DOI: 10.5846/stxb201804260949

潘宁,王帅,刘焱序,赵文武,傅伯杰.土壤水分遥感反演进展.生态学报,2019,39(13): - . Pan N, Wang S, Liu Y X, Zhao W W, Fu B J.Advances in soil moisture retrieval from remote sensing. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(13): - .

土壤水分遥感反演进展

潘 宁1,王 帅1,*,刘焱序1,赵文武1,傅伯杰1,2

1 北京师范大学地理科学学部,地表过程与资源生态国家重点实验室,北京 1008752 中国科学院生态环境研究中心,城市与区域生态国家重点实验室,北京 100085

摘要:土壤水分精确反演对于理解和解决农业生产、生态规划以及水资源管理中的科学与实际问题至关重要。目前,大量的反 演算法被广泛用于土壤水分估算,全球土壤水分遥感反演产品不断发布,反演算法与产品数据集的应用前景亟待系统梳理。基 于不同谱段遥感探测技术中的土壤水分反演方法存在各自的特点、优势和局限性。除反演方法研究外,土壤水分遥感反演研究 热点可被归纳为遥感土壤水分产品评估、在相关领域的应用、数据同化3个方面。大量研究表明土壤水分遥感反演产品在生 态、水文、干旱等研究中表现出巨大的潜力,且在部分研究中已经得到应用。但目前土壤水分的遥感观测与应用需求仍存在一 定的差距,因此最后对土壤水分遥感反演在探测的精度和准确度两个方面及其解决方案进行了总结与展望。 关键词:土壤水分;反演方法;遥感产品;数据应用;数据同化

Advances in soil moisture retrieval from remote sensing

PAN Ning¹, WANG Shuai^{1,*}, LIU Yanxu¹, ZHAO Wenwu¹, FU Bojie^{1,2}

State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China
State Key Laboratory of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China

Abstract: Accurate soil moisture retrieval is very important for understanding and solving scientific and practical problems in agricultural production, ecological planning, and water resources management. At present, a large number of inversion algorithms are widely used in soil moisture estimation, and global soil moisture remote sensing inversion products are constantly published, but inversion algorithms and the application prospects of product datasets need to be systematically combed. Soil moisture retrieval methods based on remote sensing technology in different spectral ranges have their own characteristics, advantages, and limitations. In addition to inversion methods, the research hotspots of remote sensing inversion of soil moisture can be summarized into three aspects: evaluation of remote sensing soil moisture products, application in related fields, and data assimilation. A large number of studies show that remote sensing inversion products for soil moisture have shown great potential in ecological, hydrological, drought, and other research, and have been applied in some research. However, there is still a gap between the remote sensing observations and application in soil moisture. Thus, this paper finally summarizes and forecasts the precision and accuracy of Soil Moisture Remote Sensing Inversion and its solutions.

Key Words: soil moisture; inversion method; remote sensing inversed products; application; data assimilation

土壤水分作为重要的陆地表层系统要素,是生态、环境、农业等领域研究中不可忽视的指标。对比传统的

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFA0604701);中国博士后科学基金项目(2018T110066,2017M620029);中央高校基本科研业务费专项 资金资助

收稿日期:2018-04-26; 网络出版日期:2018-00-00

* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: shuaiwang@ bnu.edu.cn

http://www.ecologica.cn

土壤水分测量方法如烘干法、时域反射法等局地土壤水分测量途径^[1],遥感技术提供了一种周期性、可全球 覆盖的、多时相的对地观测手段^[2-5],为土壤水分研究带来了新的技术支撑。在目前遥感技术和土壤水分研 究的衔接中,数据、方法与应用三者之间的级联特征尚缺乏梳理,容易致使数据误用,从而增加了遥感土壤水 分产品在使用中的不确定性。基于此,本文拟依托数据、方法与应用的逻辑主线(如图1),首先对土壤水分研 究中所涉及到的遥感数据及对应方法的特点与不足进行梳理,为遥感技术在土壤水分研究中的应用提供更清 晰的技术背景;随后对土壤水分数据产品的近今研究应用进行归纳总结,提出目前的研究热点及方向;最终就 遥感土壤水分的研究前景做出三点展望。



函 1 运营技术在上境小刀中的初九性未 Fig.1 Research framework of remote sensing technology in soil moisture

1 土壤水分遥感定量反演基础

1.1 光学遥感反演方法

广义的光学遥感包括可见光-近红外-热红外三部分的波段范围。目前在可见光-近红外波段,常用的方法是利用 Landsat 或 MODIS 等多光谱数据构建相应的干旱指数或植被指数来反映土壤含水量^[6-8]。在热红外波段,通过地表温度^[9]或热惯量^[10]实现土壤水分的反演。其中地表温度常常与植被指数相结合,通过不同土壤水分条件下所观测到的卫星影像像元值在温度-植被指数特征空间的分布规律来估算土壤水分^[11-14]。热惯量与土壤水分之间存在一定的理论基础,可以根据能量平衡方程来估算土壤水分,但由于物理模型较复杂,常常利用回归函数模型进行反演。在经验方程基础上,相关研究还在模型中对地形、土壤质地、风速等影响热惯量的因素进行了修正。例 Dong 等^[15]通过表层土壤温度估算了土壤热和水力参数,并用来促进土壤水分估算的精度和鲁棒性。

对比之下,可见光-近红外波段可以反映地表植被生长状况,热红外波段的光谱特性可以通过能量平衡与 土壤水分建立理论模型。因此在近几年光学遥感反演土壤水分的研究中,可见光-近红外波段数据常常与热 红外波段数据进行融合分析。除上述温度-植被指数空间外,另一种常用的融合方法是蒸散与作物缺水指数 法。例如虞文丹等^[16]在作物缺水指数构建模型中引入双层蒸散发模型,估算了表层 20 cm 土壤的相对含水 量。此外还有多种融合方式,如除多等^[17]将生长季植被供水指数与热红外波段相结合实现西藏高原地区的 土壤水分遥感监测;于君明等^[18]通过角度指数来修正 MODIS 数据近红外与两个热红外光谱之间的关系,提 高了土壤水分监测的精度。

此外,高光谱遥感技术也以其丰富的光谱信息广泛应用于土壤水分的反演中^[19],例如 Sadeghi 等^[20]在波

39 卷

段选择的基础上提出了一种基于可见光-近红外波段估算土壤水分的线性物理模型。土壤反射光谱曲线中的 水分吸收带主要体现在近红外的1400 nm、1900 nm 和2200 nm 左右,最佳波段选择、光谱特征增强(如微分光 谱、差分等)是剔除数据冗余、提高反演精度的常用方法。利用高光谱技术反演土壤水分可以分为两种类型, 一种是采用土壤采样的方法,分别获取土壤含水量和土壤反射光谱,通过经验模型建立土壤水分与光谱反射 之间的关系,同时还可以用来分析土壤含水量与有机质、氮磷元素等含量的影响,此类实验研究较多^[21-22];另 一种是利用高光谱影像实现土壤水分的分布制图。由于高光谱数据含有丰富的光谱信息,混合光谱分解是目 前高光谱研究中的热点和难点,也引入到了土壤水分反演的研究中,例如蔡亮红和丁建丽^[23]利用小波变换对 土壤光谱进行 8 层分解,分别对分解后特征光谱进行 9 种数学运算建立与土壤水分的回归模型,为反射率法 反演土壤水分提供了新思路。

