

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

赵伟¹，文凤平^{1,2}，蔡俊飞^{1,2}

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

摘要：土壤水分不仅在地表水、能量以及碳循环中发挥着非常重要的作用，其时空变化也是影响和反映气候变化的关键因子。虽然被动微波遥感技术是目前监测大尺度范围土壤水分变化最为成熟的技术手段，但是其土壤水分产品空间分辨率往往较低（几十千米不等），不能满足区域和局地尺度的应用需求。鉴于这一问题，空间降尺度逐渐成为了提高被动微波土壤水分遥感产品空间分辨率的主要方式，也是当前遥感研究领域的热点之一。本文总结与分析了近20多年来国内外被动微波土壤水分遥感产品空间降尺度研究进展，系统归纳了经验性、半经验性和基于物理机理的3大类降尺度方法，并就各方法特征进行了详细说明，概述了各方法的优势和缺点。归纳而言，虽然被动微波土壤水分遥感产品空间降尺度方法众多，但可靠的高分辨率降尺度土壤水分产品仍较少，这与被动微波土壤水分遥感产品、降尺度关系模型方法以及降尺度辅助因子等有着直接的关联。未来相关研究应重点结合多源遥感数据建立适用性强、精度高的降尺度关系模型，进而实现时空无缝的高时空分辨率降尺度土壤水分产品的生产，为推动土壤水分遥感产品在农林业管理、自然灾害监测、水文过程分析等区域应用中提供支持。

关键词：被动微波，土壤水分，空间降尺度，经验性方法，半经验性方法，基于物理机理的方法

引用格式：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

Zhao W, Wen F P and Cai J F. 2022. Methods, progresses, and challenges of passive microwave soil moisture spatial downscaling. National Remote Sensing Bulletin, 26(9): 1699–1722[DOI:10.11834/jrs.20210515]

1 引言

土壤水分是全球能量循环的重要组成部分，同时也是决定土壤热力属性、蒸散发量等重要地表参数的关键因子（Berg等，2014；Raffelli等，2017）；而土壤水分的时空分布和变化对生态系统平衡（Dadap等，2019；Luo等，2019）、气候预测（Singh等，2003；Das等，2015）、农业估产（Fan等，2019；Meng等，2019）、水文和水资源管理（Pablos等，2016a；Tian等，2019）以及自然灾害监测（Entin等，2000；Albergel等，2013）等众多研究领域具有重要意义。因此，如何获取区域尺度或者全球尺度、高精度以及高时空分辨

率的土壤水分数据产品逐渐成为近年来遥感科学研究领域的热点。

由于受到气候条件、下垫面条件以及人为活动等多重因素的耦合影响，土壤水分在时空尺度和垂直层面上具有较强的异质性（Chai等，2009；Collow等，2012；Peng等，2017；刘健等，2020），这给土壤水分监测带来了一定困难。传统基于站点观测的土壤水分监测方式包括烘干法、中子法、张力计法、光学测量法和时域反射法等，不能快速获取大范围面上土壤水分空间分布，这使得土壤水分数据的应用难以得到推广（杨涛等，2010）。与传统观测方式相比，卫星遥感对地观测技术具有独特的优势，能够快速获取宏观“面”上

收稿日期：2020-11-20；预印本：2021-05-24

基金项目：国家自然科学基金(编号:42071349)；四川省科技计划资助(编号:2020JDJQ0003)；中国科学院“西部之光”西部青年学者A类(编号:Y9R2140149)

第一作者简介：赵伟，研究方向为山地地表水热过程遥感。E-mail: zhaow@imdc.ac.cn

的土壤水分时空变化,这为大尺度区域的土壤水分数据连续获取提供了条件(李占杰等,2020)。

根据遥感传感器工作的波段不同,目前能够实现宏观层面上土壤水分监测的卫星遥感观测技术主要有光学遥感和微波遥感(Li等,2021)。光学遥感技术通常利用地表在光学波段(可见光、红外波段)的反射或发射特征属性来估算土壤水分(Zhang等,2014;李占杰等,2020;Zhao等,2013;Kolassa等,2013,Sun等,2008)。微波遥感工作的微波波段(1 mm—1 m)对地物目标有着一定的穿透能力,这使得微波遥感更适合探测地表以下的信息(Ulaby等,2014)。根据微波传感器是否主动发射雷达信号,可以将微波遥感技术分为主动微波遥感和被动微波遥感两种(施建成等,2012)。主动微波遥感是通过自身发射雷达信号并接受地物目标反射的雷达信号(后向散射系数),被动微波遥感则主要是通过微波辐射计探测地物在微波波段的亮度温度(Wang和Qu,2009;Karthikeyan等,2017)。后向散射系数和亮度温度与土壤水分均有着较强的相关性,可通过一定的反演模型进行土壤水分的估算(Das和Paul,2015;Gruber和Peng 2022;Wigneron等,2017)。虽然光学遥感技术和微波遥感技术都能够实现土壤水分的监测,但是都存在各自的问题。其中,基于光学遥感反演的土壤水分虽然空间分辨率相对较高,但是通常受到云覆盖、大气状况等因素的影响,且光学数据与土壤水分信号是间接关系,无法获得高精度的土壤水分反演数据(余凡和赵英时,2011;Jiménez-Muñoz等,2014;陈涛等,2017;Carlson和Petrooulos,2019)。相比于光学遥感技术,微波遥感具有全天时全天候、对云雨雾具有一定穿透力等优势。其中,主动微波遥感反演土壤水分具有高空间分辨率的优势,但是易受地形和植被等因素影响且卫星重访周期相对较长,导致其反演的土壤水分数据较难刻画高频时间动态(Jackson,2005;Oh等,1992)。

相比之下,被动微波具有高时间分辨率的特点,且其反演算法更加成熟,因此是目前大尺度监测土壤水分时空分布的常用手段,其中L波段被认为是目前获取地表土壤水分的最佳波段(赵天杰,2018)。现有的土壤水分遥感产品大多以被动微波遥感反演产品为主,例如TRMM(Tropical

Rainfall Measuring Mission)、AMSR-E(Advanced Microwave Scanning Radiometer—Earth Observing System)、AMSR-2、SMOS(Soil Moisture and Ocean Salinity)、SMAP(Soil Moisture Active Passive)、风云三号系列卫星(FY-3)以及海洋二号卫星(HY-2)等被动微波土壤水分产品(详细信息见表1)。但是,这些产品的空间分辨率较低(一般为几十千米),这在很大程度上限制了被动微波土壤水分遥感产品在实际应用中的使用(Crow和Wood,2002;Das等,2015)。

为了获取区域甚至全球尺度的高分辨率土壤水分数据,空间降尺度逐渐成为被动微波土壤水分研究的热点方向之一。被动微波土壤水分空间降尺度方法的核心是借助高分辨率降尺度因子丰富的空间分异性,通过降尺度关系模型实现提高被动微波土壤水分空间分辨率(Ray等,2010;Piles等,2011;Portal等,2018;Xu等,2018)。不言而喻,被动微波土壤水分空间降尺度技术的不断进步与发展为现有粗空间分辨率被动微波土壤水分产品在区域尺度的应用提供了重要技术支撑,也更有利于多源数据的集成与应用。为进一步梳理相关研究进展,本文对过去20多年国内外被动微波土壤水分空间降尺度研究进行了系统总结和归纳,从经验性、半经验性和基于物理机理的这3类方法入手,对空间降尺度方法做了详细介绍和对比,并对现有的被动微波土壤水分空间降尺度产品进行了阐述(主要包括SMOS-BEC土壤水分产品和SMAP/Sentinel-1主被动结合土壤水分产品)。最后,本文讨论了目前被动微波土壤水分空间降尺度研究存在的问题和挑战,并就其未来发展做出展望。

2 被动微波土壤水分空间降尺度基本原理

通过总结目前国内外被动微波土壤水分空间降尺度研究进展(基本原理如图1所示)大致可以分为两种流程,其一是直接对粗分辨率的被动微波土壤水分进行空间降尺度,其二则是先对反演土壤水分的被动微波参数(主要为被动微波亮度温度数据)进行降尺度,然后利用降尺度后的参数反演高分辨率土壤水分。第一种直接对粗分辨率土壤水分产品进行空间降尺度,是目前较为普

遍的被动微波土壤水分空间降尺度流程，通常通过降尺度关系模型，结合高空间分辨率且与土壤水分相关性较高的降尺度因子实现提高被动微波土壤水分空间分辨率的目的。这些降尺度因子往往具有较强的空间异质性，能够间接或直接表达土壤-大气之间的交互作用，如降水、地表温度、植被特征、地形、土壤物理性质等（比如灌溉等（Naz等，2019）。

表 1 可用于土壤水分反演的被动微波传感器

Table 1 Summary for current passive microwave sensors for soil moisture retrieving

卫星/传感器	土壤水分产品			可用波段/GHz	时间范围/年	参考文献
	空间分辨率/km	时间分辨率/d	反演精度			
TRMM/TMI	25	1	标准误差为2.5%	X波段:10.7	1997—2015	Bindlish等(2003); Gao等(2006)
Aqua/AMSR-E	25	1	RMSE≤0.04 m ³ /m ³	C波段:6.9 X波段:10.7 K波段:18.7、23.8、36.5 W波段:89	2002—2011	Njoku等(2003); Lu等(2009); Mladenova等(2011)
GCOM-W/ AMSR-2	25	1	平均绝对误差约为 0.031 cm ³ /cm ³	C波段:6.9、7.3 X波段:10.65 K波段:18.7、23.8、36.5 W波段:89	2012—至今	Japan Aerospace Exploration Agency Earth Observation Research Center(2013); Parinussa等(2015)
FY-3A/MWRI	25	1	误差低于0.05 g/cm ³		2008—至今	Zhang等(2009); Dong等(2009)
FY-3B/MWRI	25	1	RMSE≤0.06 m ³ /m ³	X波段:10.65 K波段:18.7、23.8、36.5 W波段:89	2010—至今	Parinussa等(2014)
FY-3C/MWRI	25	1	—		2013—至今	
FY-3D/MWRI	约50	1	ubRMSE≤0.06 m ³ /m ³		2017—至今	Kang等(2021)
SMOS/MIRAS	25	1	RMSE≤0.06 m ³ /m ³	L波段:1.4	2010—至今	Kerr等(2012); Jackson等(2012)
HY-2/RM	25	1	RMSE≤0.06 m ³ /m ³	C波段:6.6 X波段:10.7 K波段:18.7、23.8、37	2011—至今	Zhao等(2014)
SMAP/RM	9、36	1	ubRMSE≤0.04 m ³ /m ³	L波段:1.4	2015—至今	Chan等(2018); Piepmeier等(2017); Colliander等(2017)

从图1来看，被动微波空间降尺度方法主要是基于土壤水分（或者亮度温度）与降尺度因子之间的定量关系特征，将高空间分辨率降尺度因子和原始粗空间分辨率的被动微波土壤水分（或者亮度温度）进行连接，并将降尺度关系模型充分表达至高空间分辨率的尺度，进而将被动微波土壤水分解聚到更高的空间分辨率。通过对被动微波土壤水分空间降尺度流程中的空间降尺度关系模型进行区分，可将目前主要的被动微波土壤水分空间降尺度方法分为经验性方法、半经验性方法和基于物理机理的方法3大类。

3 现有的被动微波土壤水分空间降尺度方法

3.1 经验性降尺度方法

经验性被动微波土壤水分空间降尺度方法是基于过去的观测、知识、或者经验构建降尺度关系模型，因此经验性方法往往物理机制不明确。该方法一般是在粗空间分辨率尺度下建立被动微波土壤水分数据（或是被动微波亮度温度）和降尺度因子之间经验性降尺度关系模型，进而获取模型参数，然后在假设降尺度模型尺度性不变

的前提下,将模型参数应用到高空间分辨率的降尺度因子,计算得到降尺度土壤水分。基于经验性的降尺度模型主要为经验统计模型,其中以多项式回归、地理加权回归以及空间插值等方法较为常用;而近年来随着机器学习技术的发展,一

些基于人工智能的机器学习算法也被运用到被动微波土壤水分空间降尺度中,以求能够在缺乏物理机理的情况下更加合理表达土壤水分与降尺度因子之间的关系机制。

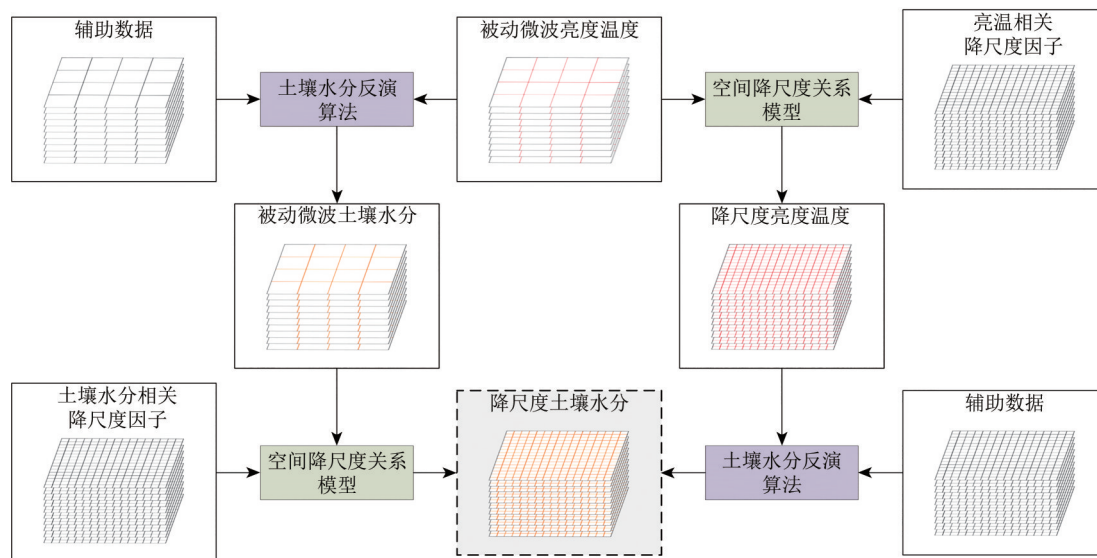


图1 被动微波土壤水分空间降尺度基本原理示意图

Fig.1 Schematic diagram of passive microwave soil moisture spatial downscaling

3.1.1 基于经验统计的方法

较为常见的经验性空间降尺度方法多以多项式回归关系作为空间降尺度关系模型,如式(1)所示:

$$SM = a_0 + \sum_{i=1}^P (a_i X_1^{i_1} \times X_2^{i_2} \cdots \times X_n^{i_n}) + R \quad (1)$$

式中, SM 表示被动微波土壤水分, X 表示粗分辨率的降尺因子(通常由高分辨率数据聚合而来), R 为残差项, a_0 和 a_i 表示关系模型系数, $i_1 \cdots i_n$ 则表示相应降尺度因子的幂次项, P 和 n 分别表示多项式个数和降尺度因子个数。

