测土壤水分数据分别对机载土壤水分、SMAP土壤水分数据以及降尺度结果进行验证的结果比较。总体可以看出所有的偏差（Bias）都为负数（ -0.030 — -0.076 m^3/m^3 ），表明实测站点土壤水分数据明显比其他3种土壤水分遥感数据偏高。24日的验证结果总体较差，机载土壤水分、SMAP土壤水分以及降尺度土壤水分与站点土壤水分之间的相关系数（ R ）均在0.5以下，其中机载土壤水分与站点数据之间的 R 最小（0.29）。作者分析了机载土壤水分数据与站点数据的空间分布发现，站点在1 km的机载网格中分布并不是非常均匀（落在机载数据网格中的站点为1—8个不等），这可能是造成两者验证结果较差的原因之一。

表1 机载土壤水分、SMAP土壤水分以及降尺度土壤水分与站点实测数据验证结果比较

Table 1 The comparison of validation results of airborne soil moisture, SMAP soil moisture and downscaled soil moisture against in-situ soil moisture

时间	被验证数据	N	R	RMSE/ (m^3/m^3)	Bias/ (m^3/m^3)
2018-09-24	机载土壤水分	53	0.29	0.076	-0.063
	SMAP土壤水分	8	0.48	0.042	-0.033
	降尺度土壤水分	53	0.13	0.053	-0.030
2018-09-26	机载土壤水分	49	0.66	0.081	-0.067
	SMAP土壤水分	6	0.73	0.084	-0.063
	降尺度土壤水分	4	-0.83	0.097	-0.076

注： N 为聚合后的站点数据和被验证数据同时具有有效数据的数量。

而在26日的验证结果中，机载土壤水分与站点土壤水分之间相关性较高（ R 为0.66），但是均方根误差（RMSE）和Bias却相对较大，分别为 0.081 m^3/m^3 和 -0.067 m^3/m^3 。虽然SMAP土壤水分与实测土壤水分之间的相关性达到0.73，但是两者之间的RMSE和Bias分别为 0.084 m^3/m^3 和 -0.063 m^3/m^3 。同时，该天降尺度土壤水分和实测土壤水分之间的相关性却为负相关（ R 为 -0.83 ），这主要是因为26日辅

助数据（尤其是LST图像）中云的影响较为严重，导致用于验证的数据较少（ N 仅为4）。除此之外，站点实测数据的空间代表性也是表1中验证结果较为异常的原因之一。

从结果来看，站点实测数据的验证效果相对较差，这与本次试验期间存在云雾覆盖，且空间范围相对较小等有关。特别是对降尺度数据验证时，由于云雾覆盖导致有效验证站点相对较少，无法满足降尺度结果实际验证需求，导致验证结果不确定性较高。另外，站点数据的空间尺度与卫星数据空间尺度之间的巨大差异仍然是导致二者结果不能匹配的重要因素，这也是未来土壤水分验证过程中不可忽视的影响。

4.2.2 基于机载土壤水分数据的验证

图4展示了9月24日（图4（a））和9月26日（图4（b））两天降尺度土壤水分与机载土壤水分之间的散点图。从散点分布可以看出，二者之间具有较为显著的相关性，尤其是24日的数据，其 R 为0.62。24日和26日的RMSE分别为 0.041 m^3/m^3 和 0.042 m^3/m^3 ，可见，降尺度结果与机载观测数据之间存在差异，而这种差异在时间上变化并不大。而且，24日的降尺度土壤水分有偏高的现象（Bias为 0.033 m^3/m^3 ），而26日的降尺度土壤水分却略微偏低（Bias为 -0.017 m^3/m^3 ）。

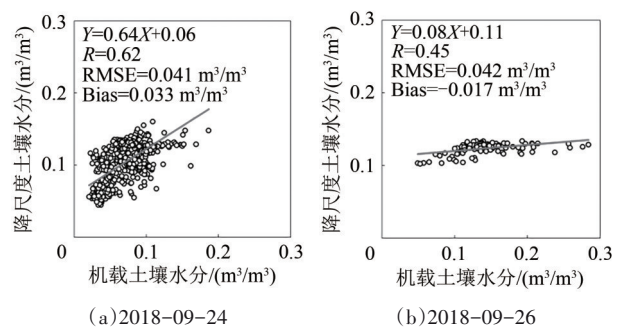


图4 降尺度土壤水分与机载土壤水分之间的散点图
Fig.4 Scatterplot between downscaled soil moisture and airborne soil moisture

降尺度结果与机载数据之间的相关性特征也很好的体现在9 km的SMAP土壤水分与机载数据聚合结果之间的散点分布上（图5），从两天的散点关系图可以看出两者存在较好的一致性，拟合线的大致趋势与降尺度土壤水分和机载土壤水分之间的验证结果（图4）较为相似。SMAP相对于机载土