1.2 微波遥感反演方法

对比光学遥感,微波遥感波长较长,具有一定的穿透能力,不受云层、大气的影响,在对地观测研究中发挥 着巨大的作用,近年来发射的对地观测卫星也均以微波传感器为主,如 SMOS、SMAP 等。微波遥感反演土壤 水分受植被和粗糙度^[24-25]影响较大,在光滑的裸土区域精度最佳,并随着土壤粗糙度和植被生物量的增加而 降低,因此通常分裸露地表^[26]和植被覆盖地表进行反演分析。微波遥感反演地表土壤水分具有一定的理论 基础^[27-28]。理论模型不依赖于站点条件和传感器特性^[29],在裸露地表或稀疏植被区建立的主动微波物理模 型有几何光学模型、物理光学模型、小扰动模型以及积分方程模型 AIEM 等。前三个模型均有一定的粗糙度 适用范围,而 AIEM 模型的粗糙度适用范围相对较宽。然而由于对表面粗糙度的敏感性及其参数测量困难, AIEM 模型在实际应用中结果并不理想,过去的几年中出现了 IEM 改进模型和许多解算方案,如神经网络、遗 传算法等。

主动微波经验模型假设粗糙度不变的情况下,后向散射系数和土壤水分之间有一个近似的线性关系^[30]。 然而经验模型的参数设置一般只对特定的数据集和实验条件(如观测频率、入射角和表面粗糙度等)有效,该 模型的建立需要大量实验基础,实现成本较高且鲁棒性较差。半经验模型是经验模型和理论模型的一个折 中^[31-32],利用模拟或实测数据集来简化后向散射的理论模型,建立在一定的统计规律上,又在一定程度上反 映了散射机制,能够获得较好的精度,如常用的 Oh 模型^[33]和 Dubois 模型^[34]。随后,一些研究将两种常用模 型耦合,提出了一种融合模型,即半经验耦合(SEC)模型。SEC 模型在同向极化和交叉极化中均耦合了两种 模型的最佳性能,并且不需要使用实测的粗糙度数据。与主动微波类似,被动微波反演土壤水分的方法也分 为理论模型和经验模型,但相对而言受干扰因素更多。因此土壤粗糙度、土壤纹理信息等相关参数被引入土 壤水分反演模型中,如 Hong 和 Shin^[28]针对被动微波遥感提出了一种基于粗糙表面极化率特性反演土壤水分 的算法。而在植被覆盖区,则需要引入植被指数或水云模型等来消除植被的影响。

1.3 反演方法研究现状

针对不同遥感数据类型的土壤水分反演方法各具特点和优势(表1)。其中光学遥感具有较高的空间分 辨率,可以准确反映植被信息,技术相对成熟、可用卫星数据源多且可以获取高光谱分辨率数据;然而其时间 分辨率差,受大气影响严重,多局限于区域研究,且大部分反演方法仅能反映土壤的相对湿度。微波遥感具有 一定的穿透能力,不受云雾干扰,可以全天候观测,有相对完善的理论基础,更适合土壤水分的估算,但空间分 辨率低,且受植被和地表粗糙度的影响。目前公开发表的一系列全球尺度的遥感土壤水分产品均建立在微波 探测数据基础上。

目前,土壤水分的遥感反演方法的研究方向可以分为四种主要类型。第一种是多源数据协同反演。除了 上述光学遥感内部融合方法以外,主被动微波遥感数据相结合也是一种常用的数据融合方式^[35-36]。如 Kolassa 等^[37]的研究表明 AMSR-E 的亮度温度数据和 ASCAT 后向散射数据间的协同作用能够有效的提高土 壤水分估算数据质量。Lievens 等^[38]将雷达的后向散射系数(ASCAT 数据)与辐射计的亮度温度(SMOS 数 据)相结合,从而促进土壤水分和陆地蒸发等水文要素的估算。而在植被覆盖区,采用微波与光学遥感相结 合的方式来消除植被对土壤水分反演的影响^[39-40]。第二种是引入新的计算方法,如神经网络、遗传算法等, Santi 等^[41]和余凡等^[42]分别用人工神经网络和遗传 BP 神经网络实现了土壤水分的主被动遥感协同反演;随 后,支持向量机等机器学习方法^[43-44]在遥感中的应用成了新的热点;此外,更多的统计方法被引入到土壤水 分反演的经验模型中,如贾继堂等^[22]基于多元统计分析建立了高光谱数据的土壤含水量反演模型。第三种 是改进现有模型。由于土壤水分的遥感反演受多种因素的影响,如植被覆盖、地表粗糙度、土壤类型、地形等, 理论模型过于复杂,从而在解算简化模型时会根据具体研究区域进行相应改进,从而提高反土壤水分反演的 精度^[45-48]。第四种是针对新对地观测传感器所获取数据的反演算法^[49-52]。随着对地观测技术的发展,传感 器的波段以及相应的数据获取方式也逐渐进步。因此利用此类数据反演土壤水分时,需要根据新的数据特征 提出新的反演方法,如针对近两年发射的 SMOS 和 SMAP 卫星数据提出的一系列反演方法。

Table 1 Comparison of different remote sensing types								
光谱范围 Spectral range	观测属性 Observational attributes	优势 Advantages	局限性 Limitations					
可见光-近红外 Visible light -near infrared	土壤反射率	空间分辨率高 幅宽大	表层穿透力差 噪声源多 限日间工作					
热红外 Thermal infrared	地表温度	空间分辨率高 幅宽大 物理意义明确	表层穿透力差 噪声源多 受大气状况、植被干扰强					
被动微波 Passive microwave	亮温 介电特性	大气干扰小 穿透力强 物理意义明确	空间分辨率小 受地表粗糙度、植被影响大					
主动微波 Active microwave	后向散射系数 介电特性	大气干扰小 穿透力强 物理意义明确	空间分辨率小 受地表粗糙度、植被影响大					

表 1	不同遥感探测类型对比表					
~						

土壤水分存在一定的区域性,大部分学者会针对特定的地表类型或区域特征进行土壤水分的反演研究^[53-61]。例如武晋雯等^[62]针对不同植被条件下的土壤水分监测方法进行了比较;刘焕军等^[63]则针对性研究 了黑土的土壤水分的高光谱模型。此外还有针对干旱区、矿区、湿地等地表类型的土壤水分反演研究。这些 土壤水分的反演方法在区域研究中表现良好并不意味着具有普适性,虽然理论基础相同,但在实际应用中表 现各异,因此土壤水分的遥感反演方法始终是研究热点。