在上述回归方法中,最广泛使用的降尺度因子为地表温度 LST (Land Surface Temperature) 和植被指数 VI (Vegetation Index)。这主要是因为 VI 和 LST 构成的特征空间可以用来解释陆表水热交换过程差异,尤其是不同植被覆盖条件下地表土壤水分和蒸散发与地表温度之间的相互作用关系(Li等, 2009)。以图2展示的 LST 和归一化植被指数 $NDVI$ (Normalized Differential Vegetation Index) 特征空间为例, A 、 B 、 E 和 F 为4个极端点,分别

表示干燥裸土、饱和裸土、缺水植被和水分充足植被。 AE 和 BF 则分别代表‘干边’和‘湿边’,‘湿边’表示不同植被覆盖度下地表温度的最小值(T_{min});‘干边’表示不同植被覆盖度下地表温度的最大值(T_{max}) (Price, 1990)。在 $ABFE$ (或者 ABC) 特征空间内,土壤水分的增加使得植物的蒸腾效率提升,从而导致地表温度降低,即越接近湿边;反之土壤水分的减少地表温度在特征空间中更接近干边(Price, 1990; 陈亮等, 2019)。

Carlson等(1995)基于土壤水分、地表辐射温度和 $NDVI$ 之间的多项式关系,计算了植被覆盖均匀区域的降尺度土壤水分。结果发现,在植被覆盖和土壤水分分布单一的区域该方法得到的结果并不好,但是基于 LST - $NDVI$ 三角特征空间的降尺度关系模型在不同尺度下变化并不大,进而提出了空间降尺度关系模型的尺度不变性。任中杰和黄秋锋(2017)使用 LST 和 $NDVI$ (二元一次项)对被动微波土壤水分进行降尺度,结果显示降尺度土壤水分数据能够更好地反映土壤水分的空间异质性。

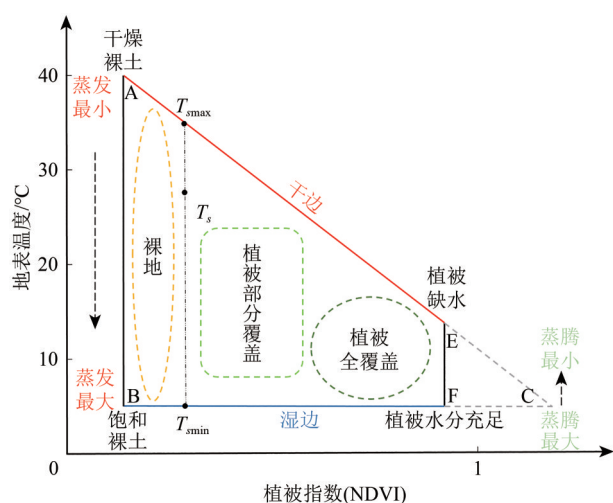


图2 地表温度和归一化植被指数构成的三角(梯形)特征空间示意图(摘自Li等(2009)和Peng等(2017))
Fig. 2 Diagram of triangular (trapezoidal) space between land surface temperature and vegetation index (NDVI) (modified based on the figure in Li et al. (2009) and Peng et al. (2017))

根据图2中的特征空间, 利用LST和VI可计算与土壤水分相关的温度/植被指数。其中, 温度植被干旱指数TVDI (Temperature Vegetation Dryness Index) (Sandholt等, 2002) 是较为经典的指数之一:

$$TVDI = \frac{T_s - T_{smin}}{T_{smax} - T_{smin}} \quad (2)$$

式中, T_s 表示某一植被覆盖(s)下的地表温度, T_{smin} 和 T_{smax} 分别为图2特征空间中的‘湿边’和‘干边’方程, $T_{smin}=a+b \cdot NDVI$, $T_{smax}=c+d \cdot NDVI$ 。回归系数 a 、 b 、 c 和 d 可由图2中给出的特征空拟合得到。研究表明, TVDI与表层土壤水分相关性更高且两者呈现显著线性负相关关系(姚春生等, 2004)。基于此, 曹永攀等(2011)和辛强等(2016)均利用TVDI和土壤水分之间的一元一次式对AMSR-E被动微波土壤水分进行降尺度, 两者的验证结果都表明降尺度土壤水分与实测数据之间具有较好的相关性。而王安琪等(2013)在特征空间的基础上, 定义了新的指数, 即变温植被指数TVVI (Temperature Variation and Vegetation Index), 并利用土壤水分与TVVI之间的幂函数关系对被动微波土壤水分进行了降尺度, 发现影响降尺度关系模型精度的因素更多为非系统性的不确定性因素。

在多项式回归建立降尺度关系模型研究中, 除了加入LST和NDVI等因子, 微波亮度温度数据

也可作为降尺度因子之一, 并可以进一步增强了降尺度因子与土壤水分之间的关系表达, 该方法在对SMOS被动微波土壤水分空间降尺度中取得了较好的结果(Piles等, 2011; 2014)。Sánchez-Ruiz等(2014)在该方法的基础上引入归一化水体指数NDWI (Normalized Difference Water Index)替代NDVI也取得了不错的成果, 其降尺度土壤水分与被动微波土壤水分的精度一致, 无偏差均方根误差ubRMSE (unbiased Root Mean Square Error)都约为 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。在前期研究(Piles等, 2011)的基础上, Piles等(2016)进一步研究发现植被覆盖度FVC (Fractional Vegetation Cover)同样可以取代植被指数作为降尺度因子, 结果表明使用来自MSG (Meteosat Second Generation)卫星数据的植被覆盖度产品作为降尺度因子能够有效提升该方法降尺度结果的时空分辨率。

此外, 地表反照率同样可以作为降尺度因子, 利用多项式关系作为降尺度关系模型可实现被动微波土壤水分的空间降尺度(Chauhan等, 2003; Choi和Hur, 2012; Zhao等, 2017)。在上述研究的基础上, Zhao和Li(2013)基于Chauhan等(2003)的经验性方法, 使用上午地表温度上升率和日最高温度发生时间两个参量代替LST, 并使用FVC替代了NDVI作为降尺度因子, 降低了LST估计值(绝对值)中的不确定性对被动微波土壤水分空间降尺度过程的影响, 同时验证结果显示改善后的降尺度方法的决定系数 R^2 平均值相比Chauhan等(2003)的方法提高到了0.8, RMSE也有明显的降低。除此之外, Das等(2011)建立了雷达后向散射系数与被动微波土壤水分之间的近似线性关系, 进而将36 km的SMAP被动微波土壤水分降尺度到9 km的分辨率(SMAP主被动土壤水分产品算法); Wu等(2015)使用该方法对不同地表覆盖下的SMAP被动微波亮度温度降尺度, 结果显示在复杂地表该方法表现并不理想, 而且水体对其的影响较大; Das等(2016)同样也对该方法在被动微波亮度温度空间降尺度中的不确定性作出了定量表达, 并在9 km的SMAP主被动土壤水分产品中增加了相关的不确定性分析。此外, 该方法在SMAPVEX12试验区得到了较为详细的验证, 表明该方法得到的降尺度土壤水分能够降低15%的ubRMSE、提高21%的相关性(Leroux等, 2016)。

在开展全局多项式回归建立降尺度关系模型的同时, 利用局部窗口信息一定程度上能够提高地表土壤水分与降尺度因子之间的关联程度。Portal 等 (2018) 对 Piles 等 (2011) 的方法做出了改进, 即在降尺度过程中加入了适应性窗口的使用, 使得最后的降尺度结果和被动微波土壤水分保持了较高的值域一致性, 两者和实测土壤水分之间的相关系数 R 都较为一致; 与此同时, 地理加权回归 GWR (Geographically Weighted Regression) 作为局部回归的一种, 也常被用于经验性降尺度方法中:

$$SM_i = a_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^n a_k(u_i, v_i) X_{ik} + R_i \quad (3)$$

式中, i 表示第 i 个像素, (u_i, v_i) 则表示第 i 个像素的坐标位置, n 为降尺度因子个数。 SM_i 、 X_{ik} 和 R_i 分别为 (u_i, v_i) 处的被动微波土壤水分、第 k 个降尺度因子和回归残差项; $a_0(u_i, v_i)$ 和 $a_k(u_i, v_i)$ 则分别为位置 (u_i, v_i) 处的回归常数项和第 k 个回归参数; $a_k(u_i, v_i)$ 是关于地理位置的函数, 在估算过程中采用权函数的方法求解。相比于简单的多项式回归, GWR 能够更好的考虑空间对象的局部效应, 且能够对空间变量的空间非平稳性进行捕捉, 因此基于 GWR 的土壤水分关系模型建模相比全域尺度的建模更加准确。Jin 等 (2018a) 先利用 GWR 对被动微波土壤水分进行降尺度, 再使用面到点克里金插值 ATPK (Area to Point Kriging) 对回归残差进行降尺度 (方法简称 GWATPRK), 结果显示该方法能够更好的考虑土壤水分的空间异质性以及土壤水分与降尺度因子之间的空间相关性; Jin 等 (2018b) 使用了面到面克里金插值方法 ATA (Area to Area Kriging) 替代了 GWATPRK 方法中的 ATPK, 并对比了不同降尺度因子组合下得到的降尺度土壤水分, 发现利用高程对地表温度进行校正后作为降尺度因子更有优势, 且优于 VTCI 指数; Wen 等 (2020) 在 GWATPRK 的方法基础上提出了自适应窗口的使用, 使得该方法虽是基于经验性的降尺度模型, 但结果显示降尺度土壤水分在空间和值域上不仅与被动微波土壤水分保持了高度的一致, 还能够和实测土壤水分之间有很好的相关性, R 为 0.87, $ubRMSE$ 为 $0.043 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。

总体来说, 基于经验回归的被动微波土壤水分空间降尺度方法具有较高的普适性和实用性且其可操作性强。但是, 回归模型的建立受到降尺

度因子、多项式个数以及是否考虑空间权重等方面的影响。一般而言, 回归模型中涉及的降尺度因子越多、多项式个数越多 (最高幂次越高) 或者回归求解时考虑了空间的非平稳性, 最后得到的回归模型参数也就越精确 (降尺度结果精度越高) (Piles 等, 2016)。然而, 随着回归模型中的参数越多, 模型求解时出现过拟合的可能性也就越高。因此, 在回归模型的复杂性和求解参数的精度中往往需要做出一定的折中。

除了上文中提到的克里金插值外, 空间权重分解法是经验性降尺度方法中一种较为典型的空间插值方法。基于空间权重分解的降尺度方法是利用高空间分辨率的降尺度因子对被动微波土壤水分进行逐像素赋权重, 然后利用该权重对被动微波土壤水分产品进行分解, 进而得到降尺度土壤水分 (Kim 和 Hogue, 2012)。因其原理简单、计算效率高且在降尺度过程中只需要使用遥感数据等优势受到了广泛的应用 (Peng 等, 2016)。该方法由 Kim 和 Hogue (2012) 提出, 原理可由下式表示:

$$SM_F = SM_L \frac{X_F}{X_L} \quad (4)$$

式中, SM_F 和 X_F 表示待求的降尺度土壤水分和降尺度因子像素值, SM_L 和 X_L 则为 SM_F 和 X_F 像素所对应的粗分辨率像素的被动微波土壤水分和降尺度因子值。可见, 基于空间权重分解方法的降尺度结果中, 所选择的降尺度因子对土壤水分的解释程度是关键, 直接影响降尺度土壤水分的空间异质性。

Bindlish 和 Barros (2002) 利用主动微波的后向散射系数对被动微波亮度温度 (200 m) 进行空间权重分解, 再利用降尺度的亮温数据反演 40 m 空间分辨率土壤水分, 结果显示降尺度的土壤水分与合成孔径雷达数据反演的土壤水分结果一致性较好, 精度比被动微波亮度温度反演的土壤水分结果有所提升; Kim 和 Hogue (2012) 采用土壤水分湿度指数 SW (Soil Wetness) 作为降尺度因子, 发现空间权重分解方法比多项式回归法表现更好, 但空间权重分解方法在植被覆盖较多的区域对土壤水分有高估的现象; 凌自苇等 (2014) 比较了 3 种 LST/VI 指数 (SW、TVDI 和条件温度植被指数 VTCI (Vegetation Temperature Condition Index) 分别作为空间权重分解方法中的降尺度因子对被

动微波土壤水分降尺度的效果,发现使用TVDI和VTCI的降尺度结果优于SW,对结果的进一步分析还显示空间权重分解方法的误差主要来自被动微波土壤水分数据、降尺度因子的计算误差以及降尺度方法本身的问题;同样,相比于三角特征空间的统计性方法作为降尺度关系模型来说,Yin等(2020)发现空间权重分解方法得到的降尺度结果精度更高,而且SW比VTCI作为降尺度因子表现更好。由上述研究结果比较发现,空间权重分解方法中采用的降尺度因子在不同的区域表现出不同的效果,这与不同区域的实际情况和降尺度因子对该区域的准确解释程度有很大关系。

此外,一些其他基于空间插值的方法也在被动微波土壤水分空间降尺度中使用,例如,Kim和Barros(2002)采用分形插值方法实现被动微波土壤水分的降尺度,不同于一般的分形插值方法,该方法中的尺度函数包括了时空变化信息(尺度函数为降尺度因子空间分布的线性组合),对比结果发现该方法的降尺度结果优于普通分形插值方法得到的结果;Kaheil等(2008)则利用支持向量机将地面站点土壤水分数据与被动微波土壤水分进行同化,然后再将同化后的土壤水分数据插值(线性插值或是样条函数插值)到更高空间分辨率的尺度,验证表明该方法的 R^2 能够达到0.91。

3.1.2 基于机器学习的方法

近年,随着计算机科学的不断发展,一系列机器学习算法开始运用于被动微波土壤水分空间降尺度工作中(Abbaszadeh等,2019;Kolassa等,2018;Pelletier等,2016;Rodríguez-Fernández等,2015)。机器学习算法可以在不连续数据的情况下学习并寻求土壤水分和降尺度因子之间的非线性关系,这为整合不同数据源的信息和海量数据处理提供了便利(Srivastava等,2013;Alemohammad等,2018)。在被动微波土壤水分空间降尺度中常用的机器学习算法有:人工神经网络ANN(Artificial Neural Network)、支持向量机SVM(Support Vector Machine)、关联向量机RVM(Relevance Vector Machine)、随机森林RF(Random Forest)、加速回归树BoRT(Boosted Regression Trees)、立体派(Cubist)和梯度增强决策树GBDT(Gradient Boosting Decision Tree)等。