壤水分的 Bias 在 24 日和 26 日分别为 $0.032 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $-0.001 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ，和降尺度结果的 Bias（图 4）相差不多，表明 SMAP 土壤水分降尺度土壤水分比较接近。从 RMSE 来看，SMAP 土壤水分比降尺度土壤水分的较小，两日分别为 $0.036 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.034 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。相应地，两日 SMAP 土壤水分与机载土壤水分之间的相关性比降尺度土壤水分大， R 分别为 0.80 和 0.71。

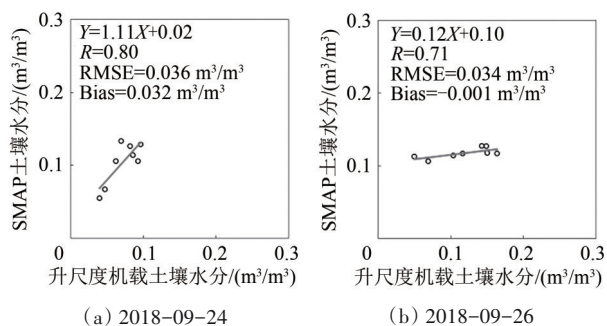


图5 SMAP 土壤水分与升尺度机载土壤水分之间的散点图
Fig. 5 Scatterplot between SMAP soil moisture and upscaled airborne soil moisture

总体上，基于机载土壤水分对降尺度结果和 SMAP 土壤水分产品的验证结果大致相似，这也进一步表明了降尺度土壤水分是较好保留了 SMAP 土壤水分数值信息，体现了本文土壤水分降尺度方法中的值域一致性的特点。

4.3 不确定性分析

从验证结果中可以看出，降尺度土壤水分和站点实测数据以及机载土壤水分之间依然存在一定的差异，为了分析其来源，本节将主要从降尺度过程中所使用的辅助数据和降尺度方法本身展开分析和讨论。

4.3.1 辅助数据引起的不确定性

本文在降尺度过程中仅使用了 LST 和 NDVI 作为辅助数据。图 6 展示了在试验区内（图 2 红色矩形框），SMAP 土壤水分与升尺度后的 LST 和 NDVI 之间的散点关系图。由图 6 可见，24 日中土壤水分与 LST 呈负相关图 6 (a)，与 NDVI 呈正相关图 6 (b)， R 分别为 -0.88 和 0.61 。这与理论认知一致，即高温区域（或低植被覆盖区域）往往具有较低的土壤水分，反之则相反。但同时可见，26 日的辅助数据与 SMAP 土壤水分之间却都呈现相反的相关性。这主要可能是因为试验区域内植被覆盖类

型单一，主要为农作物，植被覆盖较小，NDVI 值的分布相对集中。加之，由综合试验记录可知，25 日发生了降水，且降水主要集中在草地区域，使得 26 日土壤水分主要受降水影响较 24 日有较大升高，且与 NDVI 之间呈负相关关系（图 6 (d)）， R 为 -0.95 。同样，26 日的温度较 24 日有所降低（可能受到前日降水的影响），加之 26 日的土壤水分受降水影响升高，使得两者（SMAP 土壤水分和升尺度地表温度）在 26 日的关系为正相关， R 为 0.82 。

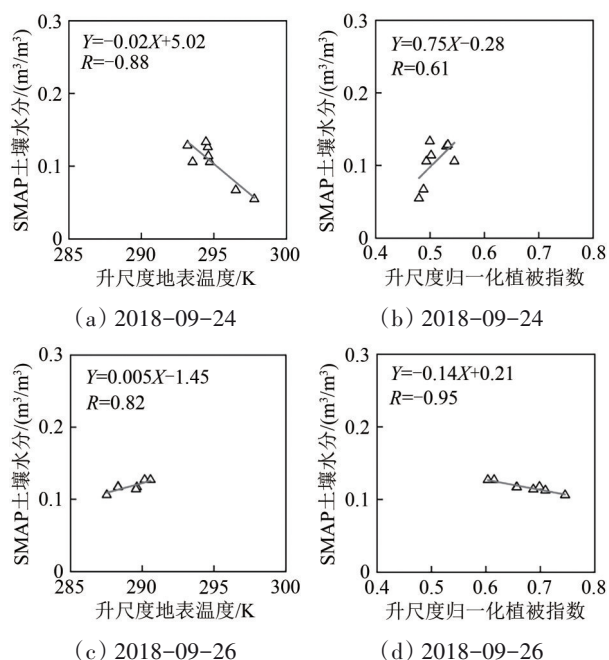


图6 机载土壤水分试验区内 9 km SMAP 土壤水分分别与升尺度地表温度和升尺度归一化植被指数之间的散点图
Fig. 6 Scatterplot between 9 km SMAP soil moisture and upscaled LST and upscaled NDVI