2 主要研究热点

2.1 遥感土壤水分产品评估

对地观测卫星数量增加,微波探测器从 C 波段以发展到了 L 波段,为土壤水分观测增加了新的数据产品。如表 2 所示,目前发布全球遥感土壤水分数据的对地观测计划有 ASCAT^[64]、AMSR-E/2^[65]、SMOS^[66]、 SMAP^[67]和我国的 FY-3 共五个,其中 SMOS 和 SMAP 是利用 L 波段进行地表探测的卫星计划。除此之外, 2012 年,作为气候变化公约(Climate Change Initiative, CCI)项目的一部分,欧洲航空局(European Space Agency,ESA)发布了首套数十年全球卫星观测土壤水分数据集,并已在气候变化、水文、生态等研究中得以应 用^[68]。一系列全球尺度土壤水分数据集的发布,数据集在全球各地以及不同尺度的验证和对比分析成为了 近几年的研究热点^[69-85]。

首先就时间尺度而言,由于卫星发射时间的不同,各数据集的时间序列参差不齐,其中 ESA CCI 数据集 将相关微波数据进行融合获得了最长时间系列的土壤水分数据;其次由于传感器的探测波段不同,数据反演 方法均有很强的针对性,空间分辨率也存在很大差异,具体见表 2。验证数据包括实测数据和模型模拟数据 两种检验类型,整体而言,各数据集均能满足应用需求,但普遍在地势平坦、地表裸露或草原区域数据精度较 高,且不同数据集的表现在不同区域存在很大的差异性。例如庄媛等^[86]的研究表明 2012 年的 ASCAT、 WINDSAT、FY3B、SMOS 共4种微波遥感土壤湿度产品在我国西北地区相对较好;而沈润平等^[87]的研究表明 ESA CCI 土壤湿度产品在我国东北地区精度最佳。此外,各数据集的空间相关性和时间敏感度也存在差异, 如 Polcher 等^[88]的研究表明,在伊比利亚半岛地区,SMOS 数据空间相关性较差;Yee 等^[89]在澳大利亚的马兰 比季河流域比较了 SMOS 和 AMSR-2 数据的精度,指出若综合考虑绝对精度和时间精度,推荐最新版本的 JAXA 数据产品(JX2);若只考虑时间精度,夜间观测获得的 LP3X 产品和早晨观测获得的 SMOS2 产品更佳。 正是数据集之间存在很大的差异且区域表现的不确定性使得大量的研究聚集在数据的检验和对比。

Table 2 Comparison of global remote sensing soil moisture products								
	ASCAT	AMSR-E/2	SMOS	SMAP	FY-3	ESA CCI		
设备类型 Equipment type	C 波段 (5.255 GHz) 主动微波	6.93—8.9 GHz 被动微波	L 波段 (1.4GHz) 被动微波	L 波段 (1.2—1.4GHz) 主被动微波	微波成像仪	多源数据		
空间分辨率 Spatial resolution	12.5 km, 25 km Level2:25 km Level3:12 km	15—2170 km	35 km	3—40 km	50×85/25 km	~25km		
时间分辨率 Temporal resolution	3 d	2 次/d	1—3 d Level3: 1d/3d/10d/月	3 d	2 次/d 10d/月	1 d		
时间序列 Time series	2007 至今	2002—2010 2013 至今	2010 至今	2015 至今	2011 至今	1979 至今		
反演精度 Inversion accuracy	$0.03 - 0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$	$\geq 0.04 \text{m}^3/\text{m}^3$	$\geq 0.04 \text{m}^3/\text{m}^3$	$\geq 0.04 \text{m}^3/\text{m}^3$	$0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$	$0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$		

ASCAT,高级散射计,the Advanced Scatterometer;AMSR-E/2,高级微波扫描辐射计,the Advanced Microwave Scanning Radiometer-E/2;SMOS,土 壤水分和海洋盐度卫星,the Soil Moisture and Ocean Salinity;SMAP,土壤湿度主动/被动探测, Soil Moisture Active/Passive;FY-3,风云 3 号, Fengyun-3;ESA CCI,欧洲航空局气候变化公约,European Space Agency Climate Change Initiative

2.2 在相关领域的应用

土壤水分作为地表要素之一,在气候变化、陆气交互、全球生态、水文和地表模型以及干旱等研究中均起 着不可或缺的作用。首先,在气候变化研究中,遥感土壤水分数周期性、时间序列长、空间范围广的优势有利 于分析变化的空间分布和时间动态趋势^[90-91]。Feng^[92]的研究表明,在全球尺度上,气候变化是土壤水分长时 间变化的最主要驱动因素。因此土壤水分的变化在某种程度上反应了气候变化。Seneviratne 等^[93]综合阐述 了土壤水分在土地能源和水平衡中的作用,并详细分析了土壤水分与气候间的交互作用对温度和降水的影响 以及在气候变化背景下的含义。

在陆气交互研究中,土壤水分可以影响边界层的温湿变化。由于目前大部分关于土壤水分-蒸散发或土 壤水分-温度耦合的研究都基于模型模拟结果或基于降水的干旱指数,而遥感可以提供长期的土壤水分观测 估算数据,在研究蒸散发动态和大气反馈的同时还可以进行模型诊断^[94-96]。Klingmuller等^[97]将气溶胶光学 厚度的正向趋势与 ESA CCI 土壤水分数据的反向趋势相连接,建立了更直接的土壤水分-大气反馈模型。他 们的结果表明,在过去的 10 年中,温度的升高和相对湿度的下降促进了土壤的干燥,导致了更多的粉尘排放 和 AOD。

在全球生物化学循环和生态系统中,土壤水分是植物物候学、光合作用、生物量分配以及土壤中碳的积累和分解等陆地生态系统过程的调节剂^[98-99]。许多研究利用遥感土壤水分数据评估水分可用性和干旱对植物物候和生产力的影响^[100-103]。除此以外,也有部分学者关注于植被生长对土壤水分的影响。例如 Feng 等^[104]分析了 2002—2011 年间的 AMSR-E 土壤水分数据,表明黄土高原退耕还林还草使土壤水分含量有所下降。此外,Periasamy 等^[105]还对土壤水分压力和盐分进行估算用于土地退化评价。

在水文和陆表模型中,土壤水分联结了径流、洪水、蒸发、渗透和地下水补给等过程。遥感反演土壤水分

5

数据在陆表模型和大尺度水文模型中的潜力已广泛得到认可^[106]。Zhuo 等^[72]以美国的某一流域为研究区, 评估了 SMOS 升降两种观测所得土壤水分数据及其在水文气象模型中应用的可行性。首先遥感土壤水分数 据可以用来洪水和径流预测,例 Wanders 等^[107]的研究表明了多源遥感土壤水分数据在径流预测中的促进作 用。其次,遥感土壤水分数据还可以用来促进水文循环中不同要素的定量化,如蒸散发^[108-109]、地下水含 量^[110]以及降雨等。