研究表明,ANN比SVM、RVM和线性模型

(3.1.1节中的方法)在SMOS被动微波土壤水分空间降尺度中表现更好,ANN不仅能够有效提高土壤水分的空间分辨率,还在区分生长季和非生长季土壤水分有着较好的潜力(Srivastava等,2013)。Im等(2016)比较了RF、BoRT和Cubist这3种机器学习算法,发现RF在AMSR-E被动微波土壤水分空间降尺度中优于BoRT和Cubist,其降尺度结果与实测数据之间的 R 可达到0.95—0.97, $ubRMSE$ 在0.024—0.027 m^3/m^3 之间。同时,对于RF、BoRT和Cubist这3种机器学习算法来说,在不同区域适用的降尺度因子也不尽相同。Alemohammad等(2018)利用ANN实现了SMAP被动微波土壤水分全球尺度的降尺度工作,进一步证实了ANN的高精度(降尺度结果验证优于9 km的SMAP增强型被动微波土壤水分),同时也为在降尺度过程中实现海量数据处理提供了参考;Zhao等(2018)则基于RF实现SMAP被动微波土壤水分空间降尺度,验证结果同样显示了机器学习算法作为经验性降尺度方法具有显著的优越性。除了ANN和RF,GBDT也被证明在被动微波土壤水分空间降尺度中具有较好的精度,其 R 和 $ubRMSE$ 可达到0.904 m^3/m^3 和0.044 m^3/m^3 ,但是其在植被茂密区域的表现还有待提高(Wei等,2019);而回归树RT(Regression Tree)模型在干旱区域得到的降尺度土壤水分的精度更好,但这可能和降尺度过程中使用的降尺度因子不同有关(Senanayake等,2019)。

综上所述,机器学习算法虽然在海量数据处理以及表达合理的降尺度关系模型方面有着较大的优势,但是其适用性通常受到训练数据的选择、降尺度因子以及研究区特性的影响。因此,该方法在大尺度区域的使用还需要进一步的研究和探索。

3.2 半经验性降尺度方法

基于半经验性的降尺度方法是从物理背景出发,利用模拟或者实验数据简化物理机理模型,因此,该方法通常能够在物理机理模型的复杂性和经验模型的简单性之间提供一个折衷方案。其中,DISPATCH是较为经典的半经验性降尺度方法之一,一直以来被研究者们广泛使用(Djamai等,2015;Malbêteau等,2016;Merlin等,2015)。DISPATCH的全称是DISaggregation based on Physical

And Theoretical scale CHange, 该方法是利用一阶泰勒展开式建立土壤水分与土壤蒸散发效率SEE (Soil Evaporative Efficiency) 之间的降尺度关系模型, 进而通过计算高空间分辨率的SEE数据实现对被动微波土壤水分的空间分辨率提升 (Molero等, 2016)。在DISPATCH中, 土壤水分与SEE之间的降尺度关系模型为

$$SM_F = SM_L + (\partial SM_L / \partial X_L)(X_F - X_L) \quad (5)$$

式中, SM_F 、 SM_L 为降尺度土壤水分、被动微波土壤水分, X_F 、 X_L 为高分辨率和粗分辨率的降尺度因子 (SEE), $f_L = \partial SM_L / \partial X_L$ 则为降尺度关系模型参数, 表示在粗空间分辨率尺度上降尺度因子对土壤水分的导数。DISPATCH方法主要由Merlin等 (2008a) 提出并发展而来。

首先, Merlin等 (2008a) 提出了式 (5) 的降尺度关系模型, 并分别使用蒸发比EF (Evaporative Fraction) 和实际蒸发比AEF (Actual Evaporative Fraction) 作为降尺度因子, 结果显示两者虽然都受到土壤水分的影响, 但其同时也受到植被覆盖、土壤类型和大气条件等因素的影响; 另外, 该研究对比发现, AEF与土壤水分之间的关系更为直接, 尤其是在土壤较为湿润的区域, 而SEE与土壤水分之间具有很强的相关性, 其在无云条件下的比率是相对恒定的。随后, Merlin等 (2008b) 使用SEE作为降尺度因子, 初步构建了DISPATCH方法, 通过对比还发现线性的降尺度关系模型 (式 (5)) 普遍比非线性的降尺度关系模型 (在式 (5) 中加入二次项) 能够得到精度更高的降尺度结果。而且, 将被动微波土壤水分通过连续降尺度可以在一定程度上减少原始粗空间分辨率尺度与最终高空间分辨率尺度之间的非线性效应, 以40 km的SMOS被动微波土壤水分空间降尺度为例, 在得到500 m空间分辨率的降尺度土壤水分之前需要先将其降尺度到3—5 km的空间分辨率尺度 (Merlin等, 2009)。

基于以上研究, Merlin等 (2010) 对比了30多种不同模式下的DISPATCH方法, 发现了基于指数模型计算的SEE比基于cosine模型计算的SEE更加稳健, 而且对SEE做出校正, 以二次项的DISPATCH方法计算的降尺度结果能够在精度和降尺度关系模型的稳健性中得到较好的折衷; 同时, 气候、云雾覆盖和植被状况 (植被覆盖和植被水

分条件) 对DISPATCH的降尺度结果有着较强的影响, 这也造成其降尺度结果的精度随着季节的变化有较大变化 (Merlin等, 2012); 通过对DISPATCH进行年尺度的校正能够得到更加的可靠的降尺度关系模型, 而且线性的降尺度关系模型适合计算几千米空间分辨率尺度的降尺度结果, 而非线性的降尺度关系模型则更适合计算百米级的降尺度结果 (Merlin等, 2013)。目前, DISPATCH已被SMOS数据处理中心CATDS (Centre Aval de Traitement des Données SMOS) 使用并对SMOS CATDS Level-3土壤水分产品进行降尺度, 生产了全球的1 km/逐日分辨率的降尺度土壤水数据 (Molero等, 2016)。

除了较为经典的DISPATCH方法, 相关学者也提出了其他半经验性降尺度方法, 比如Li等 (2018) 利用简化的水云模型和多时相数据 (假设短时间内地表粗糙度没有改变) 减少植被和地表粗糙度在SAR数据反演土壤水分中的影响, 然后利用小波变换融合高分辨率Sentinel-1A的后向散射系数和低分辨率的SMOS被动微波土壤水分数据, 进而提取1.25 km/2.5 km的土壤水分。该方法适合运用在植被变化较大的区域, 其 R^2 和RMSE分别在0.54—0.70和0.045—0.047 m^3/m^3 之间。

3.3 基于物理机理的降尺度方法

物理机理模型能够精确地描述遥感观测信息同传输介质、目标物相互作用的定量过程和结果, 而基于物理机理模型的降尺度方法是在物理机理模型中引入高空间分辨率降尺度因子的同时将被动微波土壤水分同化进入模型, 然后通过过程模拟分离出高分辨率的土壤水分变量 (Merlin等, 2005, 2006; Toride等, 2019)。基于物理机理的降尺度方法中主要使用的模型如辐射传输模型RTM (Radiation Transfer Model)、陆面参数模型LSPM (Land Surface Parameter Model) 以及数据同化模型DAM (Data Assimilation Model) 等作为降尺度关系模型。辐射传输模型和陆面参数模型能够系统、精确地表达遥感成像与地气交换过程; 而数据同化通常是在模型模拟的过程使用土壤水分观测数据修正模型, 以此实现提升输出结果精度的目的 (Merlin等, 2005, 2006; Sahoo等, 2013)。因此, 基于物理机理的降尺度方法具有较强的物理背景, 其降尺度关系模型能够精确的表达降尺度

因子与土壤水分之间的关系机制, 通常得到的降尺度土壤水分精度较高。

Pellenq 等 (2003) 将 SVAT (Soil Vegetation Atmosphere Transfer model coupled) 水文模型和 TOPMODEL 模型进行耦合, 首先将被动微波土壤水分同化进 SVAT 水文模型并获得流域尺度的土壤水分数据, TOPMODEL 模型则利用地形要素作为降尺度因子预测土壤水分在更高空间分辨率尺度的空间分布; Merlin 等 (2005) 结合 L-波段辐射传输模型、热红外辐射传输模型和陆面过程模型 LSM (Land Surface Model) 来估算高空间分辨率的土壤温度, 进而建立被动微波土壤水分与土壤温度之间的关系, 最后使用建立的关系将 40 km 的 SMOS 被动微波土壤水分产品降尺度到 1 km 的空间分辨率; 在此基础上, Merlin 等 (2006) 进一步使用亮度温度的线性模型和 LSM, 利用地表温度以及地表和大气条件相关参数作为模型的输入参数, 将机载数据反演的土壤水分降尺度到 1 km, 结果显示该方法得到的降尺度土壤水分精度较高 (平均误差为 3%); Sahoo 等 (2013) 则使用 EnKF (Ensemble Kalman Filter) 算法将 25 km 的 AMSR-E 土壤水分数据同化进 Noah 的 LSM 模型并计算 1 km 分辨率的降尺度土壤水分。以上结果表明, 数据同化能够加速土壤水分的重新分布, 这也使得最后由物理模型得到的降尺度结果更加精确。

Lievens 等 (2017) 则将 Sentinel-1 的雷达数据和 SMAP 被动微波亮度温度同化进 CLSM (Catchment Land Surface Model) 模型, 实现 9 km 的 SMAP 的主被动土壤水分提取, 该方法已被采用来生产 9 km 的 SMAP Level-4 土壤水分产品; Toride 等 (2019) 将 EcoHydro-SiB 作为 LSM 模型同化地表参数 (土壤水分、地表温度、冠层温度、植被水分), RTM 模型则用作计算亮度温度, 进而结合主被动微波数据和光学遥感数据实现被动微波土壤水分的降尺度; Naz 等 (2019) 则将 ESA (European Space Agency) CCI (Climate Change Initiative) 土壤水分 (0.25 度空间分辨率) 同化进 3 km 的 CLM (Community Land Model) 模型中对其进行空间降尺度, 结果显示该方法得到的高分辨率土壤水分数据在夏季和秋季更好 (冬季的 ESA CCI 土壤水分数据有大量缺失, 模型对如冻土的寒冷地区的表征具有局限性); Vergopolan 等 (2020) 通过耦合高分辨率的 LSM 模型、RTM 模型, 实现在 30 m 空间分辨率尺

度上估算亮度温度, 进而使用贝叶斯技术将高空间分辨率的亮度温度与 36 km 的 SMAP 亮度温度融合并通过反向 RTM 模型反演 30 m 尺度的土壤水分。该方法不仅能够实现被动微波土壤水分的降尺度, 同时也能够得到 30 m 的地表温度和雪水当量数据, 而且它还适用于蒸散发和作物需水量估算等应用。

总体而言, 利用陆面过程模型来实现被动微波土壤水分的降尺度, 为获取时空域上连续的高分辨率土壤水分分布提供了可能性, 但其准确性受到模型缺陷、模型参数和大气强迫条件等不确定性因素的限制 (Naz 等, 2019)。

3.4 降尺度方法对比

对比上述不同的降尺度方法可知, 经验性、半经验性以及基于物理机理的降尺度方法各有利弊, 其具体比较如表 2 所示。总体来看, 经验性的降尺度方法操作简单、可以快速地实现大范围的被动微波土壤水分降尺度工作。但是该方法缺少物理背景, 简单的经验性降尺度关系模型不能准确表达降尺度因子与土壤水分之间复杂的作用机制。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地表温度 (Zhao 等, 2017)。这也使得仅仅依靠经验性的降尺度关系模型的精度很大程度上取决于降尺度因子对土壤水分的解释程度, 而降尺度关系模型本身并不会对降尺度结果精度提供更多的增益 (Kim 和 Hogue, 2012)。

基于物理机理的降尺度方法则通常将被动微波土壤水分以及降尺度因子同化进入物理模型中, 通过过程模拟分离出更高分辨率的土壤水分变量和其他相关的地表参量 (Merlin 等, 2005, 2006; Toride 等, 2019)。不难看出, 基于物理机理的降尺度方法能够获取精度较高空间分辨率的土壤水分结果。但是, 该类方法过程复杂, 而且模型驱动所需输入参数较多, 加之部分数据不易获取, 使得基于物理机理的降尺度方法只能适用于特定的时间和地区, 这由数据易获取性、模型特点等因素所决定 (Wen 等, 2020)。

半经验性的降尺度方法则介于经验性和基于物理机理的降尺度方法之间, 其通常是在物理模型的基础之上做出简化, 建立一个不完全是经验

性降尺度关系模型，这在一定程度上提高了经验性方法的精度并同时降低了物理模型的复杂性(Peng等，2017)。因此，半经验性的方法往往能够兼顾降尺度结果的精度和方法易操作性两方面。

虽然半经验性的降尺度方法有着一定的优势，但是目前能够在大范围尺度（甚至是全球尺度）适用的降尺度方法依然有待进一步探索。

表2 被动微波土壤水分空间降尺度方法主要类型及其优劣势

Table 2 Main passive microwave soil moisture spatial downscaling methods with their advantages and disadvantages			
降尺度方法	可操作性	优势	劣势
基于经验统计的方法 经验性	☆☆	(1) 降尺度关系模型多为回归模型或是空间插值模型,计算过程相对简单 (2) 降尺度关系模型中所涉及的降尺度因子一般较为单一,大多数降尺度因子容易获取,例如地表温度和植被指数等	(1) 部分缺少对地形以及大气条件的考虑,因此该方法中的物理过程背景较弱 (2) 降尺度结果很大程度上依赖于降尺度因子对土壤水分的解释程度以及被动微波土壤水分的精度(部分空间插值方法并不需要降尺度因子) (3) 来自光学遥感数据的降尺度因子易受云雾的影响 (4) 基于统计的方法容易在特定区域造成过拟合的现象
		(1) 有利于扑捉土壤水分和降尺度因子之间复杂的关系机制,能够构建更加可靠的降尺度关系模型 (2) 便于实现海量数据的输入输出	(5) 在基于机器学习的方法中,训练数据的选取及算法本身的特点对降尺度结果有着直接的影响
半经验性	☆☆☆	(1) 具有一定的物理背景,降尺度关系模型(相比于经验性的降尺度方法)能够更加细致地刻画土壤水分与降尺度因子之间的关系变化 (2) 通过对物理模型的一定程度简化,降尺度关系模型的实现过程较为容易	(1) 和经验性降尺度方法相似,半经验性的降尺度方法中的降尺度结果精度在一定程度上还是依赖于降尺度因子与土壤水分之间的相关性 (2) 无法达到较强的适用性,不同的方法只能较好的适用于特定的区域(例如特定的地形、气候或是植被覆盖区域等)
基于物理机理	☆☆☆☆☆	(1) 物理背景较强,降尺度关系模型能够较为精确的表达降尺度因子与土壤水分之间的关系、地表—大气—植被之间的水文过程等 (2) 降尺度土壤水分结果往往精度较高	(1) 原理相对复杂,模型运行较为复杂 (2) 模型涉及的参数众多、部分模型参数所需的数据较难获取 (3) 难以在大区域尺度上实施、应用和推广