相应的，图 7 为机载土壤水分与辅助数据之间的散点图。从相关性来看，机载土壤水分与辅助数据之间的相关性同 SMAP 土壤水分与辅助数据之间的相关性较为相似。24 日机载土壤水分与 LST 和 NDVI 分别呈明显的负相关（图 7 (a)）和正相关（图 7 (b)）， R 分别为 -0.53 和 0.35 。26 日机载土壤水分与 NDVI 是负相关（ R 为 -0.28 ），但是与 LST 的相关性却极低（ R 为 -0.04 ），这可能是由于这一日的 MODIS LST 数据有受到云的影响较大，使得 LST 数据不能很好的刻画试验区实际温度的地表空间变化。此外，由于在 1 km 的空间分辨率尺度上辅助数据和机载土壤水分数据对空间变化细节的描述更多，这使得图 7 中的数据点相对图 6 中

的较为离散，同时这也使得基于全局数据计算的 R 较图6中有所降低。

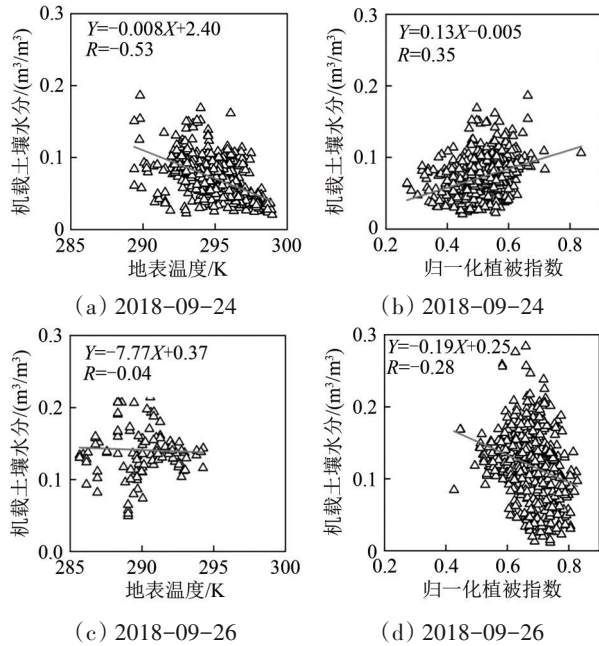


图7 机载土壤水分与地表温度、归一化植被指数之间的散点图

Fig. 7 Scatterplot of airborne soil moisture against LST and NDVI

结合图6和图7可见，无论SMAP还是机载土壤水分与辅助数据之间的相关性都随时间变化较大（土壤水分和LST都是空间异质性较大的地表参数），但是SMAP土壤水分与辅助数据之间的相关性较机载土壤水分更高。由此可见，SMAP土壤水分和机载土壤水分两种数据存在一定偏差，而这种偏差受到空间尺度、观测配置、反演算法参数设置和选用的辅助数据等因素的影响。

此外，虽然LST和NDVI是使用最为广泛的辅助数据，但是很多研究中也使用了除此二者之外影响土壤水分空间分布的其他辅助数据，如地表反照率、叶面积指数、土壤调节植被指数、地形信息（坡度、坡向）、土壤属性数据等（Im等，2016；Zhao等，2018；Wei等，2019）。而在实际环境中，地表反照率受到土壤类型、土壤水分以及植被覆盖等因素的影响，而土壤类型、土壤水分和植被覆盖又通过控制地表净辐射来影响LST。因此，在降尺度研究中，如何确定辅助数据及其与土壤水分之间的制约关系（估算模型）将是一个重要的研究方向。

4.3.2 降尺度方法引起的不确定性

如前文所述，本文的降尺度方法中只采用LST和NDVI作为辅助数据，同时在土壤水分估算模型中使用简单的一次项关系式。但是在此类经验关系式中，除了简单的一次项以外，很多高次项和包括更多辅助数据的关系式也被广泛用于土壤水分的降尺度研究中。Zhao等（2017）分析了不同经验式以及辅助数据下得到的降尺度土壤水分，结果表明当辅助数据为LST、NDVI和地表反照率，关系式为二次多项式时得到的降尺度结果最好。因此，为了探讨本文中使用的降尺度方法本身的不确定性，作者结合前人研究，使用了3种不同的土壤水分估算模型（表2），而且引入不同的辅助数据对SMAP土壤水分进行降尺度（即使用F1、F2或F3代替式（2））。如表2中，F1为本文降尺度方法中使用的土壤水分估算模型，F2为增加地表反照率作为辅助数据建立一次项线性关系式，F3为使用LST、NDVI和地表反照率三者作为辅助数据建立二次多项式关系式。

表2 不同的土壤水分估算模型

Table 2 Different soil moisture estimation models

序号	土壤水分估算模型
F1	$SM_C(i) = C_0(i) + C_1(i) \cdot L_C(i) + C_2(i) \cdot N_C(i)$
F2	$SM_C(i) = C_0(i) + C_1(i) \cdot L_C(i) + C_2(i) \cdot N_C(i) + C_3(i) \cdot A_C(i)$
F3	$SM_C(i) = C_0(i) + C_1(i) \cdot L_C(i) + C_2(i) \cdot N_C(i) + C_3(i) \cdot A_C(i) + C_4(i) \cdot L_C(i)^2 + C_5(i) \cdot N_C(i)^2 + C_6(i) \cdot A_C(i)^2 + C_7(i) \cdot N_C(i) \cdot L_C(i) + C_8(i) \cdot N_C(i) \cdot A_C(i) + C_9(i) \cdot L_C(i) \cdot A_C(i)$