在干旱研究中,土壤水分的遥感数据可以直接用来监测农业干旱或者用来建立干旱指标^[111-114]。例如 Rahmani 等^[91]利用 SMOSL3、ESA CCI 和两种再分析土壤水分数据分析了伊朗 6 个子区域的土壤水分变化趋势,并通过计算标准土壤水分指数(Standardized Soil Moisture Index,SSI)来检测农业干旱事件的时间和规模。 Mishra 等^[115]利用 SMAP 土壤水分数据构建了一个土壤水赤字指数作为农业干旱指标。

2.3 数据同化

在上述遥感土壤水分的应用研究中需要与降水、植被、蒸散发等数据共同计算,并涉及到许多的陆表过 程、水文以及陆气交互模型。根据需求则需要将不同的数据类型或将遥感土壤水分数据引入到相应模型中, 即同化。一方面,现有的遥感土壤水分数据产品存在精度不稳定、时间序列不连续、空间分辨率不匹配等缺 陷,部分学者将不同的数据源进行同化,以满足研究需求。Liu 等^[36]针对各数据集间数据质量不同等问题,提 出了一种数据融合方法,将若干被动和主动微波获取的数据集融合为一个具有长时间序列的数据集。Kolassa 等^[37]提出了一种利用回归方程生成长时间序列数据集的方法,将 SMOS 表层土壤水分作为回归方程的参考 值,应用到 AMSR-E 的亮度温度数据,从而使得 AMSR-E 反演得出的表层土壤水分产品与 SMOS 产品达成一 致。Crow 等^[50] 在美国的16个流域对多个L波段微波遥感所得土壤水分数据与地表数据进行同化分析,提高 了土壤水分信息的质量,并将土壤水分结果成功应用于水文预测。另一方面,遥感数据反演所得均为表层土 壤水分数据,有学者利用数据同化获得根区土壤水分。如 Das 等^[116]将机载遥感反演的表层土壤水分同化进 入土壤-水-大气-植物(SWAP)模型中,估算了核桃谷流域根区土壤水分。Baldwin 等[117]提出了一种集合卡尔 曼滤波(ensemble Kalman filter,EnKF)水文数据同化系统来预测卫星土壤水分数据中的偏差,并结合土壤水 分解析关系(Soil Moisture Analytical Relationship, SMAR)渗透模型,利用卫星观测的表层土壤水分实现根区土 壤水分的预测。也有部分学者反其道而行之,如 Coopersmith 等^[44]由于实测传感技术和现有土壤水分观测网 站无法提供实测表层土壤水分数据,从而通过机器学习方法,利用 10 cm 探测数据以及当前降水数据估算表 层 5 cm 的土壤水分,可以用来验证和分析遥感土壤水分估算结果。

此外,由于数据或数据集之间的空间分辨率存在差异,在数据融合和同化的过程中涉及到一些数据降尺度或升尺度算法。降尺度算法可以数据的空间分辨率提高;而升尺度算法将数据的空间分辨率降低。如王璐等^[118]基于克里格法实现了土壤水分遥感数据的空间尺度转换。Fang和Lakshmi^[119]在流域尺度,提出了一种利用高空间分辨率的地表温度和植被指数对被动微波反演所得土壤水分降尺度的算法,以提高土壤水分数据的空间分辨率。对于该部分研究内容,周壮等^[119]和Qin等^[120]已分别对降尺度和升尺度算法进行了详细综述分析。

3 研究展望

土壤水分作为四大圈层水分大循环中的重要组成部分,是对地观测中不可忽视的要素。遥感反演土壤水 分的研究减少了野外采样获取土壤水分的人力劳动,且有着观测范围广、周期性、长时间序列的优势。随着遥 感技术的发展,对地观测所用的波段范围越来越广泛;土壤水分遥感反演方法愈加的多元化且更为成熟和完 善;同时越来越多的对地观测计划提供了全球土壤水分数据集,并在气候、生态干旱等研究中得以应用。然而 遥感土壤水分观测与地球系统的研究需求之间仍然存在一些差距。首先,受遥感探测数据源的限制,获取的 均为土壤表层数据。其次,土壤水分的反演方法表现出局限性,使得反演结果的精度有待提高。同时,由于遥 感反演结果的不确定性,遥感土壤水分产品在生态、水文等领域的应用受到很大限制。因此,为满足科研需 求,遥感土壤水分观测需要从精度和准确度两个方面进行提高。

3.1 增加探测深度

就深度而言,由于遥感探测器接收的地表辐射穿透能力有限,仅与表层土壤水分的相关性较强,最深仅可 估算 30 cm 厚度的土壤水分。而在生态、水文等研究中,土壤水分的入渗以及部分植物的根系生长深度远超 30 cm,使得遥感土壤水分反演数据与径流、植物生长等要素的联系并不紧密,因此在相关应用中表现出局限 性。为了解决这一问题,需要建立遥感数据或反演所得表层土壤水分与深层土壤水分的关系。在这一过程 中,可以引入土壤热学和水力学性质,分析土壤水分在土壤剖面的分配规律,从而实现深层土壤水分的遥感估 算,例如 Das 等^[116]和 Baldwin 等^[117]根区土壤水分的遥感预测的研究。如果将深层土壤水分的遥感估算进行 全球推广,将对全球生态和水文研究具有重大意义。

3.2 提高探测准确度

准确度包含两个方面的含义,一是探测的精度,尽可能的减小估值和真值之间的误差;二是在空间和时间 上的准确性。就精度而言,虽然在区域尺度上,一些反演结果的精度可以满足研究的需求,但全球尺度上的空 间异质性使得遥感反演土壤水分产品在不同区域的精度参差不齐。例如,Wu等^[71]指出 AMSR2 土壤水分数 据普遍比实际土壤水分数据低,在大平原与实测数据的匹配度高,而在森林区匹配度差。因此,提高土壤水分 的遥感反演精度以及空间一致性将增加反演结果的实用性。就空间尺度而言,增加空间分辨率将能够为更多 的区域性应用研究提供服务。目前公布的土壤水分产品均建立微波遥感数据基础上,空间分辨率相对较为粗 糙,无法进行区域的精细研究,且与实测数据或模型模拟数据结合时存在尺度不一致的问题。在时间维度上, 全球遥感土壤水分产品受不同对地观测计划的时间限制,时间序列不连续。解决这一系列问题的最有效方法 就是数据融合,集合多源数据的优势,且目前有些学者已经涉及到相关的解决方案。

虽然遥感反演土壤水分的研究中仍面临一些问题,短时间内上述提到的遥感土壤水分产品的不确定性难 以从根本上得到解决,然而数据融合和协同方法可以对这一现状进行改善,为遥感土壤水分数据的应用提供 了更多可能。但与其他土壤水分监测方法相比,遥感反演方法除了可以减少人力投入以外,所获土壤水分数 据也有着不可比拟的优势。遥感反演土壤水分数据是大范围、面状、周期性的电子数据,可操作性强,更有利 于分析土壤水分的异质性以及与其他生态、水文、气象等因子的相互关系。