注：“☆”代表可操作性较易,“☆☆☆☆☆”代表可操作性较难。

4 现有空间降尺度产品

虽然目前被动微波土壤水分降尺度方法较多，但是持续生产的降尺度土壤水分产品不多。其中，较为广泛熟知的有BEC-SMOS Level 4土壤水分产品（1 km，逐日/3 d分辨率）和SMAP/Sentinel-1主被动结合的土壤水分产品（1/3 km，逐日分辨率）两种。下面将对这两种降尺度土壤水分产品进行简要介绍。

4.1 BEC-SMOS Level 4土壤水分产品

SMOS 是欧洲空间局ESA（European Space Agency）于2009年11月2日发射的一颗对地观测卫星，旨在监测全球尺度的地表土壤水分和海洋盐度(Font等，2010；Kerr等，2010)，其产品对水

和能量通量在大气、土壤表面以及下垫面之间的相互作用有着重要意义。但是该卫星数据的空间分辨率并不高，限制了其在区域尺度上应用。为了克服该问题，巴塞罗那专家中心BEC（Barcelona Expert Center）对SMOS Level 3被动微波土壤水分产品（25 km）进行了降尺度，进而得到欧洲区域的BEC-SMOS Level 4土壤水分产品，该产品分为升轨和降轨两个数据集，时间和空间分辨率分别为1 d/3 d和1 km。目前，该降尺度土壤水分产品已更新至第五版本（Version 5），后文将其简称为SMOSL4V5土壤水分产品。

在SMOS L4V5土壤水分产品的降尺度过程中，使用25 km的ESA SMOS L1C亮度温度、9 km的LST和1 km的NDVI作为降尺度因子，进而将25 km的SMOS L3土壤水分的空间分辨率提高到1 km的

尺度。其中, 亮度温度分为入射角 (θ_i) 为 32.5° , 42.5° 和 52.5° 的垂直极化 (TB_{V, θ_i}) 和水平极化 (TB_{H, θ_i}) 数据。其中, LST 数据则来自欧洲中期天气预报中心 ECMWF (European Center for Medium Weather Forecast) 模型的表层温度, 而 NDVI 数据来自 MODIS 的陆表产品 (16 d, Terra, MOD13A2, Version 6)。BEC-SMOS L4V5 土壤水分产品的降尺度原理是首先利用粗分辨率 SMOS L3 土壤水分与降尺度因子在 25 km 尺度上建立多元线性回归模型:

$$SM = b_0 + b_1 LST + b_2 NDVI + b_3 \sum_{i=1}^3 TB_{H, \theta_i} + b_4 \sum_{i=1}^3 TB_{V, \theta_i} \quad (6)$$

式中, 25 km 的 LST 和 NDVI 由 ECMWF LST 和 MODIS NDVI 空间聚合生成。然后, 利用计算的模型系数 (b_i , $i=1, 2, 3$ 和 4) 和式 (6) 应用于 1 km 空间分辨率降尺度因子得到降尺度土壤水分 (1 km 的亮度温度和 LST 分别从 25 km 和 9 km 线性插值而来)。3 d 时间分辨率的 SMOS L4V5 土壤水分则由相应逐日的降尺度土壤水分计算 3 d 内的平均值生成。关于该降尺度算法的详细步骤, 请参考 Pablos 等 (2016b)、Piles 等 (2014)、Portal 等 (2018) 的文章。

SMOS L4V5 土壤水分产品目前只生产了欧洲-地中海区域的数据, 但 BEC 对产品精度做出了较为全面的验证 (Pablos 等, 2020)。该研究利用了欧洲 5 个土壤水分实测站点网络验证 SMOS L4V5 土壤水

分产品的精度, 分别为位于西班牙的 REMEDHUS (Soil Moisture Measurements Stations Network of the University of Salamanca) (Sanchez 等, 2012)、法国的 SMOSMANIA (Soil Moisture Observing System-Meteorological Automatic Network Integrated Application) (Calvet 等, 2007)、丹麦的 HOBE (Hydrological Observatory) (Bircher 等, 2012)、罗马尼亚的 RSMN (Continuous Soil Moisture and Temperature Ground-based Observation Network) (Zeng 等, 2016) 和芬兰的 FMI (Finnish Meteorological Institute) (Ikonen 等, 2016)。验证结果显示, SMOS L4V5 土壤水分与原本的粗分辨率土壤水分 (SMOS Level 3 被动微波土壤水分) 的验证结果非常相似, 表明该方法的降尺度算法对降尺度结果的精度并没有特别的影响。对于升轨降尺度土壤水分产品, 各站点降尺度结果与实测数据之间 R 的中位数约为 0.556, $ubRMSE$ 的中位数约为 $0.063 \text{ m}^3/\text{m}^3$, 而降轨产品 R 和 $ubRMSE$ 的中位数分别约为 0.55 和 $0.068 \text{ m}^3/\text{m}^3$ (Pablos 等, 2020)。这些验证数据均表明 SMOS L4V5 土壤水分产品具有较好的精度。而综合 SMOS L4V5 土壤水分产品的时空分析, 可以发现该降尺度土壤水分能够在时空尺度上较好地反映地表的土壤水分的变化 (Portal 等, 2020)。虽然该降尺度土壤水分具有 1 km 的空间分辨率和逐日/3 d 的时间分辨率, 而且还去除了降尺度因子中云雾的影响, 但是该降尺度产品还是继承了 SMOS Level 3 被动微波土壤水分中的轨道缝隙, 如图 3 所示。

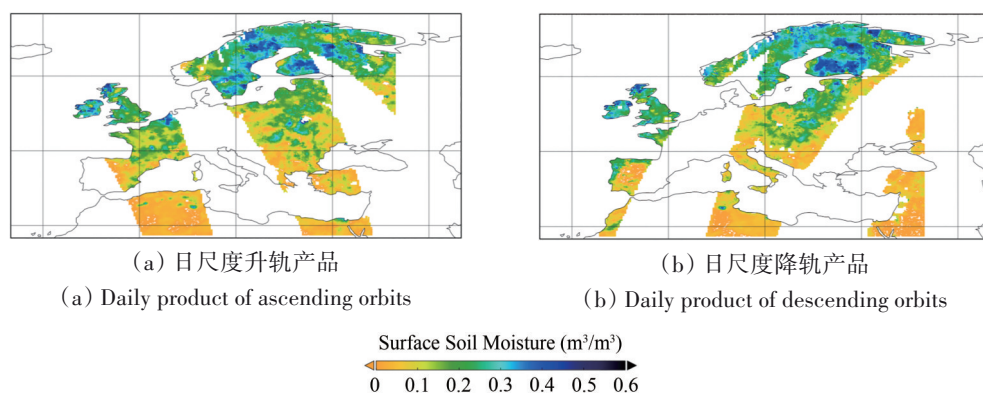


图3 2019年8月15日 SMOS L4V5 土壤水分空间分布图(引自 Pablos 等(2020))

Fig. 3 Spatial distribution map of SMOS L4V5 soil moisture on Aug. 15, 2019 (Figure source: Pablos et al. (2020))

4.2 SMAP/Sentinel-1 主被动结合的土壤水分产品

SMAP 是一颗由 NASA (美国国家航空和宇宙航行局, National Aeronautics and Space Administration)

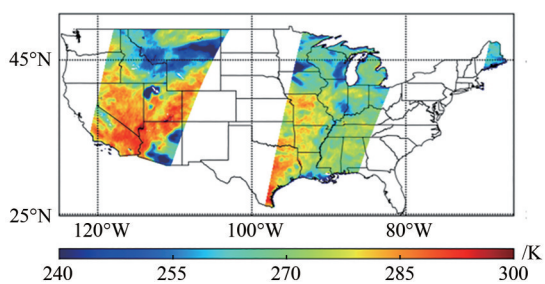
设计用于土壤水分和冻融状态监测 (Entekhabi 等, 2010) 的对地观测卫星。该卫星于 2015 年 1 月 31 日发射并在轨运行工作, 其搭载了均为 L 波段

的主动微波传感器（雷达）和被动微波传感器（辐射计）各一台。SMAP卫星提供的全球尺度的数据和产品能够帮助：（1）了解陆地水、能量和碳循环之间的关系；（2）估算全球陆地表面的水和能量通量；（3）量化地球北部地区的净碳通量；（4）提高天气和气候预报的能力；（5）发展洪水自然灾害预报和干旱监测的能力。

NASA利用SMAP主被动微波数据，共生产了被动微波土壤水分（SMAP SM-P, 36 km）、主动微波土壤水分（SMAP SM-A, 3 km）和主被动微波结合土壤水分（SMAP SM-A/P, 9 km）这3种遥感土壤水分数据集。SMAP卫星的雷达传感器停止工作后（2015年7月7日发生故障）（Chan等, 2016），SMAP SM-A和SMAP SM-A/P两种涉及主动微波数据的土壤水分数据中断了生产。为了能够持续发布更高分辨率的微波土壤水分产品，NASA利用Backus-Gilbert最优插值技术将36 km的SMAP亮度温度降尺度到9 km，然后反演9 km的增强型被动微波土壤水分（Chan等, 2018）。为了进一步提高土壤水分产品的空间分辨率，在融合Sentinel-1雷达数据和对9 km的SMAP亮度温度降尺度基础上，反演了3 km和1 km的主被动微波

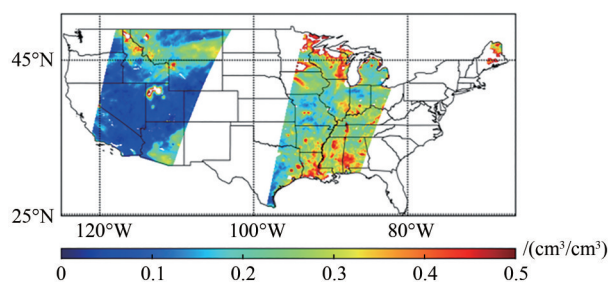
结合的土壤水分产品（SMAP/Sentinel-1）（Das等, 2019）。

Portal等（2020）在伊比利亚半岛比较了SMOS L4V5土壤水分和SMAP/Sentinel-1土壤水分，并使用REMEDHUS站点网络实测土壤水分数据对两者进行了验证，结果表明，两者降尺度产品均能较好地表征地表土壤水分的时间变化，但是SMAP/Sentinel-1比SMOS L4V5土壤水分偏湿，尤其是在伊比利亚半岛的北部、西北部和西部；同时，这种差异在植被密集的地区更为明显，这可能是由于SMAP产品中使用的C波段微波（雷达）信号不能穿透茂密的植被（森林）（Jagdhuber等, 2019）。图4中给出了生产SMAP/Sentinel-1土壤水分过程中使用的SMAP和Sentinel-1数据空间分布示意图（以美国部分地区为例）。可见，受Sentinel-1卫星的幅宽（约250 km）所限，SMAP/Sentinel-1土壤水分图像（图4（f））在空间上覆盖较少（Mao等, 2019）；加之，Sentinel-1A和Sentinel-1B卫星极化数据的交叉使用，使得SMAP/Sentinel-1土壤水分的估算周期降低到了3—6 d（Entekhabi等, 2010），而在一些区域估算周期甚至达到了12 d（Das等, 2019；Mao等, 2019）。



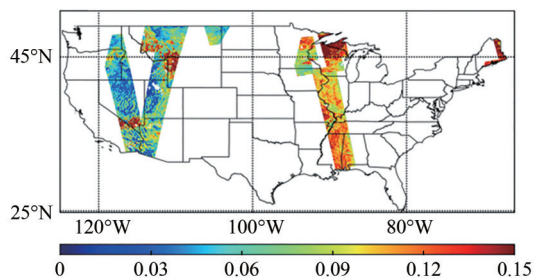
(a) 33 km的SMAP亮度温度

(a) The 33-km SMAP brightness temperature



(b) 33 km的SMAP被动微波土壤水分

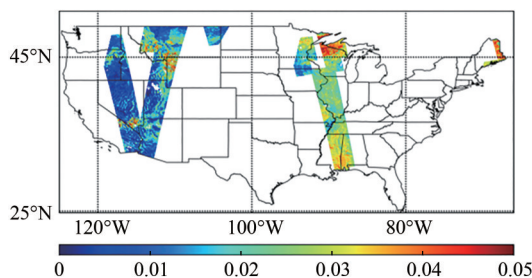
(b) The 33-km SMAP passive microwave soil moisture



(c) 由Sentinel-1A/Sentinel-1B雷达数据聚合的3 km

归一化同极化的后向散射系数

(c) The 3-km aggregated normalized copolarization backscatter retrieved by the Sentinel-1A/Sentinel-1B radars



(d) 交叉极化后向散射系数

(d) The 3-km aggregated normalized cross-polarization backscatter retrieved by the Sentinel-1A/Sentinel-1B radars

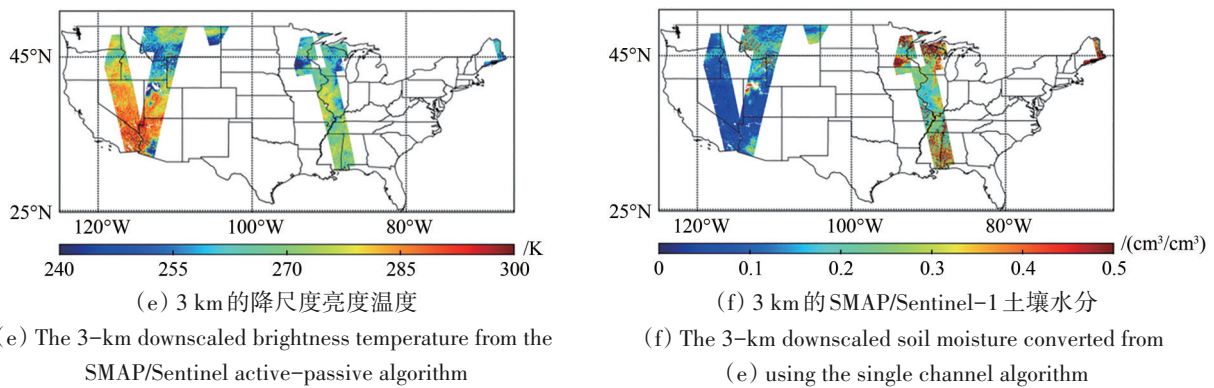


图4 2018年6月16日美国部分地区生产SMAP/Sentinel-1土壤水分产品过程中使用的SMAP和Sentinel-1数据空间分布示意图 (改编自Mao等(2019))

Fig. 4 Spatial availability of the SMAP/Sentinel-1 active-passive 3-km soil moisture product (L2_SM_SP) and the SMAP-enhanced passive 33-km soil moisture product (L3_SM_P_E) on 16 June 2018 for the Continental United States (Figure modified from: Mao et al. (2019))

综上, 当前被动微波土壤水分降尺度产品并不多, 但是明显可见基于L波段卫星(SMOS、SMAP)在被动微波土壤水分反演及其降尺度中发挥着重要作用, 因此迫切需要发展后续L波段卫星计划。

