

被动微波反演土壤水分的L波段新发展 及未来展望

赵天杰

(中国科学院遥感与数字地球研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘要:土壤水分是陆—气交互作用的重要边界条件,在全球水循环和能量循环中扮演着关键角色,直接影响降水、径流、下渗与蒸散发等水文循环过程,并能反映洪涝和干旱的程度。随着第一颗采用被动微波干涉成像技术的SMOS(Soil Moisture and Ocean Salinity)卫星的发射成功,L波段被动微波遥感技术逐渐成为大尺度土壤水分监测的主要手段,促进了“射频干扰的检测与抑制”、“植被光学厚度反演与植被影响校正”以及“土壤粗糙度参数化方案”等关键问题的研究。本文梳理了“基于微波植被指数的L波段多角度数据反演土壤水分算法研究”项目的最新研究成果,同时评述了围绕以上关键技术问题所取得的国内外研究进展,并对土壤水分微波遥感的未来发展进行了展望。

关键词:被动微波遥感;土壤水分;植被光学厚度;地表粗糙度;L波段

1 引言

土壤水分是陆地水循环中最为活跃的部分,是影响水文过程、生物生态过程、生物地球化学过程的关键变量,特别是在地表水蒸散发与渗流中扮演着重要的角色。例如,土壤水分控制着地表显热通量和潜热通量的比例,以及地表水量分配,前期土壤水分含量对后期降水有一定的反馈作用。在气候时间尺度上,土壤水分和海洋表面温度一起,作为边界条件控制着进入大气的通量,在水文和陆面模式中必须精确表达。因此土壤水分成为气象学、水文学、农学、林学等研究中重点观测的参数,其有效观测有助于提高天气预报和气候预测中各种数值模型的计算精度(Entekhabi et al, 2010)。当前迅速发展的卫星遥感技术为实现大空间尺度和长时间序列的土壤水分观测提供了途径。其中,微波遥

感具有全天时、全天候的特点,并对云雾、雨雪、植被及干燥地物有一定的穿透能力,利用干燥土壤和液态水分在介电特性上的巨大差异进行土壤水分估计,是一种更为直接的测量(赵天杰等, 2009)。被动微波遥感受地物形状和结构影响较小,并且具有重访周期短、时间序列长、覆盖范围宽等优点,是当前土壤水分大尺度监测的主要手段。

L波段被认为是获取表层土壤水分的最佳波段,它可以穿透稀疏和中等浓密植被,并能获取一定深度的土壤信息,但其面临的技术挑战为:如何在卫星平台上实现空间分辨率要求。在硬件技术日趋成熟之后,各种星载传感器不再仅仅局限于传统的多频段真实孔径辐射计,如 AMSR-E(Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS)、WindSat、FY-3/MWRI (Microwave Radiation Imager) 和 AMSR2 (Njoku et al, 2003; Imaoka et al, 2007; Li

收稿日期:2017-09-28;修订日期:2018-01-30。

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目(41301396);国家重点研发计划政府间国际科技创新合作重点专项(2016YFE0117300);民用航天“十三五”技术预先研究项目 [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41301396; National Key Research and Development Program of China, No.2016YFE0117300; Advanced Research Projects of the 13th Five-Year Plan of Civil Aerospace Technology]。

作者简介:赵天杰(1985-),男,河南周口人,博士,副研究员,从事微波遥感土壤水分及其冻融态研究,E-mail: zhaotj@radi.ac.cn

引用格式: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[J]. 地理科学进展, 37(2): 198-213. [Zhao T J. 2018. Recent advances of L-band application in the passive microwave remote sensing of soil moisture and its prospects[J]. Progress in Geography, 37(2): 198-213.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.02.003

et al, 2010; Yang et al, 2011),而是向对地表土壤水分具有更高敏感性的L波段发展,出现了第一颗采用合成孔径技术获取地表L波段微波辐射亮温的SMOS卫星(Kerr et al, 2010),同时也在发展主被动协同观测的星载传感器,包括Aquarius/SAC-D(Le Vine et al, 2007)和SMAP(Soil Moisture Active Passive)(Entekhabi et al, 2010),以期获得更高的产品精度和空间分辨率。新型L波段传感器的相继升空,使得土壤水分微波遥感成为对地观测中的热点研究领域。先进的卫星传感器和技术为土壤水分反演带来了新的发展机遇,但同时也涌现出诸多问题,值得深入研究。