参考文献(References):

- [1] Lekshmi, S U S, Singh D N, Baghini M S. A critical review of soil moisture measurement. Measurement, 2014, 54: 92-105.
- [2] 杨涛,宫辉力,李小娟,赵文吉,孟丹.土壤水分遥感监测研究进展.生态学报,2010,30(22):6264-6277.
- [3] 陈书林, 刘元波, 温作民. 卫星遥感反演土壤水分研究综述. 地球科学进展, 2012, 27(11): 1192-1203.
- Petropoulos G P, Ireland G, Barrett B. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: current status, products & future trends. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2015, 83-84: 36-56.
- [5] 徐沛,张超. 土壤水分遥感反演研究进展. 林业资源管理, 2015, (4): 151-156, 160.
- [6] Wang L L, Qu J J. NMDI: a normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. Geophysical Research Letters, 2007, 34(20): 117-131.
- [7] Ghulam A, Qin Q M, Zhan Z M. Designing of the perpendicular drought index. Environmental Geology, 2007, 52(6): 1045-1052.
- [8] Ghulam A, Qin Q M, Teyip T, Li Z L. Modified perpendicular drought index (MPDI): a real-time drought monitoring method. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2007, 62(2): 150-164.
- [9] 喻素芳,范文义,秦武明,吴英,陆道调.地表温度估测土壤含水量.广西大学学报:自然科学版,2007,32(S1):110-112.
- [10] 张霄羽, 毕于运, 李召良. 遥感估算热惯量研究的回顾与展望. 地理科学进展, 2008, 27(3): 166-172.
- [11] 柳钦火,辛景峰,辛晓洲,田国良,杨贵军.基于地表温度和植被指数的农业干旱遥感监测方法.科技导报,2007,25(6):12-18.
- [12] 田苗, 王鹏新, 孙威. 基于地表温度与植被指数特征空间反演地表参数的研究进展. 地球科学进展, 2010, 25(7): 698-705.
- [13] 林巧, 王鹏新, 张树誉, 李俐, 景毅刚, 刘峻明. 不同时间尺度条件植被温度指数干旱监测方法的适用性分析. 干旱区研究, 2016, 33 (1): 186-192.
- [14] 沙莎,郭铌,李耀辉,胡蝶,王丽娟. 温度植被干旱指数(TVDI)在陇东土壤水分监测中的适用性. 中国沙漠, 2017, 37(1): 132-139.

- [15] Dong J Z, Steele-Dunne S C, Ochsner T E, van de Giesen N. Estimating soil moisture and soil thermal and hydraulic properties by assimilating soil temperatures using a particle batch smoother. Advances in Water Resources, 2016, 91: 104-116.
- [16] 虞文丹,张友静,郑淑倩.基于作物缺水指数的土壤含水量估算方法.国土资源遥感,2015,27(3):77-83.
- [17] 除多,次仁多吉,德吉央宗,普布次仁.西藏高原土壤水分遥感监测方法研究.高原山地气象研究,2016,36(2):1-7.
- [18] 于君明,周艺,王世新,王丽涛.基于修正角度斜率指数的土壤水分遥感监测方法.土壤通报,2009,40(1):43-47.
- [19] 刘影,姚艳敏. 土壤含水量高光谱遥感定量反演研究进展. 中国农学通报, 2016, 32(7): 127-134.
- [20] Sadeghi M, Jones S B, Philpot W D. A linear physically-based model for remote sensing of soil moisture using short wave infrared bands. Remote Sensing of Environment, 2015, 164: 66-76.
- [21] Liu H J, Zhang Y Z, Zhang X L, Zhang B, Song K S, Wang Z M, Tang N. Quantitative analysis of moisture effect on black soil reflectance. Pedosphere, 2009, 19(4): 532-540.
- [22] 贾继堂,程琳琳,余洋,王鹏飞,任俊涛,孟浩灿.一种基于多元统计分析的土壤含水量高光谱反演模型.测绘科学技术学报,2013,30 (6):614-618.
- [23] 蔡亮红, 丁建丽. 基于高光谱多尺度分解的土壤含水量反演. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 013001.
- [24] 高小六, 张慧慧. 粗糙度对被动微波遥感反演土壤水分影响的试验研究. 测绘通报, 2014, (8): 59-61.
- [25] 陈鲁皖,韩玲,王文娟,秦小宝. 地表组合粗糙度不确定性引起的 SAR 反演土壤水分的不确定性分析. 地球信息科学学报, 2018, 20 (1): 108-118.
- [26] Zribi M, Gorrab A, Baghdadi N, Lili-Chabaane Z, Mougenot B. Influence of radar frequency on the relationship between bare surface soil moisture vertical profile and radar backscatter. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(4): 848-852.
- [27] Pan M, Sahoo A K, Wood E F. Improving soil moisture retrievals from a physically-based radiative transfer model. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 130-140.
- [28] Hong S, Shin I. A physically-based inversion algorithm for retrieving soil moisture in passive microwave remote sensing. Journal of Hydrology, 2011, 405(1/2): 24-30.
- [29] Notarnicola C, Solorza R. Integration of remotely sensed images and electromagnetic models into a bayesian approach for soil moisture content retrieval: methodology and effect of prior information//Nezhad M S F, ed. Dynamic Programming and Bayesian Inference: Concepts and Applications. Rijeka, Croatia: InTech, 2014.
- [30] Gorrab A, Zribi M, Baghdadi N, Lili-Chabaane Z, Mougenot B. Multi-frequency analysis of soil moisture vertical heterogeneity effect on radar backscatter//Proceedings of the 1st International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing. Sousse, Tunisia, IEEE, 2014: 379-384.
- [31] Panciera R, Tanase M A, Lowell K, Walker J P. Evaluation of IEM, Dubois, and oh radar backscatter models using airborne L-Band SAR. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(8): 4966-4979.
- [32] Álvarez-Mozos J, Gonzúlez-Audícana M, Casalí J. Evaluation of empirical and semi-empirical backscattering models for surface soil moisture estimation. Canadian Journal of Remote Sensing, 2007, 33(3); 176-188.
- [33] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 370-381.
- [34] Dubois P C, van Zyl J, Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33 (4): 915-926.
- [35] Capodici F, Maltese A, Ciraolo G, La Loggia G, D'Urso G. Coupling two radar backscattering models to assess soil roughness and surface water content at farm scale. Hydrological Sciences Journal, 2013, 58(8): 1677-1689.
- [36] Liu Y Y, Dorigo W A, Parinussa R M, de Jeu R A M, Wagner W, McCabe M F, Evans J P, van Dijk A I J M. Trend-preserving blending of passive and active microwave soil moisture retrievals. Remote Sensing of Environment, 2012, 123: 280-297.
- [37] Kolassa J, Gentine P, Prigent C, Aires F. Soil moisture retrieval from AMSR-E and ASCAT microwave observation synergy. Part 1: Satellite data analysis. Remote Sensing of Environment, 2016, 173: 1-14.
- [38] Lievens H, de Lannoy G J M, Al Bitar A, Drusch M, Dumedah G, Franssen H J H, Kerr Y H, Tomer S K, Martens B, Merlin O, Pan M, Roundy J K, Vereecken H, Walker J P, Wood E F, Verhoest N E C, Pauwels V R N. Assimilation of SMOS soil moisture and brightness temperature products into a land surface model. Remote Sensing of Environment, 2016, 180: 292-304.
- [39] 马红章, 张临晶, 孙林, 柳钦火. 光学与微波数据协同反演农田区土壤水分. 遥感学报, 2014, 18(3): 673-685.
- [40] 孔金玲,李菁菁,甄珮珮,杨笑天,杨晶,吴哲超.微波与光学遥感协同反演旱区地表土壤水分研究.地球信息科学学报,2016,18(6): 857-863.
- [41] Santi E, Paloscia S, Pettinato S, Fontanelli G. Application of artificial neural networks for the soil moisture retrieval from active and passive