5 存在的问题与挑战

虽然目前被动微波土壤水分的降尺度方法众多, 而且相应的降尺度产品也在陆续面世, 但是在被动微波土壤水分降尺度研究中依然存在一些问题和挑战。

5.1 土壤水分与降尺度因子关系的不确定性

制约土壤水分空间分布的因素很多, 比如地表温度、植被指数、地表反照率、地形因子、气候条件、土壤类型以及人为因素等(Sahoo等, 2013; Babaeian等, 2019; El Hajj等, 2019), 而且这些因素和土壤水分之间的耦合机制较为复杂, 很难定量表达。从被动微波土壤水分空间降尺度原理来看, 降尺度关系模型中的降尺度因子往往和土壤水分之间有着较强的相关性, 这也就使得降尺度因子的选择和使用在被动微波土壤水分空间降尺度研究中显得尤为重要(Piles等, 2011, 2016)。目前, 除了LST和NDVI作为降尺度因子在被动微波土壤水分空间降尺度研究中被广泛使用(Ray等, 2010; Piles等, 2014; Portal等, 2018; Xu等, 2018), 地表反照率(Chauhan等, 2003)、地形数据(Kim和Barros, 2002; Zhao等, 2018)、气象数据(Merlin等, 2008b)、雷达数据(Wagner,

2003; Piles等, 2009)、蒸散发数据(Merlin等, 2008b)等也常在被动微波土壤水分空间降尺度研究中使用。可见, 目前很多的被动微波土壤水分空间降尺度研究在降尺度因子的选择和使用上并没有统一的标准。同时, 受到研究区位置、数据获取时间、数据的易获得性等因素影响, 一些降尺度研究中仅使用2—5个降尺度因子, 而在一些特定研究区域和实验条件下却可获得5—10个降尺度因子不等(Zhao和Li, 2013; Zhao等, 2018)。这样的差异不仅给大尺度区域的被动微波土壤水分空间降尺度研究带来难度, 同时也使得不同降尺度方法之间的对比成为不可能。

总体而言, 如何选取适用性强、不受地域限制、能够有效表征土壤水分的降尺度因子还存在极大的不确定性, 同时也给降尺度关系模型的构建增加了一定难度。针对不同研究区的地形特征、气候条件以及数据情况等方面, 降尺度因子的选择有着较大的差别。这不仅给建立稳健的降尺度模型带了难度, 同时也给降尺度模型的时空普适性产生了阻碍。而目前的被动微波土壤水分空间降尺度研究中, 多以特定时空范围内的研究区作为研究对象(Piles等, 2011; 2014), 较难验证降尺度方法的时空普适性。虽然也有少数的降尺度研究针对全球区域尺度开展(Alemohammad等, 2018; Molero等, 2016), 但是这些降尺度方法在全球层面的精度和数据的持续生产情况有待进一步明晰。因此, 在未来土壤水分空间降尺度研究中, 如何确定降尺度因子及其与土壤水分之间的

制约关系（降尺度关系模型）将是一个重要的研究方向。构建稳健的降尺度关系模型（包括降尺度因子的选择和模型表达）也是被动微波土壤水分空间降尺度研究中得到高质量降尺度结果的重要前提。

5.2 基于光学遥感数据的降尺度方法中云雾覆盖的影响

构建降尺度关系模型所采用的降尺度因子多来自光学遥感数据，这些数据在不同程度上受到云雾覆盖的影响，进而导致相应的降尺度过程也受到云雾覆盖的限制。例如，Wen等（2020）为了使降尺度土壤水分的空间覆盖范围更大且最小化云雾覆盖的影响，在降尺度过程使用了8 d时间分辨率的MODIS LST产品而不是逐日分辨率的LST产品作为降尺度因子。虽然该方法在一定程度上减少了云雾覆盖的影响（相比于使用逐日LST数据），但是降尺度结果的时间分辨率却降为8 d，一定程度上阻碍了高空间分辨率降尺度土壤水分产品的适用性。对于中长时间期的应用，如农业干旱监测，一至两周的时间间隔的土壤水分数据似乎能够满足需求。然而，对于即时性的实际应用，如洪水或灌溉管理，多天分辨率土壤水分产品则无法捕捉到由LST、降水等影响而导致的土壤水分的变化（Srivastava等，2013；Piles等，2014）。虽然低时间分辨率的土壤水分产品大大减轻了云雾覆盖的影响，但在某些特定的时间，尤其是雨季，云雾覆盖的影响依然很大程度制约着降尺度土壤水分的空间覆盖。

因此，为了提高降尺度产品精度，即生成无云的降尺度土壤水分数据，消除降尺度因子（尤其是地表温度数据）中的云雾覆盖将是关键（植被状况时间变化相对较弱）（Zhao等，2021）。地表温度重建研究为生成无云覆盖的地表温度数据提供了参考，例如利用中分辨率成像光谱仪在时间尺度上的可变性生成时间一致的地表温度产品（Duan等，2014；Zhao等，2019）、结合热红外和被动微波估计全天候和高空间分辨率的地表温度方法（Duan等，2017）、利用时间和空间尺度的内插填充地表温度（Metz等，2017）以及利用温度的时空变化对地表温度进行重建（Fu和Weng，2018；Zhao和Duan，2020）；Long等（2019）利用ESTARFM（Enhanced Spatial and Temporal Adaptive

Reflectance Fusion Model）模型，结合MODIS LST和CLDAS（China Meteorological Administration Land Data Assimilation System）LST生成了时空域连续的LST数据（逐日、1 km分辨率），然后使用该LST数据以及其他的降尺度因子（NDVI，地表反照率、降水等）对ESA CCI土壤水分进行了降尺度，得到了时间分辨率为逐日、空间分辨率为1 km的降尺度土壤水分数据。该研究为如何克服云雾覆盖影响，得到时空连续的土壤水分数据提供了很好的探索。

但是，目前地表温度重建方法虽能够为被动微波土壤水分空间降尺度研究的发展提供很好的方法参考和思路，但是相关研究还需要进一步验证其适用性和精度。重建地表温度是否为晴空假设下的地表温度或者如何重建晴空假设条件下的地表温度对降尺度研究具有重要意义。因此，重建地表温度的准确性和适用性受到重建方法、实际天气状况以及附近云雾量等因素的综合影响，这也为时空连续降尺度工作带来了挑战。

5.3 被动微波土壤水分产品自身质量

被动微波土壤水分产品反演精度直接影响着降尺度结果的精度（Peng等，2017）。表1中列出了主要的被动微波土壤水分产品的反演精度，虽然这些被动微波土壤水分产品来自不同的卫星和传感器，但基本都有较好的精度水平。然而，现有验证工作中所使用的方法、验证数据以及研究区的差异给不同产品之间的比较带来一定障碍。Cui等（2018）利用同样的实测站点土壤水分数据比较了7种被动微波土壤水分产品（SMAP 36 km和9 km的土壤水分、SMOS被动微波土壤水分、两种不同算法的AMSR-2被动微波土壤水分、ESA CCI的主被动微波土壤水分和FY-3B被动微波土壤水分）的反演精度，发现两种SMAP土壤水分产品（ $R>0.87$ ， $ubRMSE<0.05\text{ m}^3/\text{m}^3$ ）明显优于其他土壤水分。SMAP和SMOS被动微波土壤水分产品中存在的低估效应主要是由于反演过程中所使用的地表温度数据存在干偏（Colliander等，2017；Jackson等，2012）。来自LPRM算法的AMSR-2被动微波土壤水分精度仅次于SMAP和SMOS被动微波土壤水分的精度。相比于JAXA算法所反演的1 km的土壤水分，该算法反演的AMSR-2 25 km被动微波土壤水分与实测数据之间的统计量更好。

同时, ESA CCI的主被动微波土壤水分比SMOS和LPRM AMSR-2土壤水分产品精度稍好, 其主被动微波数据结合的反演方法在生产长时序土壤水分方面有着很大的潜力。值得一提的是, 上述对比研究中也发现国产FY-3B被动微波土壤水分展示了与实测数据之间的较好的相关性, 这主要得益于其反演算法中修正了地表粗糙度的影响。

除了被动微波土壤水分产品自身的反演精度外, 降尺度过程中所采用的被动微波土壤水分产品扫描间隙同样会影响降尺度结果的空间完整性(降尺度结果中存在很多缺值)。当被动微波土壤水分数据中存在由卫星的轨道缝隙、数据质量不

佳或无土壤水分反演值造成的空白区域时, 相应的降尺度结果中同样会出现缺值(Piles等, 2011; Abbaszadeh等, 2019; Wei等, 2019; Wen等, 2020)。如图5所示, 左列为Fang等(2018)利用地表温度和植被指数, 使用半经验性模型对25 km的AMSR-2被动微波土壤水分进行降尺度得到的土壤水分; 右列为相应的AMSR-2被动微波土壤水分。显然, 降尺度结果中不仅有来自降尺度因子中云雾覆盖的影响, 同时还保留了粗空间分辨率土壤水分数据中的缺值区域, 而这种缺值主要由AMSR-2卫星的轨道缝隙所造成。

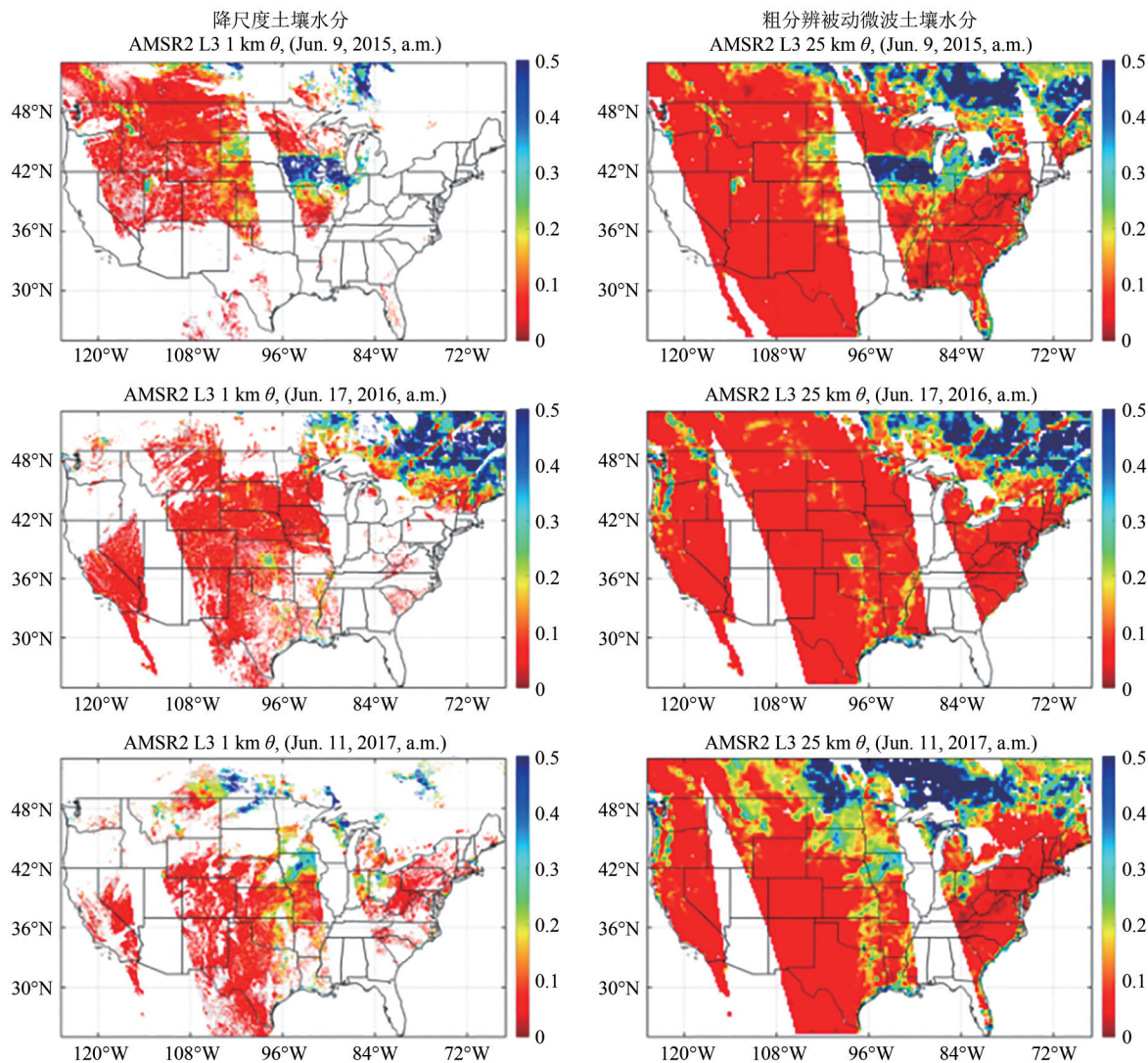


图5 降尺度土壤水分和对应的粗分辨率被动微波土壤水分(引自Fang等(2018))

Fig. 5 Downscaled soil moisture and corresponding coarse-resolution passive microwave soil moisture (Figure source: Fang et al. (2018))

在此基础上, 不少研究旨在获得空间覆盖更加完整的降尺度结果, 减少原始被动微波土壤水

分给降尺度土壤水分带来的缺值影响。Portal等(2018)在对25 km的SMOS被动微波土壤水分降

尺度之前, 利用其 25 km 亮度温度数据和土壤水分之间的线性关系填充了被动微波土壤水分数据中的部分缺值区域, 这在一定程度提高了降尺度结果的空间完整性; Jin 等 (2018c) 在降尺度前, 对 36 km 的 SMAP 被动微波土壤水分数据进行了重采样 (填补了 SMAP 图像中的缺值区域), 进而对重采样的土壤水分进行了降尺度, 消除了降尺度结果中的被动微波土壤水分数据带来的空值区域。

为积极应对目前上述存在的各种问题, 中国空间基础设施中已经规划了一颗以土壤水分作为首要探测目标的卫星: 陆地水资源卫星, 这将是我国第一颗以 L 波段主被动微波探测仪为主载荷, 同时搭配多角度热红外、多光谱和高光谱多种探测方式的陆地水资源要素综合探测卫星。陆地水资源卫星将通过一维综合孔径技术和大口径天线技术提升被动微波亮度温度的观测分辨率, 同时配合更高分辨率的主动雷达观测进行亮度温度降尺度, 能够有效提升微波土壤水分产品的空间分辨率和精度; 此外, 多角度红外、多/高光谱的协同观测能够提供诸如地表温度、植被指数、地表反照率等多种降尺度因子, 为进一步采用多途径提升微波土壤水分产品的空间分辨率提供了可能。以上内容已经在 2018 年开展的滦河流域土壤水分遥感专题试验中得以论证 (Zhao 等, 2020)。