以SMOS为例,其土壤水分算法(Kerr et al, 2012)主要是基于L-MEB(L-band Microwave Emission from the Biosphere)正向模型(Wigneron et al, 2007; Wigneron et al, 2011)的迭代算法,通过构建基于多角度观测的代价函数反演包括土壤水分、植被光学厚度和地表温度在内的地表参数。一份使用密集流域观测网络数据(Cosh et al, 2004)和AMSR-E土壤水分产品(Jackson et al, 2010)作为参考的验证研究论文(Jackson et al, 2012)指出,SMOS土壤水分产品基本达到预期精度需求($0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$),但SMOS反演植被光学厚度呈现出较强的日变异特点甚至表现出一定的随机性,不具备应有的季节变化特征。Al Bitar等(2012)使用覆盖美国大部分范围的SCAN/SNOTEL站点数据分析结果显示,SMOS土壤水分存在一定程度的低估,并且随着站点的不同反演精度各异。dall'Amico等(2012)使用多瑙河上游地区的本地测量数据同样发现了SMOS土壤水分存在估计偏低的现象。Schlenz等人在德国南部地区集成使用陆面模式和辐射传输方程对地表参数和辐射亮温进行模拟分析,同SMOS产品对比结果显示,在小角度条件下SMOS观测亮温不够稳定,土壤水分出现低估时受到射频干扰(Radio Frequency Interference, RFI)的影响,而植被光学厚度不具备季节变化规律,并且均值较高(Schlenz et al, 2012)。Chen等(2017)发现SMOS L3土壤水分产品在青藏高原半湿润的那曲地区表现较好,但在半干旱的帕里地区存在较大的不确定性。而Mialon等(2012)通过分析SMOSREX-2006数据,认为地表粗糙度在高入射角度、高土壤水分以及H极化条件下更为重要,粗糙度参数化方案会影响SMOS土壤水分产品精度。综合分析得出,

SMOS土壤水分反演产品出现以上问题的原因可以归结为以下几个方面:

(1) 亮温数据的不稳定,包括亮温重建过程中的观测偏差和射频干扰。由于SMOS采用干涉测量,并通过反傅里叶变换进行亮温重建,亮温数据可能存在偏差甚至双重偏差,特别是在小角度观测情况下更为突出。此外,大面积频繁发生的RFI干扰为成像带来了诸多困扰,影响了有效反演的能力。

(2) 缺少植被影响校正方法。虽然L-MEB模型中将地表覆盖分为稀疏、中等植被和浓密植被分别进行描述,并考虑了枯枝落叶层和晨露的影响,但所使用的模型及参数基本属于经验性成果,无法将植被影响同土壤背景辐射分离。这就导致反演的植被光学厚度参数往往成为迭代算法误差累积的场所,使得其反演结果波动性强,不能反映植被的季节变化特征。

(3) 粗糙度效应的机理描述不够精确。SMOS土壤水分反演算法中使用Q/H半经验模型,在使用多角度数据进行反演时却没有考虑不同角度下粗糙度影响的差异,由于粗糙度同植被的影响作用类似,也会将一部分粗糙度的影响转移到植被光学厚度估算误差中。

因此,提高SMOS亮温数据的质量,改善对于植被、粗糙度等关键影响参数的处理方法,是提高SMOS土壤水分产品质量的有效途径。国家自然科学基金委员会“基于微波植被指数的L波段多角度数据反演土壤水分算法研究”青年基金项目即在此背景下提出。本文在回顾项目成果的基础上,一并梳理总结当前国内外研究进展及发展态势,并对土壤水分微波遥感的未来发展进行展望,以期推动土壤水分遥感的技术发展以及我国未来相关卫星计划的实施论证,促进土壤水分微波遥感在水文模拟与同化、干旱监测预警、流域水资源管理配置等研究中的应用。

2 L波段土壤水分被动微波遥感的新发展

微波遥感利用干燥土壤和液态水分在介电特性上的巨大差异反演土壤水分,大量的理论计算和试验结果表明,土壤的微波辐射强烈地依赖于土壤水分的变化。地表发射的电磁波在传播过程中,除受到土壤水分(土壤介电常数)的影响外,同时还受