注：L：地表温度，N：归一化植被指数，A：地表反照率， C_1 — C_9 为回归系数。

图8中为SMAP土壤水分和对应的使用不同估算模型得到的降尺度土壤水分。图8体现了3种估算模型得到的降尺度土壤水分在空间分布上并没有太大的差异。但是，使用F2或F3得到的降尺度结果中局部地区的土壤水分空间变化较为强烈，尤其是F3（图8中的红色矩形框），这主要是由于估算模型系数求解时过拟合造成。可见，本文使用的土壤水分估算模型中增加辅助数据或是提高估算模型多项式项数并不能明显提高降尺度结果的表现。

表3中计算了使用机载土壤水分对不同降尺度土壤水分验证的结果。结果显示，使用F1土壤水分估算模型关系式得到的降尺度土壤水分与机载土壤水分之间具有最高的相关性，24日和26日的

R 分别为 0.62 和 0.45。而就其他统计变量来看, 使用不同的土壤水分估算模型 RMSE 和 Bias 并没有较大的变化。但是考虑到土壤水分的强空间异质性

以及其影响因素众多, 在接下来的工作中应该引入更多与土壤水分相关的辅助数据作为研究对象, 以得到更加系统的比较分析结果。

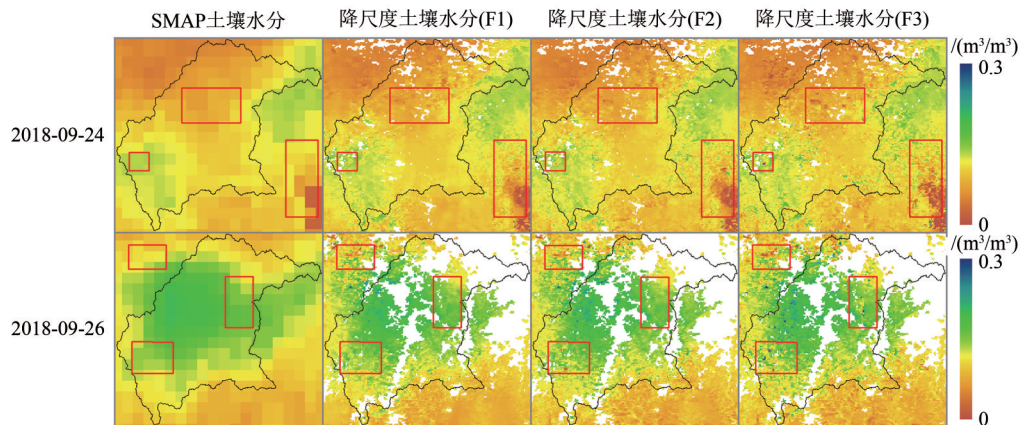


图8 SMAP 土壤水分和使用不同土壤水分关系式(表2)得到的降尺度结果(当使用 F_2 或 F_3 算法时, 红色矩形区域较易出现过拟合的现象)

Fig. 8 SMAP soil moisture and downscaled soil moisture maps which are estimated with different soil moisture estimated models from Table 2 (When F_2 or F_3 algorithms is used, the red rectangular region is more prone to overfitting)

表3 使用机载土壤水分对不同土壤水分估算模型得到的降尺度土壤水分验证结果

Table 3 Validated results of downscaled soil moisture based on different soil moisture estimated models against airborne soil moisture

日期	土壤水分估算模型	R	RMSE/ (m^3/m^3)	Bias/ (m^3/m^3)
2018-09-24	F1	0.62	0.041	0.033
	F2	0.61	0.042	0.033
	F3	0.57	0.043	0.033
2018-09-26	F1	0.45	0.042	-0.018
	F2	0.36	0.042	-0.017
	F3	0.39	0.042	-0.019

5 结论

本文在内蒙古河北交界, 闪电河流域对 9 km 的 SMAP 被动微波土壤水分进行了降尺度, 并使用站点实测数据和机载被动微波土壤水分对降尺度结果做出了验证, 结果显示本文所使用的土壤水分降尺度方法得到的 1 km 土壤水分中存在较大的不确定性。通过对降尺度结果的分析, 本文探讨了降尺度过程使用的数据和方法本身在降尺度结果中所引起的不确定性。

(1) 本文使用的基于自适应窗口的土壤水分降尺度方法能够有效地提高被动微波土壤水分数据的空间分辨率(从 9 km 到 1 km), 在进一步丰富土壤水分分布细节变化信息的同时, 并能保留原

始粗分辨率土壤水分数据的空间变化, 达到和粗分辨率土壤水分的值域一致。

(2) 利用地面站点实测数据对机载土壤水分、SMAP 土壤水分和降尺度结果的验证中可见, 站点实测数据比其他 3 种土壤水分数据有明显的偏高现象, 3 种基于像元尺度的土壤水分数据与站点实测数据之间的一致性并不高。这与点、面数据之间的空间匹配不一致、空间代表性不同以及有效验证数据量有限有关。因此, 在后续研究中, 还需要使用足够的地面实测数据和完善的验证方法对降尺度结果做出进一步验证。