6 结 语

本文通过梳理国内外被动微波土壤水分空间降尺度研究进展, 系统性介绍了目前被动微波土壤水分空间降尺度代表性方法, 并总结了不同方法的优劣。除此之外, 还介绍了现有的降尺度土壤水分产品, 最后更进一步阐述了目前被动微波土壤水分空间降尺度研究中存在的问题和挑战。主要结论如下:

(1) 空间降尺度是有效提高被动微波土壤水分产品空间分辨率的重要手段。当前空间降尺度方法众多, 主要可分为: 经验性、半经验性和基于物理机理的降尺度方法 3 种类型。相对于其他两种方法而言, 经验性的降尺度方法简单、易实现, 但缺少物理背景, 难以十分准确地表达降尺度因子与土壤水分之间的关系。这也使得经验性降尺度方法的精度很大程度上取决于降尺度因子对土壤水分的解释能力以及原本粗空间分辨率土壤水分的准确性。然而, 经验性方法因其简单实用在

被动微波土壤水分空间降尺度研究中得到较为广泛的应用。物理性的方法通常使用数据同化、陆面过程模型等作为降尺度关系模型的媒介, 但是其过程往往复杂、且涉及的参数多, 加之部分数据不易获取, 这使该方法适用性较低, 但能够获取较为精确的高分辨率土壤水分结果。而半经验性的降尺度方法则介于经验性和物理性之间, 在经验性的方法中加入了一定的物理背景, 使半经验性的方法能够兼顾降尺度结果的精度和方法易操作性两方面。但是, 半经验性的方法依然存在着对地面输入参数需求以及方法局部适用性等问题。

(2) 目前, 持续生产的被动微波土壤水分降尺度产品较少, 主要有 BEC 发布的 SMOS L4V5 土壤水分产品和 NASA 计算的 SMAP/Sentinel-1 主被动结合的土壤水分产品。SMOS L4V5 土壤水分的空间分辨率和时间分辨率为 1 km 和逐日/3 d, 而 SMAP/Sentinel-1 土壤水分的空间分辨率和时间分辨率则为 1 km/3 km 和 3—6 d。虽然两种降尺度土壤水分产品都具有相同的空间分辨率 (1 km), 但是两者在空间覆盖上都存在一定缺陷: SMOS L4V5 土壤水分产品主要受到粗空间分辨率 SMOS 数据中轨道缝隙的影响, 导致高分辨率降尺度土壤水分数据中存在不可忽视的空间缺值, 使得该产品 (尤其是 1 d 分辨率的数据) 较难在实际应用中得到推广。而 SMAP/Sentinel-1 土壤水分则主要受到 Sentinel-1 的较窄幅宽以及其和 SMAP 亮温数据重叠区域较少的影响, 不仅造成降尺度土壤水分中的空间覆盖能力较差, 还使得该数据的时间分辨率难以达到日尺度水平。

(3) 被动微波土壤水分降尺度研究中依然存在亟待解决的问题和挑战。例如: 降尺度因子与土壤水分之间关系的不确定性为构建稳健的降尺度关系模型带来不确定性; 而部分来自光学遥感数据的降尺度因子 (易受云雾覆盖影响) 和被动微波土壤水分数据 (扫描空隙) 的空间不完整性导致最后的降尺度结果存在空值区域。上述因素直接造成目前获取高精度、空间覆盖完整、时间连续的高空间分辨率土壤水分降尺度结果的困难较大。

总体而言, 被动微波土壤水分空间降尺度方法的不断发展为实现高空间分辨率土壤水分数据获取提供了更多的可能性。在未来空间降尺度研

究中, 如何获取同时具有高时空分辨率且时空无缝的降尺度土壤水分数据将是重点。在此基础上, 未来被动微波土壤水分空间降尺度的发展方向应当主要立足于3个方面: 发展普适性更强且稳健性高的空间降尺度模型、降低降尺度因子的不确定性以及获取质量更好的被动微波土壤水分数据(这在一定程度上和微波遥感技术有关)。与此同时, 时空域连续(空间覆盖完整、时间分辨率高)的高分辨率土壤水分(降尺度土壤水分)也将为更多的相关应用提供数据支持, 如农业估产、气象预测以及水资源管理等。本综述将为后续的被动微波土壤水分空间降尺度研究提供有力参考, 同时也为降尺度研究进一步发展提出了建议与思考。

参考文献(References)

- Abbaszadeh P, Moradkhani H and Zhan X. 2019. Downscaling SMAP radiometer soil moisture over the CONUS using an ensemble learning method. *Water Resources Research*, 55(1): 324-344 [DOI: 10.1029/2018WR023354]
- Albergel C, Dorigo W, Reichle R H, Balsamo G, De Rosnay P, Muñoz-Sabater J, Isaksen L, De Jeu R and Wagner W. 2013. Skill and global trend analysis of soil moisture from reanalyses and microwave remote sensing. *Journal of Hydrometeorology*, 14(4): 1259-1277 [DOI: 10.1175/jhm-d-12-0161.1]
- Alemohammad S H, Kolassa J, Prigent C, Aires F and Gentile P. 2018. Global downscaling of remotely-sensed soil moisture using Neural Networks. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 22(10): 5341-5356 [DOI: 10.5194/hess-2017-680]
- Babaeian E, Sadeghi M, Jones S B, Montzka C, Vereecken H and Tuller M. 2019. Ground, proximal, and satellite remote sensing of soil moisture. *Reviews of Geophysics*, 57(2): 530-616 [DOI: 10.1029/2018RG000618]
- Berg A, Lintner B R, Findell K L, Malyshev S, Loikith P C and Gentile P. 2014. Impact of soil moisture-atmosphere interactions on surface temperature distribution. *Journal of Climate*, 27(21): 7976-7993 [DOI: 10.1175/jcli-d-13-00591.1]
- Bindlish R and Barros A P. 2002. Subpixel variability of remotely sensed soil moisture: an inter-comparison study of SAR and ESTAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(2): 326-337 [DOI: 10.1109/36.992792]
- Bindlish R, Jackson T J, Wood E, Gao H L, Starks P, Bosch D and Lakshmi V. 2003. Soil moisture estimates from TRMM microwave imager observations over the Southern United States. *Remote Sensing of Environment*, 85(4): 507-515 [DOI: 10.1016/S0034-4257(3)00052-X]
- Bircher S, Skou N, Jensen K H, Walker J P and Rasmussen L. 2012. A soil moisture and temperature network for SMOS validation in Western Denmark. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16: 1445-1463 [DOI: 10.5194/hess-16-1445-2012]
- Calvet J, Fritz N, Froissard F, Suquia D, Petitpa A and Piguet B. 2007. *In situ* soil moisture observations for the CAL/VAL of SMOS: the SMOSMANIA network//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Barcelona, Spain: 1196-1199 [DOI: 10.1109/IGARSS.2007.4423019]
- 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]
- Carlson T N, Gillies R R and Schmugge T J. 1995. An interpretation of methodologies for indirect measurement of soil water content. *Agricultural and Forest Meteorology*, 77(3/4): 191-205 [DOI: 10.1016/0168-1923(95)02261-U]
- Carlson T N and Petropoulos G P. 2019. A new method for estimating of evapotranspiration and surface soil moisture from optical and thermal infrared measurements: the simplified triangle. *International Journal of Remote Sensing*, 40(20): 7716-7729 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1601288]
- Chai S S, Walker J, Makarynskyy O, Kuhn M, Veenendaal B and West G. 2009. Use of soil moisture variability in artificial neural network retrieval of soil moisture. *Remote Sensing*, 2(1): 166-190 [DOI: 10.3390/rs2010166]
- Chan S K, Bindlish R, O'Neill P E, Njoku E, Jackson T, Colliander A, Chen F, Burgin M, Dunbar S, Piepmeier J, Yueh S, Entekhabi D, Cosh M H, Caldwell T, Walker J, Wu X L, Berg A, Rowlandson T, Pacheco A, McNairn H, Thibeault M, Martínez-Fernández J, González-Zamora Á, Seyfried M, Bosch D, Starks P, Goodrich D, Prueger J, Palecki M, Small E E, Zreda M, Calvet J C, Crow W T and Kerr Y. 2016. Assessment of the SMAP passive soil moisture product. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(8): 4994-5007 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2561938]
- Chan S K, Bindlish R, O'Neill P, Jackson T, Njoku E, Dunbar S, Chaubell J, Piepmeier J, Yueh S, Entekhabi D, Colliander A, Chen F, Cosh M H, Caldwell T, Walker J, Berg A, McNairn H, Thibeault M, Martínez-Fernández J, Uldall F, Seyfried M, Bosch D, Starks P, Collins C H, Prueger J, Van Der Velde R, Asanuma J, Palecki M, Small E E, Zreda M, Calvet J, Crow W T and Kerr Y. 2018. Development and assessment of the SMAP enhanced passive soil moisture product. *Remote Sensing of Environment*, 204: 931-941 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.08.025]
- Chauhan N S, Miller S and Ardanuy P. 2003. Spaceborne soil moisture estimation at high resolution: a microwave-optical/IR synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing*, 24(22): 4599-4622 [DOI: 10.1080/0143116031000156837]
- Chen L, Zhang C, Chang B and Lv P. 2019. Application of General Ts-NDVI space in farmland drought monitoring. *Remote Sensing Information*, 34(5): 29-34 (陈亮, 张超, 常斌, 吕鹏. 2019. 通用温度-植被指数特征空间农田干旱遥感监测. *遥感信息*, 34(5): 29-

- 34) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2019.05.007]
- Chen T, Zhuo G and La B. 2017. Study on soil moisture by remote sensing retrieval based on MODIS data in Eastern Naqu. Chinese Journal of Soil Science, 48(2): 298-303 (陈涛, 卓嘎, 拉巴. 2017. 那曲东部土壤水分MODIS遥感反演研究. 土壤通报, 48(2): 298-303) [DOI: 10.19336/j.cnki.trtb.2017.02.07]
- Choi M and Hur Y. 2012. A microwave-optical/infrared disaggregation for improving spatial representation of soil moisture using AMSR-E and MODIS products. Remote Sensing of Environment, 124: 259-269 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.05.009]
- 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(D9): D09113 [DOI: 10.1029/2011jd017095]
- Crow W T and Wood E F. 2002. the value of coarse-scale soil moisture observations for regional surface energy balance modeling. Journal of Hydrometeorology, 3(4): 467-482 [DOI: 10.1175/1525-7541(2002)003<0467:TVOCSS>2.0.CO;2]
- Cui C Y, Xu J, Zeng J Y, Chen K S, Bai X J, Lu H, Chen Q and Zhao T J. 2018. Soil moisture mapping from satellites: an intercomparison of SMAP, SMOS, FY3B, AMSR2, and ESA CCI over two dense network regions at different spatial scales. Remote Sensing, 10(1): 33 [DOI: 10.3390/rs10010033]
- Dadap N C, Cobb A R, Hoyt A M, Harvey C F and Konings A G. 2019. Satellite soil moisture observations predict burned area in Southeast Asian peatlands. Environmental Research Letters, 14(9): 094014 [DOI: 10.1088/1748-9326/ab3891]
- 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]
- Das N N, Entekhabi D, Dunbar R S, Njoku E G and Yueh S H. 2016. Uncertainty estimates in the SMAP combined active-passive downscaled brightness temperature. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54(2): 640-650 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2450694]
- Das N N, Entekhabi D, Dunbar R S, Chaubell M J, Colliander A, Yueh S, Jagdhuber T, Chen F, Crow W, O'Neill P E, Walker J P, Berg A, Bosch D D, Caldwell T, Cosh M H, Collins C H, Lopez-Baeza E and Thibeault M. 2019. The SMAP and Copernicus sentinel 1A/B microwave active-passive high resolution surface soil moisture product. Remote Sensing of Environment, 233: 111380 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111380]
- Das N N, Entekhabi D and Njoku E G. 2011. An algorithm for merging SMAP radiometer and radar data for high-resolution soil-moisture retrieval. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49(5): 1504-1512 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2089526]
- Djamai N, Magagi R, Goita K, Merlin O, Kerr Y and Walker A. 2015. Disaggregation of SMOS soil moisture over the Canadian prairies. Remote Sensing of Environment, 170: 255-268 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.09.013]
- Dong C H, Yang J, Zhang W J, Yang Z D, Lu N M, Shi J M, Zhang P, Liu Y J and Cai B. 2009. An overview of a new Chinese weather satellite FY-3A. Bulletin of the American Meteorological Society, 90(10): 1531-1544 [DOI: 10.1175/2009BAMS2798.1]
- Duan S B, Li Z L and Leng P. 2017. A framework for the retrieval of all-weather land surface temperature at a high spatial resolution from polar-orbiting thermal infrared and passive microwave data. Remote Sensing of Environment, 195: 107-117 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.04.008]
- Duan S B, Li Z L, Tang B H, Wu H and Tang R L. 2014. Generation of a time-consistent land surface temperature product from MODIS data. Remote Sensing of Environment, 140: 339-349 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.09.003]
- El Hajj M, Baghdadi N and Zribi M. 2019. Comparative analysis of the accuracy of surface soil moisture estimation from the C- and L-bands. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 82: 101888 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.05.021]
- 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]
- Entin J K, Robock A, Vinnikov K Y, Hollinger S E, Liu S X and Namkhai A. 2000. Temporal and spatial scales of observed soil moisture variations in the extratropics. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 105(D9): 11865-11877 [DOI: 10.1029/2000jd900051]
- Fan L, Al-Yaari A, Frappart F, Swenson J J, Xiao Q, Wen J G, Jin R, Kang J, Li X J, Fernandez-Moran R and Wigneron J P. 2019. Mapping soil moisture at a high resolution over mountainous regions by integrating *in situ* measurements, topography data, and modis land surface temperatures. Remote Sensing, 11(6): 656 [DOI: 10.3390/rs11060656]
- Fang B, Lakshmi V, Bindlish R and Jackson T J. 2018. AMSR2 soil moisture downscaling using temperature and vegetation data. Remote Sensing, 10(10): 1575 [DOI: 10.3390/rs10101575]
- Font J, Camps A, Borges A, Martín-Neira M, Boutin J, Reul N, Kerr Y H, Hahne A and Mecklenburg S. 2010. SMOS: the challenging sea surface salinity measurement from space. Proceedings of the IEEE, 98(5): 649-665 [DOI: 10.1109/JPROC.2009.2033096]