到土壤表面粗糙度和植被覆盖的影响。植被能通过散射作用、吸收作用以及自身的微波发射,不断削弱来自下覆土壤的信息。考虑到散射过程的辐射传输模型通常不易求得解析解,在应用于土壤水分参数的反演时,通常需要进行假设和简化。目前在进行前向模拟和参数反演时,特别在低频L波段,通常忽略植被层中的多次散射影响,同时将大气和植被看作是相对均一的介质层,并忽略大气上层、大气和植被界面的反射,而仅仅考虑植被和土壤界面的反射,即使用零阶近似模型描述地表的微波辐射过程。那么,对于植被均匀覆盖的粗糙地表,卫星传感器观测的亮温可表示为各种地物辐射能量及其间相互作用的总和(图1)。多数情况下,地表粗糙度和植被覆盖是最为关键的因素,这两种影响必须在土壤水分反演过程中进行校正和消除。在L波段,还需考虑射频干扰和电离层的影响等因素。

2.1 射频干扰的检测与抑制

射频干扰是指频率相近的人为发射电磁波被卫星传感器接收,进而对卫星观测数据造成干扰的现象。射频干扰可通过视距传播、反射传播、绕射传播以及大气折射和散射作用等途径进入卫星传感器。由于射频干扰的能量水平通常远大于自然辐射信号,因此在采用被动接收方式工作的微波辐射计上更为明显,会造成卫星观测亮温的异常增大。

其实人们早在星载微波辐射计如1978年SeaSat搭载的微波辐射计SMMR(Scanning Multichannel Microwave Radiometer)中就检测到射频干扰的

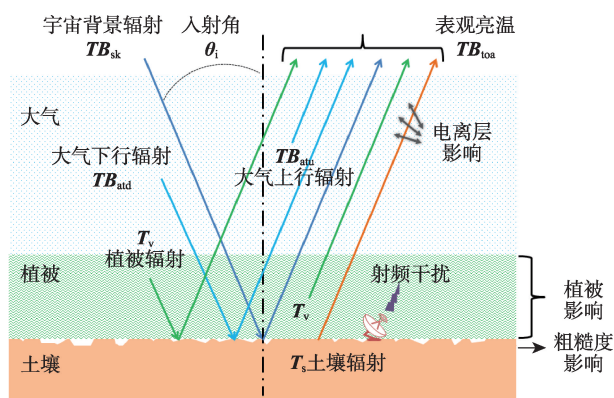


图1 L波段地表微波辐射传输过程及关键影响因素
(赵天杰, 2012)

Fig.1 Contributing factors of the satellite observed L-band brightness temperature (from Zhao, 2012)

存在。近年来的AMSR-E和WindSat在C、X等波段也检测到了明显的RFI信号(Li et al, 2004; Njoku et al, 2005)。C波段干扰在美国等其他地区较为严重,而X波段干扰主要在欧洲地区。L波段(1.40~1.427 GHz)是目前公认的遥感探测土壤水分和海面盐度的最佳频段,虽然该频段已被国际电信联盟组织规定只能用于卫星地球探测业务,但近年的L波段星载微波辐射计均检测到大量的射频干扰存在,已对卫星观测精度和科学数据反演造成了严重影响,使得RFI的检测与抑制问题变得尤为突出。

SMOS卫星的发射首次确认了L波段干扰的严重性,其采用被动微波干涉成像技术,亮温图像重建过程复杂,单独一个强RFI干扰源的存在可能会污染一大片区域,甚至影响整个亮温快照。SMOS的RFI检测可在可视度(L1a)、空间域和角度域(L1c)等不同层级产品开展,并通过多次观测能对RFI干扰源进行更精确的定位,但受限于载荷体制一直无法很好地对RFI进行抑制,导致SMOS土壤水分产品质量受到严重影响。CATDS(Centre Aval de Traitement des Données SMOS)团队使用大量的数据质量标识对原始观测进行筛选和过滤,然后在5°入射角间隔内进行平均,生成L3级亮温产品,在一定程度上减少了RFI干扰,但仍会出现H和V极化反转的现象,与理论预期不符。