(3) 在假设机载土壤水分能够代表地表真值的情况下, 利用机载土壤水分对降尺度结果和 SMAP 土壤水分进行了验证, 结果显示两者的验证整体上较为接近, 但是 SMAP 土壤水分与机载土壤水分之间一致性略高。和站点实测数据的验证相比, 降尺度土壤水分和 SMAP 土壤水分均和机载土壤水分数据相关性较好。

(4) SMAP 土壤水分和机载土壤水分与辅助数据之间的相关性在时间尺度上变化较大, 相关性很大程度上受到降雨等突发性事件的影响。总体而言, 机载土壤水分与辅助数据之间的相关性没有 SMAP 土壤水分高, 可见两种土壤水分数据之间存在一定偏差, 这种偏差主要受到空间尺度、观测配置、反演算法参数设置和选用的辅助数据等因素的影响。而辅助数据与土壤水分之间的影响

机制也非常复杂, 怎样利用辅助数据合理表达土壤水分的时空变化还需要进一步的研究。

(5) 通过改变本文使用的基于自适用窗口的土壤水分降尺度方法本身的结构, 即增加辅助数据或改变土壤水分估算模型中的数学模型关系式, 发现并不能明显提高本文中降尺度结果的精度。但是, 在土壤水分降尺度研究中的辅助数据选择以及土壤水分估算模型的构建还需要更加深入的研究, 本文在此方面的初步探索可以作为后续研究的参考。

参考文献(References)

- Cao Y N, Yuan Y, Zheng X Y and Zhou S X. 2019. MODIS data-based cloud properties in Huaibei region. *Journal of Remote Sensing*, 23(2): 349-358 (曹亚楠, 袁野, 郑小艺, 周述学. 2019. 基于MODIS数据的淮北区云特性研究. *遥感学报*, 23(2): 349-358) [DOI: 10.11834/jrs.20197326]
- Cao Y P, Jin R, Han X J and Li X. 2011. A downscaling method for AMSR-E soil moisture using MODIS derived dryness index. *Remote Sensing Technology and Application*, 26(5): 590-597 (曹永攀, 晋锐, 韩旭军, 李新. 2011. 基于MODIS和AMSR-E遥感数据的土壤水分降尺度研究. *遥感技术与应用*, 26(5): 590-597) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2011.5.590]
- Cheng Y, Chen L F, Liu Q H, Zhang H and Gu X F. 2006. The soil moisture detection for different vegetation coverage based on the MODIS data. *Journal of Remote Sensing*, 10(5): 783-788 (程宇, 陈良富, 柳钦火, 张颢, 顾行发. 2006. 基于MODIS数据对不同植被覆盖下土壤水分监测的可行性研究. *遥感学报*, 10(5): 783-788) [DOI: 10.11834/jrs.200605116]
- Colliander A, Jackson T J, Bindlish R, Chan S, Das N, Kim S B, Cosh M H, Dunbar R S, Dang L, Pashaian L, Asanuma J, Aida K, Berg A, Rowlandson T, Bosch D, Caldwell T, Caylor K, Goodrich D, al Jassar H, Lopez-Baeza E, Martínez-Fernández J, González-Zamora A, Livingston S, McNairn H, Pacheco A, Moghaddam M, Montzka C, Notarnicola C, Niedrist G, Pellarin T, Prueger J, Pulliainen J, Rautiainen K, Ramos J, Seyfried M, Starks P, Su Z, Zeng Y, van der Velde R, Thibeault M, Dorigo W, Vreugdenhil M, Walker J P, Wu X, Monerris A, O'Neill P E, Entekhabi D, Njoku E G and Yueh S. 2017. Validation of SMAP surface soil moisture products with core validation sites. *Remote Sensing of Environment*, 191: 215-231 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.021]
- Collow T W, Robock A, Basara J B and Illston B G. 2012. Evaluation of SMOS retrievals of soil moisture over the central United States with currently available in situ observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 117: D09113 [DOI: 10.1029/2011JD017095]
- Das K, Paul P K and Dobesova Z. 2015. Present status of soil moisture estimation by microwave remote sensing. *Cogent Geoscience*, 1(1): 1084669 [DOI: 10.1080/23312041.2015.1084669]
- Entekhabi D, Njoku E G, O'Neill P E, Kellogg K H, Crow W T, Edelstein W N, Entin J K, Goodman S D, Jackson T J, Johnson J, Kimball J, Piepmeier J R, Koster R D, Martin N, McDonald K C, Moghaddam M, Moran S, Reichle R, Shi J C, Spencer M W, Thurman S W, Tsang L and Van Zyl J. 2010. The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5): 704-716 [DOI: 10.1109/jproc.2010.2043918]
- Han H Z, Bai J J, Zhang B and Ma G. 2018. Spatial-temporal characteristics of vegetation phenology in Shaanxi province based on MODIS time series. *Remote Sensing for Land and Resources*, 30(4): 125-131 (韩红珠, 白建军, 张波, 马高. 2018. 基于MODIS时序的陕西省植被物候时空变化特征分析. *国土资源遥感*, 30(4): 125-131) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2018.04.19]
- Hu L, Zhao T J, Shi J C, Li S N, Fan D, Wang P K, Geng D Y, Xiao Q, Cui Q and Chen D Q. 2020. Evaluation of soil moisture retrieval algorithms based on ground-based microwave radiation observation. *Remote Sensing Technology and Application*, 35(1): 74-84 (胡路, 赵天杰, 施建成, 李尚楠, 樊东, 王平凯, 耿德源, 肖青, 崔倩, 陈德清. 2020. 基于地基微波辐射观测的土壤水分反演算法评估. *遥感技术与应用*, 35(1): 74-84) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.1.0074]
- Im J, Park S, Rhee J, Baik J and Choi M. 2016. Downscaling of AMSR-E soil moisture with MODIS products using machine learning approaches. *Environmental Earth Sciences*, 75(15): 1120 [DOI: 10.1007/s12665-016-5917-6]
- Jin Y, Ge Y, Wang J H, Chen Y H, Heuvelink G B M and Atkinson P M. 2018. Downscaling AMSR-2 soil moisture data with geographically weighted Area-to-Area regression kriging. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(4): 2362-2376 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2778420]
- Kerr Y H, Waldteufel P, Richaume P, Wigneron J P, Ferrazzoli P, Mahmoodi A, Al Bitar A, Cabot F, Gruhier C, Juglea S E, Leroux D, Mialon A and Delwart S. 2012. The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1384-1403 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2184548]
- Li M Y and Huang F. 2016. Down-scaling AMSR-E derived soil moisture using SPOT-VGT visible/shortwave infrared data. *Remote Sensing Technology and Application*, 31(2): 342-348 (李梦云, 黄方. 2016. 基于SPOT-VGT可见光/短波红外波段数据对AMSR-E土壤湿度的降尺度研究. *遥感技术与应用*, 31(2): 342-348) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.2.0342]
- Lu Y, Steele-Dunne S C and De Lannoy G J M. 2020. Improving soil moisture and surface turbulent heat flux estimates by assimilation of SMAP brightness temperatures or soil moisture retrievals and GOES land surface temperature retrievals. *Journal of Hydrometeorology*, 21(2): 183-203 [DOI: 10.1175/JHM-D-19-0130.1]