microwave spaceborne sensors. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 48: 61-73.

- [42] 余凡, 赵英时, 李海涛. 基于遗传 BP 神经网络的主被动遥感协同反演土壤水分. 红外与毫米波学报, 2012, 31(3): 283-288.
- [43] Ahmad S, Kalra A, Stephen H. Estimating soil moisture using remote sensing data: a machine learning approach. Advances in Water Resources, 2010, 33(1): 69-80.
- [44] Coopersmith E J, Cosh M H, Bell J E, Boyles R. Using machine learning to produce near surface soil moisture estimates from deeper *in situ* records at U.S. Climate Reference Network (USCRN) locations: analysis and applications to AMSR-E satellite validation. Advances in Water Resources, 2016, 98: 122-131.
- [45] Rahman M M, Moran M S, Thoma D P, Bryant R, Sano E E, Holifield Collins C D, Skirvin S, Kershner C, Orr B J. A derivation of roughness correlation length for parameterizing radar backscatter models. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(18): 3995-4012.
- [46] Verhoest N E C, Lievens H, Wagner W, Álvarez-Mozoz J, Susan Moran M, Mattia F. On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic Aperture radar. Sensors, 2008, 8(7): 4213-4248.
- [47] 孔金玲, 甄珮珮, 李菁菁, 杨笑天, 杨晶, 吴哲超. 基于新的组合粗糙度参数的土壤水分微波遥感反演. 地理与地理信息科学, 2016, 32 (3): 34-38.
- [48] 陈鲁皖,韩玲,秦小宝,张武. 微波遥感反演土壤水分中构建粗糙度参数的新方法. 地理与地理信息科学, 2017, 33(6): 37-43.
- [49] Crow W T, Chen F, Reichle R H, Liu Q. L band microwave remote sensing and land data assimilation improve the representation of prestorm soil moisture conditions for hydrologic forecasting. Geophysical Research Letters, 2017, 44(11): 5495-5503.
- [50] 蒋金豹,张玲,崔希民,孙灏.基于 L 波段的裸土区土壤水分微波遥感反演研究.土壤, 2014, 46(2): 361-365.
- [51] Wigneron J P, Waldteufel P, Chanzy A, Calvet J C, Kerr Y. Two-dimensional microwave interferometer retrieval capabilities over land surfaces (SMOS Mission). Remote Sensing of Environment, 2000, 73(3): 270-282.
- [52] Mladenova I E, Jackson T J, Njoku E, Bindlish R, Chan S, Cosh M H, Holmes T R H, de Jeu R A M, Jones L, Kimball J, Paloscia S, Santi E. Remote monitoring of soil moisture using passive microwave-based techniques—theoretical basis and overview of selected algorithms for AMSR-E. Remote Sensing of Environment, 2014, 144: 197-213.
- [53] Pierdicca N, Pulvirenti L, Bignami C. Soil moisture estimation over vegetated terrains using multitemporal remote sensing data. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(2): 440-448.
- [54] Fang B, Lakshmi V. Soil moisture at watershed scale: remote sensing techniques. Journal of Hydrology, 2014, 516: 258-272.
- [55] 周鹏,丁建丽,王飞,古丽加玛丽 吾不力,张治广.植被覆盖地表土壤水分遥感反演.遥感学报,2010,14(5):959-973.
- [56] Chen M, Willgoose G R, Saco P M. Investigating the impact of leaf area index temporal variability on soil moisture predictions using remote sensing vegetation data. Journal of Hydrology, 2015, 522: 274-284.
- [57] Li B, Rodell M. Spatial variability and its scale dependency of observed and modeled soil moisture over different climate regions. Hydrology and Earth System Sciences, 2013, 17(3): 1177-1188.
- [58] Paillou P, Sufyar S, Freeman A. The Chott El Djerid, Tunisia: observation and discussion of a SAR phase signature over evaporitic soils. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(9): 5798-5806.
- [59] Filion R, Bernier M, Paniconi C, Chokmani K, Melis M, Soddu A, Talazac M, Lafortune F X. Remote sensing for mapping soil moisture and drainage potential in semi-arid regions: applications to the Campidano plain of Sardinia, Italy. Science of the Total Environment, 2015, 543: 862-876.
- [60] Massari C, Su C H, Brocca L, Sang Y F, Ciabatta L, Ryu D, Wagner W. Near real time de-noising of satellite-based soil moisture retrievals: an intercomparison among three different techniques. Remote Sensing of Environment, 2017, 198: 17-29.
- [61] 姚艳敏,魏娜,唐鹏钦,李志斌,余强毅,许新国,陈佑启,何英彬.黑土土壤水分高光谱特征及反演模型.农业工程学报,2011,27 (8):95-100.
- [62] 武晋雯,孙龙彧,张玉书,冯锐,纪瑞鹏,张淑杰,于文颖.不同植被覆盖下土壤水分遥感监测方法的比较研究.中国农学通报,2014, 30(23): 303-307.
- [63] 刘焕军, 宇万太, 张新乐, 马强, 周桦, 姜子绍. 黑土反射光谱特征影响因素分析. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(11): 3019-3022.
- [64] Wagner W, Hahn S, Kidd R, Melzer T, Bartalis Z, Hasenauer S, Figa-Saldaña J, de Rosnay P, Jann A; Schneider S; Komma J, Kubu G, Brugger K, Aubrecht C, Züger J, Gangkofner U, Kienberger S, Brocca L, Wang Y, Blöschl G, Eitzinger J, Steinnocher K, Zeil P, Rubel F. The ascat soil moisture product: a review of its specifications, validation results, and emerging applications. Meteorologische Zeitschrift, 2013, 22(1): 5-33.
- [65] Kawanishi T, Sezai T, Ito Y, Imaoka K, Takeshima T, Ishido Y, Shibata A, Miura M, Inahata H, Spencer R W. The advanced microwave scanning radiometer for the earth observing system (AMSR-E), NASDA's contribution to the EOS for global energy and water cycle studies. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(2): 184-194.