Zhao等(2015a)面向土壤水分反演需求,从SMOS L1c角度域数据出发,发展了一种双步回归方法对亮温产品进行优化处理,建立适用于多种地表类型的目标函数对多角度数据进行回归,有效地减少了RFI等造成的数据波动和极化特征背离理论预期现象。该方法首先对SMOS亮温数据进行预处理,减少强RFI干扰造成的无效数据,其次使用双步回归的方法对多角度亮温数据进行优化。具体而言,数据预处理包括使用SMOS L1c数据中的固有数据质量标识,对于受到过多环境因素干扰的数据进行标记,采用滤波方法对原始数据进行过滤,将波动较大或者超出设定阈值范围的数据标记,仅保留较高质量的亮温数据;再使用分段的线性插值方法基于观测时间对标记后的SMOS原始观测数据进行插值。考虑电磁场的极化旋转,其中包括几何旋转和法拉第效应,将基于天线坐标系统的XY极化亮温通过法拉第效应校正转换为基于地面坐标系统HV极化亮温。该研究发现,亮温第一斯托

克斯参数随角度变化呈现二次函数关系,利用这一特性可实现天顶角下的亮温值估计,此为回归第一步,可有效地减少观测偏差即天线亮温傅里叶变换反演中造成的波动噪声。第二步,基于多角度极化亮温的变化特征,建立分别适用于水平和垂直极化的混合型目标函数(公式1,2),最大程度再现亮温随角度变化的特征,特别是垂直极化条件下的布儒斯特角效应,通过回归拟合实现SMOS亮温数据的优化处理(图2)。该方法在使用模型模拟数据的验证中表现良好,经过优化处理的亮温在常用的南极冰盖、亚马逊雨林等外部定标场中与实际观测和模型模拟均比较吻合,并能减少土壤水分反演中的误差和不确定性。

$$Tb_v(\theta) = a_v \cdot \theta^2 + \frac{C}{2} \cdot [b_v \cdot \sin^2(d_v \cdot \theta) + \cos^2(d_v \cdot \theta)] \quad (1)$$

$$Tb_h(\theta) = a_h \cdot \theta^2 + \frac{C}{2} \cdot [b_h \cdot \sin^2(\theta) + \cos^2(\theta)] \quad (2)$$

式中, Tb_v 、 Tb_h 分别为垂直极化和水平极化亮温, θ 为

入射角, a, b, C, d 为回归系数。

在SMOS观测经验基础上, Aquarius/SAC-D卫星采用L波段主被动协同观测体制,每10 ms完成一次测量,试图通过快速采样方法减轻RFI干扰的影响,即在1.44 s的时间域上比较滑动窗口内每个样本亮温与临近样本的平均亮温值,如果该样本亮温大于设定的阈值即标记为RFI,由此向前滑动完成整个样本集的检测,将未受到RFI干扰的样本平均记为有效观测亮温。Zhang等(2017)基于局部异常因子算法(Local Outlier Factor, LOF)发展了一种适用于Aquarius观测的RFI检测方法,该方法对比样本点与临近样本的局部可达密度差异计算局部异常因子,通过设定阈值进行RFI的检测,并且能够最大程度地保留未受RFI干扰的数据。但Aquarius的体制仅对于脉冲式干扰有效,事实上Aquarius发现陆表存在大量的持续性干扰信号,加之Aquarius传感器具有更大的辐射视场和更高的辐射灵敏度,