- Ma H Z, Zhang L J, Sun L and Liu Q H. 2014. Farmland soil moisture inversion by synergizing optical and microwave remote sensing data. *Journal of Remote Sensing*, 18(3): 673-685 (马红章, 张临晶, 孙林, 柳钦火. 2014. 光学与微波数据协同反演农田区土壤水分. *遥感学报*, 18(3): 673-685) [DOI: 10.11834/jrs.20143077]
- Nasta P, Penna D, Brocca L, Zuecco G and Romano N. 2018. Downscaling near-surface soil moisture from field to plot scale: a comparative analysis under different environmental conditions. *Journal of Hydrology*, 557: 97-108 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2017.12.017]
- 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]
- Piles M, Camps A, Vall-Llossera M, Corbella I, Panciera R, Rüdiger C, Kerr Y H and Walker J P. 2011. Downscaling SMOS-derived soil moisture using MODIS visible/infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9): 3156-3166 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2120615]
- Piles M, Petropoulos G P, Sánchez N, González-Zamora Á and Ireland G. 2016. Towards improved spatio-temporal resolution soil moisture retrievals from the synergy of SMOS and MSG SEVIRI spaceborne observations. *Remote Sensing of Environment*, 180: 403-417 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.048]
- Portal G, Vall-Llossera M, Piles M, Camps A, Chaparro D, Pablos M and Rossato L. 2018. A spatially consistent downscaling approach for SMOS using an adaptive moving window. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(6): 1883-1894 [DOI: 10.1109/jstars.2018.2832447]
- Raffelli G, Prevati M, Canone D, Gisolo D, Bevilacqua I, Capello G, Biddoccu M, Cavallo E, Deiana R, Cassiani G and Ferraris S. 2017. Local- and plot-scale measurements of soil moisture: time and spatially resolved field techniques in plain, hill and mountain sites. *Water*, 9(9): 706 [DOI: 10.3390/w9090706]
- Shi J C, Du Y, Du J Y, Jiang L M, Chai L N, Mao K B, Xu P, Ni W J, Xiong C, Liu Q, Liu C Z, Guo P, Cui Q, Li Y Q, Chen J, Wang A Q, Luo H J and Wang Y H. 2012. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters. *Science China Earth Sciences*, 55(7): 1052-1078 (施建成, 杜阳, 杜今阳, 蒋玲梅, 柴琳娜, 毛克彪, 徐鹏, 倪文俭, 熊川, 刘强, 刘晨洲, 郭鹏, 崔倩, 李云青, 陈晶, 王安琪, 罗禾佳, 王殿辉. 2012. 微波遥感地表参数反演进展. *中国科学: 地球科学*, 42(6): 814-842) [DOI: 10.1007/s11430-012-4444-x]
- Shibata A, Imaoka K and Koike T. 2003. AMSR/AMSR-E level 2 and 3 algorithm developments and data validation plans of NASDA. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(2): 195-203 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.808320]
- Wang A Q and Liu P. 2018. Extended application of a downscaling algorithm for large-scale soil moisture acquired by passive microwave radiometer. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 32(5): 104-109 (王安琪, 柳鹏. 2018. 一种被动微波土壤水分降尺度新算法. *干旱区资源与环境*, 32(5): 104-109) [DOI: 10.13448/j.cnki.jalre.2018.148]
- Wang L, Hu Y M, Zhao Y S and Liu Z H. 2012. Remote sensing scale transformation of soil moisture based on block kriging. *Journal of Geo-Information Science*, 14(4): 465-473 (王璐, 胡月明, 赵英时, 刘振华. 2012. 克里格法的土壤水分遥感尺度转换. *地球信息科学学报*, 14(4): 465-473) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2012.00465]
- Wei Z S, Meng Y Z, Zhang W, Peng J and Meng L K. 2019. Downscaling SMAP soil moisture estimation with gradient boosting decision tree regression over the Tibetan Plateau. *Remote Sensing of Environment*, 225: 30-44 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.022]
- Wen F P, Zhao W, Wang Q M and Sánchez N. 2020. A Value-consistent method for downscaling SMAP passive soil moisture with MODIS products using self-adaptive window. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(2): 913-924 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2941696]
- Yan G J, Zhao T J, Mu X H, Wen J G, Pang Y, Jia L, Zhang Y G, Chen D Q, Yao C B, Cao Z Y, Lei Y H, Ji D B, Chen L F, Liu Q H, Lyu L Q, Chen J M and Shi J C. 2021. Comprehensive Remote Sensing Experiment of Carbon Cycle, Water Cycle and Energy Balance in Luan River Basin. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 856-870 (阎广建, 赵天杰, 穆西哈, 闻建光, 庞勇, 贾立, 张永光, 陈德清, 姚崇斌, 曹志宇, 雷永荟, 姬大彬, 陈良富, 柳钦火, 吕利清, 陈镜明, 施建成. 2021. 滦河流域碳、水循环和能量平衡遥感综合试验总体设计. *遥感学报*, 25(4): 856-870) [DOI: 10.11834/jrs.20210341]
- Zhao T J, Shi J C, Lv L Q, Xu H X, Chen D Q, Cui Q, Jackson T J, Yan G J, Jia L, Chen L F, Zhao K, Zheng X M, Zhao L M, Zheng C L, Ji D B, Xiong C, Wang T X, Li R, Pan J M, Wen J G, Yu C, Zheng Y M, Jiang L M, Chai L N, Lu H, Yao P P, Ma J W, Lv H S, Wu J J, Zhao W, Yang N, Guo P, Li Y X, Hu L, Geng D Y and Zhang Z Q. 2020. Soil moisture experiment in the Luan River supporting new satellite mission opportunities. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111680 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111680]
- Zhao T J, Shi J C, Xu H X, Sun Y L, Chen D Q, Cui Q, Jia L, Huang S, Niu S D, Li X W, Yan G J, Chen L F, Liu Q H, Zhao K, Zheng X M, Zhao L M, Zheng C L, Ji D B, Xiong C, Wang T X, Li R, Pan J M, Wen J G, Mu X H, Yu C, Zheng Y M, Jiang L M, Chai L N, Lu H, Yao P P, Ma J W, Lv H S, Wu J J, Zhao W, Yang N, Guo P, Li Y X, Hu L, Geng D Y, Zhang Z Q, Hu J F and Du A P. 2021. Comprehensive remote sensing experiment of water cycle and energy balance in the Shandian river basin. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 871-887 (赵天杰, 施建成, 徐红新, 孙彦龙, 陈德清, 崔倩, 贾立, 黄硕, 牛升达, 李秀伟, 阎广建, 陈良富, 柳钦火, 赵凯, 郑兴明, 赵利民, 郑超磊, 姬大彬, 熊川, 王天星, 李睿, 潘金梅, 闻建光, 穆西哈, 余超, 郑姚闽, 蒋玲梅, 柴琳娜, 卢麾, 姚盼盼, 马建威, 吕海深, 武建军, 赵伟, 杨娜, 郭鹏, 李玉霞, 胡路, 耿德源, 张子谦, 胡建峰, 杜爱萍. 2021. 闪电河流域水循环和能量平衡遥感综合试验. *遥感学报*, 25(4): 871-887) [DOI: 10.11834/jrs.20219401]
- Zhao W, He J L, Wu Y H, Xiong D H, Wen F P and Li A N. 2019. An