- [67] 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, van Zyl J. The soil moisture active passive (SMAP) mission. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(5): 704-716.
- [68] Dorigo W, Wagner W, Albergel C, Albrecht F, Balsamo G, Brocca L, Chung D, Ertl M, Forkel M, Gruber A, Haas E, Hamer P D, Hirschi M, Ikonen J, de Jeu R, Kidd R, Lahoz W, Liu Y Y, Miralles D, Mistelbauer T, Nicolai-Shawh N, Parinussa R, Pratola C, Reimer C, van der Schalie R, Seneviratne S I, Smolander T, Lecomte P. ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding: state-of-the art and future directions. Remote Sensing of Environment, 2017, 203; 185-215.
- [69] Santi E, Paloscia S, Pettinato S, Notarnicola C, Pasolli L, Pistocchi A. Comparison between SAR soil moisture estimates and hydrological model simulations over the Scrivia Test Site. Remote Sensing, 2013, 5(10): 4961-4976.
- [70] Kolassa J, Gentine P, Prigent C, Aires F, Alemohammad S H. Soil moisture retrieval from AMSR-E and ASCAT microwave observation synergy. Part 2: product evaluation. Remote Sensing of Environment, 2017, 195: 202-217.
- [71] Wu Q S, Liu H X, Wang L, Deng C B. Evaluation of AMSR2 soil moisture products over the contiguous United States using *in situ* data from the International Soil Moisture Network. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 45: 187-199.
- [72] Zhuo L, Dai Q, Han D W. Evaluation of SMOS soil moisture retrievals over the central United States for hydro-meteorological application. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2015, 83-84: 146-155.
- [73] Champagne C, Berg A, Belanger J, McNairn H, de Jeu R. Evaluation of soil moisture derived from passive microwave remote sensing over agricultural sites in Canada using ground-based soil moisture monitoring networks. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31 (14): 3669-3690.
- [74] Cho E, Su C H, Ryu D, Kim H, Choi M. Does AMSR2 produce better soil moisture retrievals than AMSR-E over Australia? Remote Sensing of Environment, 2017, 188: 95-105.
- [75] Brocca L, Hasenauer S, Lacava T, Melone F, Moramarco T, Wagner W, Dorigo W, Matgen P, Martínez-Fernández J, Llorens P, Latron J, Martin C, Bittelli M. Soil moisture estimation through ASCAT and AMSR-E sensors: an intercomparison and validation study across Europe. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3390-3408.
- [76] Escorihuela M J, Quintana-Seguí P. Comparison of remote sensing and simulated soil moisture datasets in Mediterranean landscapes. Remote Sensing of Environment, 2016, 180: 99-114.
- [77] Velpuri N M, Senay G B, Morisette J T. Evaluating new SMAP soil moisture for drought monitoring in the Rangelands of the US high plains. Rangelands, 2016, 38(4): 183-190.
- [78] Albergel C, de Rosnay P, Gruhier C, Muñoz-Sabater J, Hasenauer S, Isaksen L, Kerr Y, Wagner W. Evaluation of remotely sensed and modelled soil moisture products using global ground-based in situ observations. Remote Sensing of Environment, 2012, 118: 215-226.
- [79] Al-Yaari A, Wigneron J P, Ducharne A, Kerr Y H, de Rosnay P, de Jeu R, Govind A, Al Bitar A, Albergel C, Muñoz-Sabater J, Richaume P, Mialon A. Global-scale evaluation of two satellite-based passive microwave soil moisture datasets (SMOS and AMSR-E) with respect to Land Data Assimilation System estimates. Remote Sensing of Environment, 2014, 149: 181-195.
- [80] Al-Yaari A, Wigneron J P, Ducharne A, Kerr Y H, Wagner W, de Lannoy G, Reichle R, Al Bitar A, Dorigo W, Richaume P, Mialon A. Global-scale comparison of passive (SMOS) and active (ASCAT) satellite based microwave soil moisture retrievals with soil moisture simulations (MERRA-Land). Remote Sensing of Environment, 2014, 152: 614-626.
- [81] 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, Montzk 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, Yueh S. Validation of SMAP surface soil moisture products with core validation sites. Remote Sensing of Environment, 2017, 191; 215-231.
- [82] Zeng J Y, Li Z, Chen Q, Bi H Y, Qiu J X, Zou P F. Evaluation of remotely sensed and reanalysis soil moisture products over the Tibetan Plateau using in-situ observations. Remote Sensing of Environment, 2015, 163: 91-110.
- [83] An R, Zhang L, Wang Z, Quaye-Ballard J A, You J J, Shen X J, Gao W, Huang L J, Zhao Y H, Ke Z Y. Validation of the ESA CCI soil moisture product in China. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 48: 28-36.
- [84] 席家驹, 文军, 田辉, 张堂堂. AMSR-E 遥感土壤湿度产品在青藏高原地区的适用性. 农业工程学报, 2014, 30(13): 194-202.
- [85] 向怡衡, 张明敏, 张兰慧, 贺缠生, 王一博, 白晓. 祁连山区不同植被类型上的 SMOS 遥感土壤水分产品质量评估. 遥感技术与应用,

2017, 32(5): 835-843.