- Fu P and Weng Q H. 2018. Variability in annual temperature cycle in the urban areas of the United States as revealed By MODIS imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 65-73 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.09.003]
- Gao H, Wood E F, Jackson T J, Drusch M and Bindlish R. 2006. Using TRMM/TMI to retrieve surface soil moisture over the Southern United States from 1998 to 2002. *Journal of Hydrometeorology*, 7(1): 23-38 [DOI: 10.1175/JHM473.1]
- Gruber A and Peng J. 2022. Remote sensing of soil moisture. *Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences: Elsevier*: 1-13 [DOI: 10.1016/B978-0-12-822974-3.00019-7]
- Ikonen J, Vehviläinen J, Rautiainen K, Smolander T, Lemmetyinen J, Bircher S and Pulliainen J. 2016. The Sodankylä in situ soil moisture observation network: an example application of ESA CCI soil moisture product evaluation. *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems*, 5: 95-108 [DOI: 10.5194/gi-5-95-2016, 2016]
- 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]
- Jackson T J, Bindlish R, Cosh M H, Zhao T J, Starks P J, Bosch D D, Seyfried M, Moran M S, Goodrich D C, Kerr Y H and Leroux D. 2012. Validation of Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) soil moisture over watershed networks in the U.S. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1530-1543 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2168533]
- Jackson T J. 2005. Remote sensing | soil moisture// Hillel D ed. *Encyclopedia of Soils in the Environment*. Oxford: Elsevier: 392-399 [DOI: 10.1016/B0-12-348530-4/00898-5]
- Jagdhuber T, Baur M, Akbar R, Das N N, Link M, He L and Entekhabi D. 2019. Estimation of active-passive microwave covariation Using SMAP and Sentinel-1 data. *Remote Sensing of Environment*, 225: 458-468 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.021]
- Jiménez-Muñoz J C, Sobrino J A, Skoković D, Mattar C and Cristóbal J. 2014. Land surface temperature retrieval methods from Landsat-8 thermal infrared sensor data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10): 1840-1843 [DOI: 10.1109/LGRS.2014.2312032]
- Jin Y, Ge Y, Wang J H, Heuvelink G B M and Wang L. 2018a. Geographically weighted area-to-point Regression Kriging for spatial downscaling in remote sensing. *Remote Sensing*, 10(4): 579 [DOI: 10.3390/rs10040579]
- Jin Y, Ge Y, Wang J H, Chen Y H, Heuvelink G B M and Atkinson P M. 2018b. 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]
- Jin Y, Ge Y, Wang J H and Heuvelink G B M. 2018c. Deriving temporally continuous soil moisture estimations at fine resolution by downscaling remotely sensed product. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 68: 8-19 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.01.010]
- Kaheil Y H, Gill M K, Mckee M, Bastidas L A and Rosero E. 2008. Downscaling and assimilation of surface soil moisture using ground truth measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(5): 1375-1384 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.916086]
- Kang C S, Zhao T J, Shi J C, Cosh M H, Chen Y Y, Starks P J, Collins C H, Wu S L, Sun R J and Zheng J Y. 2021. Global soil moisture retrievals from the Chinese FY-3D microwave radiation imager. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(5): 4018-4052 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3019408]
- Karthikeyan L, Pan M, Wanders N, Kumar D N and Wood E F. 2017. Four decades of microwave satellite soil moisture observations: Part 1. a review of retrieval algorithms. *Advances in Water Resources*, 109: 106-120 [DOI: 10.1016/j.advwatres.2017.09.006]
- 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]
- Kerr Y H, Waldteufel P, Wigneron J P, Delwart S, Cabot F, Boutin J, Escorihuela M J, Font J, Reul N, Gruhier C, Juglea S E, Drinkwater M R, Hahne A, Martín-Neira M and Mecklenburg S. 2010. The SMOS mission: new tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proceedings of the IEEE*, 98(5): 666-687 [DOI: 10.1109/JPROC.2010.2043032]
- Kim G and Barros A P. 2002. Downscaling of remotely sensed soil moisture with a modified fractal interpolation method using contraction mapping and ancillary data. *Remote Sensing of Environment*, 83(3): 400-413 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00044-5]
- Kim J and Hogue T S. 2012. Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(2): 446-460 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2161318]
- Kolassa J, Reichle R H, Liu Q, Alemohammad S H, Gentile P, Aida K, Asanuma J, Bircher S, Caldwell T, Colliander A, Cosh M, Holifield Collins C, Jackson T J, Martínez-Fernández J, McNairn, H, Pacheco A, Thibeault M and Walker J P. 2018. Estimating surface soil moisture from SMAP observations using a Neural Network technique. *Remote Sensing of Environment*, 204, 43-59 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.10.045]
- Japan Aerospace Exploration Agency Earth Observation Research Center . 2013. Descriptions of GCOM-W1 AMSR2 Level 1R and Level 2 Algorithms. [online] Available: http://suzaku.eorc.jaxa.jp/GCOM_W/data/doc/NDX-120015A.pdf (2013)
- Kolassa J, Aires F, Polcher J, Prigent C, Jimenez C and Pereira J M. 2013. Soil moisture retrieval from multi-instrument observations: information content analysis and retrieval methodology. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(10): 4847-4859 [DOI: 10.1029/2012JD018150]
- Leroux D J, Das N N, Entekhabi D, Colliander A, Njoku E, Jackson T J and Yueh S. 2016. Active-Passive soil moisture retrievals during the SMAP validation experiment 2012. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(4): 475-479 [DOI: 10.1109/LGRS.2015.

- 2491643]
- Li J H, Wang S S, Gunn G, Joosse P and Russell H A J. 2018. A model for downscaling SMOS soil moisture using sentinel-1 SAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 72: 109-121 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.07.012]
- Li Z J, Chen J P, Liu Y M, Yao X L and Yu J S. 2020. Soil moisture retrieval from remote sensing. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 56(3): 474-481 (李占杰, 陈基培, 刘艳民, 姚晓磊, 鱼京善. 2020. 土壤水分遥感反演研究进展. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 56(3): 474-481) [DOI: 10.12202/j.0476-0301.2020231]
- Li Z L, Tang R L, Wan Z M, Bi Y Y, Zhou C H, Tang B H, Yan G J and Zhang X Y. 2009. A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data. *Sensors*, 9(5): 3801-3853 [DOI: 10.3390/s90503801]
- 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 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2021.103673].
- Lievens H, Reichle R H, Liu Q, De Lannoy G J M, Dunbar R S, Kim S B, Das N N, Cosh M, Walker J P and Wagner W. 2017. Joint Sentinel-1 and SMAP data assimilation to improve soil moisture estimates. *Geophysical Research Letters*, 44(12): 6145-6153 [DOI: 10.1002/2017GL073904]
- Ling Z W, He L B and Zeng H. 2014. Evaluating the performance of the UCLA method for spatially downscaling soil moisture products using three Ts/VI indices. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 25(2): 545-552 (凌自苇, 何龙斌, 曾辉. 2014. 三种Ts/VI指数在UCLA土壤湿度降尺度法中的效果评价. *应用生态学报*, 25(2): 545-552) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.2014.0057]
- Liu J, Guo J and Han W T. 2020. Advances in research on soil moisture retrieval using synthetic aperture radar. *Ecology and Environmental Monitoring of Three Gorges*, 5(2): 44-53 (刘健, 郭交, 韩文霆. 2020. 基于合成孔径雷达的土壤水分反演研究进展. *三峡生态环境监测*, 5(2): 44-53) [DOI: 10.19478/j.cnki.2096-2347.2020.02.07]
- Long D, Bai L L, Yan L, Zhang C J, Yang W T, Lei H M, Quan J L, Meng X Y and Shi C X. 2019. Generation of spatially complete and daily continuous surface soil moisture of high spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, 233: 111364 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111364]
- Lu H, Koike T, Fujii H, Ohta T and Tamagawa K. 2009. Development of a physically-based soil moisture retrieval algorithm for space-borne passive microwave radiometers and its application to AMSR-E. *Journal of the Remote Sensing Society of Japan*, 29(1): 253-262 [DOI: 10.11440/rssj.29.253]
- Luo W, Xu X L, Liu W, Liu M X, Li Z W, Peng T, Xu C H, Zhang Y H and Zhang R F. 2019. UAV based soil moisture remote sensing in a karst mountainous catchment. *Catena*, 174: 478-489 [DOI: 10.1016/j.catena.2018.11.017]
- Malbêteau Y, Merlin O, Molero B, Rüdiger C and Bacon S. 2016. DisPATCh as a tool to evaluate coarse-scale remotely sensed soil moisture using localized in situ measurements: application to SMOS and AMSR-E data in Southeastern Australia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 45: 221-234 [DOI: 10.1016/j.jag.2015.10.002]
- Mao H Z, Kathuria D, Duffield N and Mohanty B P. 2019. Gap filling of high-resolution soil moisture for SMAP/Sentinel-1: a two-layer machine learning-based framework. *Water Resources Research*, 55(8): 6986-7009 [DOI: 10.1029/2019WR024902]
- Meng X J, Mao K B, Meng F, Shen X Y, Xu T R and Cao M M. 2019. Long-term spatiotemporal variations in soil moisture in North East China based on 1-km resolution downscaled passive microwave soil moisture products. *Sensors*, 19(16): 3527 [DOI: 10.3390/s19163527]
- Merlin O, Al Bitar A, Walker J P and Kerr Y. 2009. A sequential model for disaggregating near-surface soil moisture observations using multi-resolution thermal sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(10): 2275-2284 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.06.012]
- Merlin O, Al Bitar A, Walker J P and Kerr Y. 2010. An improved algorithm for disaggregating microwave-derived soil moisture based on red, near-infrared and thermal-infrared data. *Remote Sensing of Environment*, 114(10): 2305-2316 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.007]
- Merlin O, Chehbouni A, Kerr Y H and Goodrich D C. 2006. A downscaling method for distributing surface soil moisture within a microwave pixel: application to the monsoon '90 data. *Remote Sensing of Environment*, 101(3): 379-389 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.01.004]
- Merlin O, Chehbouni A G, Kerr Y H, Njoku E G and Entekhabi D. 2005. A combined modeling and multispectral/multiresolution remote sensing approach for disaggregation of surface soil moisture: application to SMOS configuration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9): 2036-2050 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.853192]
- Merlin O, Chehbouni A, Walker J P, Panciera R and Kerr Y H. 2008a. A simple method to disaggregate passive microwave-based soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(3): 786-796 [DOI: 10.1109/TGRS.2007.914807]
- Merlin O, Escorihuela M J, Mayoral M A, Hagolle O, Al Bitar A and Kerr Y. 2013. Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: an evaluation study at 3 km and 100 m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sensing of Environment*, 130: 25-38 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.11.008]
- Merlin O, Malbêteau Y, Notfi Y, Bacon S, Khabba S E and Jarlan L. 2015. Performance metrics for soil moisture downscaling methods: application to DISPATCH data in Central Morocco. *Remote Sensing*, 7(4): 3783-3807 [DOI: 10.3390/rs70403783]
- Merlin O, Rüdiger C, Bitar A A, Richaume P, Walker J P and Kerr Y H. 2012. Disaggregation of SMOS soil moisture in Southeastern Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1556-1571 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2175000]
- Merlin O, Walker J, Chehbouni A and Kerr Y. 2008b. Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS

- derived soil evaporative efficiency. *Remote Sensing of Environment*, 112(10): 3935-3946 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.012]
- Metz M, Andreo V and Neteler M. 2017. A new fully gap-free time series of land surface temperature from MODIS LST data. *Remote Sensing*, 9(12): 1333 [DOI: 10.3390/rs9121333]
- Mladenova I, Lakshmi V, Jackson T J, Walker J P, Merlin O and De Jeu R A M. 2011. Validation of AMSR-E soil moisture Using L-band airborne radiometer data from National Airborne field experiment 2006. *Remote Sensing of Environment*, 115(8): 2096-2103 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.04.011]
- Molero B, Merlin O, Malbêteau Y, Al Bitar A, Cabot F, Stefan V, Kerr Y, Bacon S, Cosh M H, Bindlish R and Jackson T J. 2016. SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution: processor overview and first validation results. *Remote Sensing of Environment*, 180: 361-376 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.045]
- Naz B S, Kurtz W, Montzka C, Sharples W, Goergen K, Keune J, Gao H L, Springer A, Franssen H J H and Kollet S. 2019. Improving soil moisture and runoff simulations at 3 km over Europe using land surface data assimilation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(1): 277-301 [DOI: 10.5194/hess-23-277-2019]
- Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, Chan T K and Nghiem S V. 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(2): 215-229 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.808243]
- Oh Y, Sarabandi K and Ulaby F T. 1992. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30: 370-381 [DOI:10.1109/36.134086]
- Pablos M, González-Haro C, Piles M and BEC Team. 2020. BEC SMOS Soil Moisture Products Description (V.1.0), [online] Available: https://digital.csic.es/bitstream/10261/218969/1/Pablos_et_al_2020.pdf (2020)
- Pablos M, Martínez-Fernández J, Piles M, Sánchez N, Vall-Llossera M and Camps A. 2016a. Multi-temporal evaluation of soil moisture and land surface temperature dynamics using *in situ* and satellite observations. *Remote Sensing*, 8(7): 587 [DOI: 10.3390/rs8070587]
- Pablos M, Piles M, Sánchez N, Vall-Llossera M, Martínez-Fernández J and Camps A. 2016b. Impact of day/night time land surface temperature in soil moisture disaggregation algorithms. *European Journal of Remote Sensing*, 49(1): 899-916 [DOI: 10.5721/Eu-JRS20164947]
- Parinussa R M, Holmes T R H, Wanders N, Dorigo W A and De Jeu R A M. 2015. A preliminary study toward consistent soil moisture from AMSR2. *Journal of Hydrometeorology*, 16(2): 932-947 [DOI: 10.1175/JHM-D-13-0200.1]
- Parinussa R M, Wang G, Holmes T R H, Liu Y Y, Dolman A J, De Jeu R A M, Jiang T, Zhang P and Shi J. 2014. Global surface soil moisture from the microwave radiation imager onboard the Fengyun-3B satellite. *International Journal of Remote Sensing*, 35(19): 7007-7029 [DOI: 10.1080/01431161.2014.960622]
- Pellenq J, Kalma J, Boulet G, Saulnier G M, Wooldridge S, Kerr Y and Chehbouni A. 2003. A disaggregation scheme for soil moisture based on topography and soil depth. *Journal of Hydrology*, 276(1/4): 112-127 [DOI: 10.1016/S0022-1694(03)00066-0]
- Pelletier C, Valero S, Inglada J, Champion N and Dedieu G. 2016. Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high resolution satellite image time series over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 187: 156-168 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.010]
- Peng J, Loew A, Merlin O and Verhoest N E C. 2017. A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture. *Reviews of Geophysics*, 55(2): 341-366 [DOI: 10.1002/2016rg000543]
- Peng J, Loew A, Zhang S, Wang J and Niesel J. 2016. Spatial downscaling of satellite soil moisture data using a vegetation temperature condition index. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54: 558-566 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2462074]
- Piepmeyer J R, Focardi P, Horgan K A, Knuble J, Ehsan N, Lucey J, Brambora C, Brown P R, Hoffman P J, French R T, Mikhaylov R L, Kwack E Y, Slimko E M, Dawson D E, Hudson D, Peng J Z, Mohammed P N, De Amici G, Freedman A P, Medeiros J, Sacks F, Estep R, Spencer M W, Chen C W, Wheeler K B, Edelstein W N, O'Neill P E and Njoku E G. 2017. SMAP L-band microwave radiometer: instrument design and first year on orbit. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(4): 1954-1966 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2631978]
- Piles M, Camps A, Vall-Llossera M, Corbella I, Panciera R, Rüdiger C, Kerr Y H and Walker J. 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, Entekhabi D and Camps A. 2009. A change detection algorithm for retrieving high-resolution soil moisture from SMAP radar and radiometer observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(12): 4125-4131 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2022088]
- 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]
- Piles M, Sánchez N, Vall-Llossera M, Camps A, Martínez-Fernández J, Martínez J and González-Gambau V. 2014. A downscaling approach For SMOS land observations: evaluation of high-resolution soil moisture maps over the Iberian Peninsula. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(9): 3845-3857 [DOI: 10.1109/jstars.2014.2325398]
- Portal G, Jagdhuber T, Vall-Llossera M, Camps A, Pablos M, Entekhabi D and Piles M. 2020. Assessment of multi-Scale SMOS and SMAP soil moisture products across the Iberian Peninsula. *Remote Sensing*, 12(3): 570 [DOI: 10.3390/rs12030570]
- 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]
- Price J C. 1990. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(5): 940-948 [DOI: 10.1109/36.58983]
- 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]
- Ray R L, Jacobs J M and Cosh M H. 2010. Landslide susceptibility mapping using downscaled AMSR-E soil moisture: a case study from Cleveland Corral, California, US. *Remote Sensing of Environment*, 114(11): 2624-2636 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.033]
- Ren Z J and Huang Q F. 2017. Study on the downscaling method of remote sensing products of soil moisture. *Journal of Heilongjiang Vocational Institute of Ecological Engineering*, 30(5): 29-31 (任中杰, 黄秋峰. 2017. 土壤水分遥感产品降尺度方法研究. 黑龙江生态工程职业学院学报, 30(5): 29-31) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-6341.2017.05.010]
- Rodríguez-Fernández N J, Aires F, Richaume P, Kerr Y H, Prigent C, Kolassa J, Cabot F, Jiménez C, Mahmoodi A and Drusch M. 2015. Soil moisture retrieval using Neural Networks: application to SMOS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53: 5991-6007 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2430845]
- Sánchez-Ruiz S, Piles M, Sánchez N, Martínez-Fernández J, Vall-Llossera M and Camps A. 2014. Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. *Journal of Hydrology*, 516: 273-283 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2013.12.047]
- Sanchez N, Martinez-Fernandez J, Scaini A and Perez-Gutierrez C. 2012. Validation of the SMOS L2 soil moisture data in the REMEDHUS Network (Spain). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50: 1602-1611 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2186971]
- Sahoo A K, De Lannoy G J M, Reichle R H and Houser P R. 2013. Assimilation and downscaling of satellite observed soil moisture over the little river experimental watershed in Georgia, USA. *Advances in Water Resources*, 52: 19-33 [DOI: 10.1016/j.advwatres.2012.08.007]
- Sandholt I, Rasmussen K and Andersen J. 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 79(2/3): 213-224 [DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00274-7]
- Senanayake I P, Yeo I Y, Tangdamrongsub N, Willgoose G R, Hancock G R, Wells T, Fang B, Lakshmi V and Walker J P. 2019. An *in-situ* data based model to downscale radiometric satellite soil moisture products in the Upper Hunter Region of NSW, Australia. *Journal of Hydrology*, 572: 820-838 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.03.014]
- 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, 王殷辉. 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]
- Singh R P, Roy S and Kogan F. 2003. Vegetation and temperature condition indices from NOAA AVHRR data for drought monitoring over India. *International Journal of Remote Sensing*, 24(22): 4393-4402 [DOI: 10.1080/0143116031000084323]
- Srivastava P K, Han D W, Ramirez M R and Islam T. 2013. Machine learning techniques for downscaling SMOS satellite soil moisture using MODIS land surface temperature for hydrological application. *Water Resources Management*, 27(8): 3127-3144 [DOI: 10.1007/s11269-013-0337-9]
- Sun Q, Tan J and Chen S. 2008. Estimation of soil moisture conditions with Landsat TM in Guangzhou//*Proceedings of SPIE 7145, Geoinformatics 2008 and Joint Conference on GIS and Built Environment: Monitoring and Assessment of Natural Resources and Environments*. Guangzhou: SPIE:7145 [DOI: 10.1117/12.812999]
- Tian J, Han Z B, Bogaen H R, Huisman J A, Montzka C, Zhang B Q and He C S. 2020. Estimation of subsurface soil moisture from surface soil moisture in cold mountainous areas. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(9): 4659-4674 [DOI: 10.5194/hess-24-4659-2020]
- Toride K, Sawada Y, Aida K and Koike T. 2019. Toward high-resolution soil moisture monitoring by combining active-passive microwave and optical vegetation remote sensing products with land surface model. *Sensors*, 19(18): 3924 [DOI: 10.3390/s19183924]
- Ulaby F T, Long D G, Blackwell W, Elachi C and Zebker H. 2014. *Micro-wave radar and radiometric remote sensing*. USA: University of Michigan Press[https://books.google.com/books?id=y6pZngEACAAJ]
- Vergopolan N, Chaney N W, Beck H E, Pan M, Sheffield J, Chan S and Wood E F. 2020. Combining hyper-resolution land surface modeling with SMAP brightness temperatures to obtain 30-m soil moisture estimates. *Remote Sensing of Environment*, 242: 111740 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111740]
- Wagner W. 2003. Evaluation of the agreement between the first global remotely sensed soil moisture data with model and precipitation data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108(D19): 4611 [DOI: 10.1029/2003jd003663]
- Wang A Q, Xie C, Shi J C and Gong H L. 2013. The relationship between the variation rate of MODIS land surface temperature and AMSR-E soil moisture and its application to downscaling. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 33(3): 623-627 (王安琪, 解超, 施建成, 宫辉力. 2013. MODIS温度变化率与AMSR-E土壤水分的关系的提出与降尺度算法推广. 光谱学与光谱分析, 33(3): 623-627) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2013)03-0623-05]
- Wang L L and Qu J J. 2009. Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: a review. *Frontiers of Earth Science in China*, 3(2): 237-247 [DOI: 10.1007/s11707-009-0023-7]

- 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]
- Wigneron J P, Jackson T J, O'Neill P, De Lannoy G, de Rosnay P, Walker J P, Ferrazzoli P, Mironov V, Bircher S, Grant J P, Kurum M, Schwank M, Munoz-Sabater J, Das N, Royer A, Al-Yaari A, Al Bitar A, Fernandez-Moran R, Lawrence H, Mialon A, Parrens M, Richaume P, Delwart S and Kerr Y. 2017. Modelling the passive microwave signature from land surfaces: a review of recent results and application to the L-band SMOS & SMAP soil moisture retrieval algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 192: 238-262 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.024]
- Wu X L, Walker J P, Rüdiger C and Panciera R. 2015. Effect of land-cover type on the SMAP active/passive soil moisture downscaling algorithm performance. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(4): 846-850 [DOI: 10.1109/LGRS.2014.2364049]
- Xin Q, Li Z F, Li R J, Guo T, Wu M and Pan J J. 2016. Downscaling AMSR-E soil moisture data based on temperature vegetation drought index in Eastern China. *Research of Agricultural Modernization*, 37(5): 956-963 (辛强, 李兆富, 李瑞娟, 郭泰, 吴敏, 潘剑君. 2016. 基于温度植被干旱指数的华东地区 AMSR-E 土壤水分数据的空间降尺度研究. *农业现代化研究*, 37(5): 956-963) [DOI: 10.13872/j.1000-0275.2016.0099]
- Xu C Y, Qu J J, Hao X J, Cosh M H, Prueger J H, Zhu Z L and Gutenberg L. 2018. Downscaling of surface soil moisture retrieval by combining MODIS/Landsat and *in situ* measurements. *Remote Sensing*, 10(2): 210 [DOI: 10.3390/rs10020210]
- Yang T, Gong H L, Li X J, Zhao W J and Meng D. 2010. Progress of soil moisture monitoring by remote sensing. *Acta Ecologica Sinica*, 30(22): 6264-6277 (杨涛, 宫辉力, 李小娟, 赵文吉, 孟丹. 2010. 土壤水分遥感监测研究进展. *生态学报*, 30(22): 6264-6277)
- Yao C S, Zhang Z X and Wang X. 2004. Evaluating soil moisture status in Xinjiang using the temperature vegetation dryness index (TVDI). *Remote Sensing Technology and Application*, 19(6): 473-478 (姚春生, 张增祥, 汪潇. 2004. 使用温度植被干旱指数法 (TVDI) 反演新疆土壤湿度. *遥感技术与应用*, 19(6): 473-478) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-0323.2004.06.008]
- Yin J F, Zhan X W, Liu J C, Moradkhani H, Fang L and Walker J P. 2020. Near-real-time one-kilometre soil moisture active passive soil moisture data product. *Hydrological Processes*, 34(21): 4083-4096 [DOI: 10.1002/hyp.13857]
- Yu F and Zhao Y S. 2011. A new semi-empirical model for soil moisture content retrieval By ASAR and TM data in vegetation-covered areas. *Science China: Earth Sciences*, 54(12): 1955-1964 (余凡, 赵英时. 2011. ASAR 和 TM 数据协同反演植被覆盖地表土壤水分的新方法. *中国科学: 地球科学*, 41(4): 532-540) [DOI: 10.1360/zd-2011-41-4-532]
- Zeng J, Chen K S, Bi H and Chen Q. 2016. A preliminary evaluation of the SMAP radiometer soil moisture product over United States and Europe using ground-based measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54: 4929-4940 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2553085]
- Zhang D J, Tang R L, Zhao W, Tang B H, Wu H, Shao K and Li Z L. 2014. Surface soil water content estimation from thermal remote sensing based on the temporal variation of land surface temperature. *Remote Sensing*, 6(4): 3170-3187 [DOI: 10.3390/rs6043170]
- Zhang P, Yang J, Dong C H, Lu N M, Yang Z D and Shi J M. 2009. General introduction on payloads, ground segment and data application of Fengyun 3A. *Frontiers of Earth Science in China*, 3(3): 367-373 [DOI: 10.1007/s11707-009-0036-2]
- Zhao T J. 2018. Recent advances of L-band application in the passive microwave remote sensing of soil moisture and its prospects. *Progress in Geography*, 37(2): 198-213 (赵天杰. 2018. 被动微波反演土壤水分的 L 波段新发展及未来展望. *地理科学进展*, 37(2): 198-213) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.02.003]
- Zhao T J, Shi J C, Lin M S, Yin X J, Liu Y, Lan H M and Xiong C. 2014. Potential soil moisture product from the Chinese HY-2 scanning microwave radiometer and its initial assessment. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1): 083560 [DOI: 10.1117/1.JRS.8.083560]
- 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 W and Duan S B. 2020. Reconstruction of daytime land surface temperatures under cloud-covered conditions using integrated MODIS/Terra land products and MSG geostationary satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111931 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111931]
- Zhao W and Li A N. 2013. A downscaling method for improving the spatial resolution of AMSR-E derived soil moisture product based on MSG-SEVIRI data. *Remote Sensing*, 5(12): 6790-6811 [DOI: 10.3390/rs5126790]
- 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, Li Z L, Wu H, Tang B H, Zhang X Y, Song X N and Zhou G Q. 2013. Determination of bare surface soil moisture from combined temporal evolution of land surface temperature and net surface shortwave radiation. *Hydrological Processes*, 27(19): 2825-2833 [DOI: 10.1002/hyp.9410]
- Zhao W, Sánchez N, Lu H and Li A N. 2018. A spatial downscaling ap-

proach 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] Zhao W, Wen F, Wang Q, Sanchez N and Piles M. 2021. Seamless downscaling of the ESA CCI soil moisture data at the daily scale with MODIS land products. *Journal of Hydrology*, 603: 126930 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2021.

126930]

Zhao W, Wu H, Yin G. and Duan S B. 2019. Normalization of the temporal effect on the MODIS land surface temperature product using random forest regression. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152: 109-118 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.04.008]

Methods, progresses, and challenges of passive microwave soil moisture spatial downscaling

ZHAO Wei¹, WEN Fengping^{1,2}, CAI Junfei^{1,2}

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

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

Abstract: Soil Moisture (SM) plays an important role in the global water, energy, and carbon cycle, and its spatial distribution is also one of the key components of global climate change. Although passive microwave remote sensing technology is the most effective way of monitoring SM distribution at global scale, these kind products are generally limited by their low spatial resolution, which further prevents them from meeting the requirements of regional applications. On this basis, spatial downscaling has gradually become an alternative way of improving the spatial resolution of passive microwave SM products and a research hotspot in the field of remote sensing. Therefore, this paper reviewed and summarized the progresses on passive microwave SM spatial downscaling in the past 20 years. In terms of the downscaling methods, they can be divided into three key categories: empirical, semi-empirical, and physical model-based downscaling methods. The empirical downscaling method is simple and can easily achieve large-scale downscaling but lacks in physical background on the downscaling process. However, empirical methods have been widely used in passive microwave SM spatial downscaling study due to their simplicity and practicability. Physical model-based methods usually use data assimilation or/and land surface process models as the downscaling relational model. Usually, the process is complex, resulting in the low applicability of the physical model-based method, but this method can often obtain the downscaling results with good accuracy. The semi-empirical downscaling method generally can ensure the accuracy of the downscaling results and the operability of the method itself. However, the applicability of the semi-empirical method is still limited by its uncertainty related to the linking model for soil moisture expression and also some downscaling factors. Although numerous passive microwave SM spatial downscaling methods exist, the available downscaled SM products with good accuracy are limited. Currently, few passive microwave downscaling SM products are continuously produced, including the SMOS L4V5 SM product produced by BEC and the active and passive fusion SM products generated by NASA SMAP/Sentinel-1. Although the two kinds of downscaling SM products have the same spatial resolution (1 km), both suffers from the poor spatial coverage. In general, there are still some problems and challenges should be considered for current spatial downscaling study for passive microwave SM product. Aiming at obtaining the downscaling results with high spatial resolution, good accuracy, seamless spatial coverage, and daily temporal resolution. The uncertainty in the downscaling model (the relationship between SM and the downscaling factors), the uncertainty in the original passive microwave SM products and their incomplete spatial coverage, and the uncertainty in the downscaling factors (such as the influence from cloud cover and topography) are the issues should be well addressed. Overall, the development of the spatial downscaling study for passive microwave SM products will also provide more references and opportunities for promoting the application of SM products based on remote sensing in various fields including agro-forestry management, water resource assessment, and natural disaster monitoring.

Key words: passive microwave, soil moisture, spatial downscaling, empirical method, semi-empirical method, physical model-based method

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42071349, 41771409); Sichuan Science and Technology Program (No. 2020JDJQ0003); The “Light of West China” Program of the Chinese Academy of Sciences (No. Y9R2140149)