- analysis of land surface temperature trends in the central Himalayan region based on MODIS products. *Remote Sensing*, 11(8): 900 [DOI: 10.3390/rs11080900]
- Zhao W, Li A N, Jin H A, Zhang Z J, Bian J H and Yin G F. 2017. Performance evaluation of the triangle-based empirical soil moisture relationship models based on Landsat-5 TM data and in situ measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(5): 2632-2645 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2649522]
- Zhao W, Sánchez N, Lu H and Li A N. 2018. A spatial downscaling approach for the SMAP passive surface soil moisture product using random forest regression. *Journal of Hydrology*, 563: 1009-1024 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.06.081]
- Zhou P, Ding J L, Wang F, Ubul G and Zhang Z G. 2010. Retrieval methods of soil water content in vegetation covering areas based on multi-source remote sensing data. *Journal of Remote Sensing*, 14(5): 959-973 (周鹏, 丁建丽, 王飞, 古丽加玛丽·吾不力, 张治广). 2010. 植被覆盖地表土壤水分遥感反演. *遥感学报*, 14(5): 959-973 [DOI: 10.11834/jrs.20100510]
- Zhou Z, Zhao S J and Jiang L M. 2016. Downscaling methods of passive microwave remote sensing of soil moisture. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 52(4): 479-485 (周壮, 赵少杰, 蒋玲梅). 2016. 被动微波遥感土壤水分产品降尺度方法研究综述. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 52(4): 479-485 [DOI: 10.16360/j.cnki.jbnuns.2016.04.013]