- [86] 庄媛,师春香,沈润平,姜立鹏,王杉.中国区域多种微波遥感土壤湿度产品质量评估.气象科学,2015,35(3):289-296.
- [87] 沈润平,张悦,师春香,李洛晞,郭佳.长时间序列多源土壤湿度产品在中国地区的比较分析. 气象科技, 2016, 44(6): 867-874.
- [88] Polcher J, Piles M, Gelati E, Barella-Ortiz A, Tello M. Comparing surface-soil moisture from the SMOS mission and the ORCHIDEE land-surface model over the Iberian Peninsula. Remote Sensing of Environment, 2016, 174: 69-81.
- [89] Yee M S, Walker J P, Rüdiger C, Parinussa R M, Koike T, Kerr Y H. A comparison of SMOS and AMSR2 soil moisture using representative sites of the OzNet monitoring network. Remote Sensing of Environment, 2017, 195: 297-312.
- [90] Gaur N, Mohanty B P. Land-surface controls on near-surface soil moisture dynamics: traversing remote sensing footprints. Water Resources Research, 2016, 52(8): 6365-6385.
- [91] Rahmani A, Golian S, Brocca L. Multiyear monitoring of soil moisture over Iran through satellite and reanalysis soil moisture products. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 48: 85-95.
- [92] Feng H H. Individual contributions of climate and vegetation change to soil moisture trends across multiple spatial scales. Scientific Reports, 2016, 6: 32782.
- [93] Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, Hirschi M, Jaeger E B, Lehner I, Orlowsky B, Teuling A J. Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: a review. Earth-Science Reviews, 2010, 99(3/4): 125-161.
- [94] Catalano F, Alessandri A, de Felice M, Zhu Z C, Myneni R B. Observationally based analysis of land-atmosphere coupling. Earth System Dynamics, 2016, 7(1): 251-266.
- [95] Knist S, Goergen K, Buonomo E, Christensen O B, Colette A, Cardoso R M, Fealy R, Fernández J, García-Díez M, Jacob D, Kartsios S, Katragkou E, Keuler K, Mayer S, van Meijgaard E, Nikulin G, Soares P M M, Sobolowski S, Szepszo G, Teichmann C, Vautard R, Warrach-Sagi K, Wulfmeyer V, Simmer C. Land-atmosphere coupling in EURO-CORDEX evaluation experiments. Journal of Geophysical Research, 2017, 122(1): 79-103.
- [96] Li M X, Ma Z G, Gu H P, Yang Q, Zheng Z Y. Production of a combined land surface data set and its use to assess land-atmosphere coupling in China. Journal of Geophysical Research, 2017, 122(2): 948-965.
- [97] Klingmüller K, Pozzer A, Metzger S, Stenchikov G L, Lelieveld J. Aerosol optical depth trend over the Middle East. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016, 16(8): 5063-5073.
- [98] Carvalhais N, Forkel M, Khomik M, Bellarby J, Jung M, Migliavacca M, Mu M Q, Saatchi S, Santoro M, Thurner M, Weber U, Ahrens B, Beer C, Cescatti A, Randerson J T, Reichstein M. Global covariation of carbon turnover times with climate in terrestrial ecosystems. Nature, 2014, 514 (7521): 213-217.
- [99] Richardson A D, Keenan T F, Migliavacca M, Ryu Y, Sonnentag O, Toomey M. Climate change, phenology, and phenological control of vegetation feedbacks to the climate system. Agricultural and Forest Meteorology, 2013, 169: 156-173.
- [100] Dorigo W, de Jeu R, Chung D, Parinussa R, Liu Y, Wagner W, Fernández-Prieto D. Evaluating global trends (1988-2010) in harmonized multi-satellite surface soil moisture. Geophysical Research Letters, 2012, 39(18): L18405.
- [101] Papagiannopoulou C, Miralles D G, Decubber S, Demuzere M, Verhoest N E C, Dorigo W A, Waegeman W. A non-linear Granger-causality framework to investigate climate-vegetation dynamics. Geoscientific Model Development, 2016, 10(5): 1945-1960.
- [102] Papagiannopoulou C, Miralles D G, Dorigo W A, Verhoest N E C, Depoorter M, Waegeman W. Vegetation anomalies caused by antecedent precipitation in most of the world. Environmental Research Letters, 2017, 12(7): 074016.
- [103] Tucker C J, Pinzon J E, Brown M E, Slayback D A, Pak E W, Mahoney R, Vermote E F, El Saleous N. An extended AVHRR 8-km NDVI dataset compatible with MODIS and SPOT vegetation NDVI data. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(20): 4485-4498.
- [104] Feng X M, Li J X, Cheng W, Fu B J, Wang Y Q, Lü Y H, Shao M A. Evaluation of AMSR-E retrieval by detecting soil moisture decrease following massive dryland re-vegetation in the Loess Plateau, China. Remote Sensing of Environment, 2017, 196: 253-264.
- [105] Periasamy S, Shanmugam R S. Multispectral and microwave remote sensing models to survey soil moisture and salinity. Land Degradation & Development, 2017, 28(4): 1412-1425.
- [106] Dobriyal P, Qureshi A, Badola R, Hussain S A. A review of the methods available for estimating soil moisture and its implications for water resource management. Journal of Hydrology, 2012, 458-459: 110-117.
- [107] Wanders N, Karssenberg D, de Roo A, de Jong S M, Bierkens M F P. The suitability of remotely sensed soil moisture for improving operational flood forecasting. Hydrology and Earth System Sciences, 2014, 18(6): 2343-2357.
- [108] Martens B, Miralles D G, Lievens H, van der Schalie R, de Jeu R A M, Fernández-Prieto D, Beck H E, Dorigo W A, Verhoest N E C. GLEAM v3.0: satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture. Geoscientific Model Development, 2017, 10(5): 1903-1925.
- [109] Miralles D G, van den Berg M J, Gash J H, Parinussa R M, de Jeu R A M, Beck H E, Holmes T R H, Jiménez C, Verhoest N E C, Dorigo W

A, Teuling A J, Dolman A J. El Niño-La Niña cycle and recent trends in continental evaporation. Nature Climate Change, 2014, 4(2): 122-126.

- [110] Asoka A, Gleeson T, Wada Y, Mishra V. Relative contribution of monsoon precipitation and pumping to changes in groundwater storage in India. Nature Geoscience, 2017, 10(2): 109-117.
- [111] Champagne C, McNairn H, Berg A A. Monitoring agricultural soil moisture extremes in Canada using passive microwave remote sensing. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(10): 2434-2444.
- [112] Park S, Im J, Park S, Rhee J. Drought monitoring using high resolution soil moisture through multi-sensor satellite data fusion over the Korean peninsula. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 237-238: 257-269.
- [113] Nicolai-Shaw N, Zscheischler J, Hirschi M, Gudmundsson L, Seneviratne S I. A drought event composite analysis using satellite remote-sensing based soil moisture. Remote Sensing of Environment, 2017, 203: 216-225.
- [114] Wang H, Li X B, Long H L, Xu X, Bao Y. Monitoring the effects of land use and cover type changes on soil moisture using remote-sensing data: a case study in China's Yongding River basin. CATENA, 2010, 82(3): 135-145.
- [115] Mishra A, Vu T, Valiya Veettil A, Entekhabi D. Drought monitoring with soil moisture active passive (SMAP) measurements. Journal of Hydrology, 2017, 552: 620-632.
- [116] Das N N, Mohanty B P, Cosh M H, Jackson T J. Modeling and assimilation of root zone soil moisture using remote sensing observations in Walnut Gulch Watershed during SMEX04. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(2): 415-429.
- [117] Baldwin D, Manfreda S, Keller K, Smithwick E A H. Predicting root zone soil moisture with soil properties and satellite near-surface moisture data across the conterminous United States. Journal of Hydrology, 2017, 546: 393-404.
- [118] 王璐, 胡月明, 赵英时, 刘振华. 克里格法的土壤水分遥感尺度转换. 地球信息科学学报, 2012, 14(4): 465-473.
- [119] 周壮,赵少杰,蒋玲梅.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,2016,52(4):479-485.
- [120] Qin J, Zhao L, Chen Y Y, Yang K, Yang Y P, Chen Z Q, Lu H. Inter-comparison of spatial upscaling methods for evaluation of satellite-based soil moisture. Journal of Hydrology, 2015, 523: 170-178.