SMAP passive microwave soil moisture spatial downscaling based on optical remote sensing data: A case study in Shandian river basin

WEN Fengping^{1,2}, ZHAO Wei¹, HU Lu³, XU Hongxin⁴, CUI Qian⁵

1. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China;

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

3. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

4. Shanghai Academy of Spaceflight Technology, Shanghai 201109, China;

5. Information Center of Ministry of Water Resources of China, Beijing 100053, China

Abstract: Soil Moisture (SM) is not only an important variable in land surface processes, but also a key parameter in global water cycle. In this paper, the objectives are: (1) downscaling SMAP (Soil Moisture Active Passive) SM (SMAP SM) from spatial resolution of 9 km to 1 km, with the using of the auxiliary data from MODIS (Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer) products (land surface temperature and normalized difference vegetation index) by a downscaling method based on self-adaptive window in Shandian river basin; (2) validating the downscaled SM with the in-situ SM and the airborne passive microwave SM (airborne SM); and (3) analyzing the uncertainty caused by auxiliary data and SM estimated model in the downscaling process. The downscaling method used in this paper involves two steps. The SM model was established by using geographically weighted regression model between SMAP SM and the auxiliary data to calculate the 1-km estimated model SM (SM_R). Then the 9-km residual (R_C) generated by the SM estimated model is downscaled to 1-km spatial resolution (R_F) by area-to-point kriging. Finally, the downscaled SM (SM_F) is the sum of SM_R and R_F . It's worth noting that to derive the robust downscaled SM, self-adaptive windows are adopted in these two steps. Visual assessment shows that the downscaling method can not only improve the spatial resolution of SMAP SM, but also retain the consistency between the spatial distributions of the downscaled SM and of the original SMAP SM. The validation results of the airborne SM, the SMAP SM and the downscaled SM against the in-situ SM are not satisfactory. On Sep 24, the correlation coefficient (R) between the three SM data and the in-situ SM are less than 0.5, and on Sep 26, the root mean squared errors (RMSE) are greater than $0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$. By analyzing these data, we found that the limited amount of valid data used in validation was one of the reasons for the poor validation. In addition, the different spatial representativeness and the inconsistent spatial matching of point-scale data and pixel-scale data are also the factors caused the uncertainty in the validation results. Compared with the in-situ SM, the SMAP SM and the downscaled SM have better correlations with the airborne SM. The RMSEs between the downscaled SM and the airborne SM are about $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$, while the RMSEs between the SMAP SM and the airborne SM are less than $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$. The correlation between the SMAP SM and auxiliary data (the absolute values of R_s are greater than 0.6) is higher than that between the airborne SM and the auxiliary data (the absolute values of R_s are less than 0.53). It can be seen that there are some differences between the SMAP SM and the airborne SM, which is mainly affected by different spatial scales, observation configurations, SM derived algorithms and auxiliary data using in algorithms of these two SM data. However, more studies are needed on the mechanism of the relationship between auxiliary data and SM in the downscaling process. By adding auxiliary data (land surface albedo) or changing the SM estimation model, the validated results of the downscaled SM against the airborne SM did not improve obviously. This is mainly because more auxiliary data and higher polynomials caused overfitting in the downscaling process, which will be still the focus of future research.

Key words: soil moisture, spatial downscaling, airborne passive microwave soil moisture, uncertainty analysis, SMAP, MODIS

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41771409); CAS "Light of West China" Program; and the Youth Innovation Promotion Association CAS (No. 2016333); National Key Basic Research Program of China (No. 2015CB953700); 13th Five-Year Plan of Civil Aerospace Technology Advanced Research Projects.