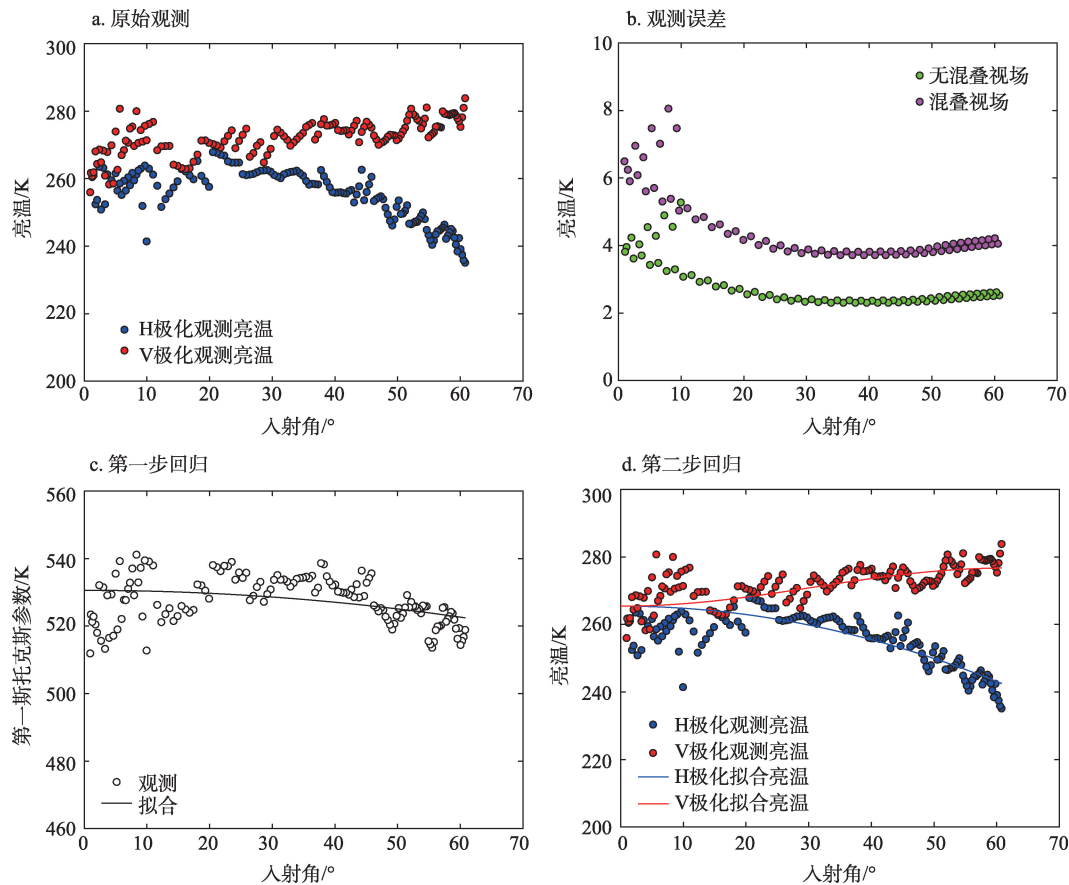


图2 用于优化SMOS多角度亮温观测的双步回归方法

Fig.2 Fitting processes of the two-step regression approach for Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite multi-angular brightness temperature refinements

其仍然无法对RFI进行有效抑制。

新近发射的SMAP卫星采用多相滤波器将整个L波段探测通道分为16个子带,并测量每个子带数据的峰度系数,通过综合频域、时域、统计和极化信息等多种检测方法对RFI进行识别和抑制,取得了较为理想的效果。随着人类活动及其涉及的电子设备的多样化,RFI的分布与强度也是不断变化的,为了保证科学探测任务的顺利实施,RFI的检测与抑制已经成为数据处理中必不可少的环节,同时各国主管部门也应实施相应措施确保卫星探测业务保护频段内不存在任何人为发射源。

2.2 植被光学厚度反演与植被影响校正

多数情况下,土壤表面有植被覆盖。植被层不仅能衰减来自底层土壤的辐射信号,同时自身也会发生电磁波。当植被覆盖增加时,微波甚至不能穿透植被层而获取底层土壤信息,给土壤水分的反演带来很大的困难。实际上,植被覆盖是影响土壤水分产品精度的最主要因素。零阶近似微波辐射传输模型(Mo et al, 1982)中的两个主要参数为单次散射反照率和植被光学厚度,其数值大小与植被含水量、植被类型及结构以及生长状况等多种因素有关。

在被动微波土壤水分反演算法中,植被光学厚度是进行植被影响校正的必要参数。它可以通过:①光学波段的辅助数据进行获取。如单通道(Single Channel Algorithm, SCA)算法中使用MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)的NDVI(Normalized difference vegetation index)计算植被含水量(Jackson et al, 1991, 1999; Bindlish et al, 2011; Bindlish et al, 2015),进而与光学厚度建立经验关系。但是NDVI数据在密集植被下容易达到饱和,无法估计较高的植被含水量,并且该方法多具经验性,反演精度随地区不同而发生变化。光学植被指数同植被含水量间的物理关系并不明确,有研究报告指出,有必要考虑植被覆盖度来提高植被参数的反演精度和代表性(Sánchez et al, 2012)。②当相互独立的微波观测通道较多时,也可使用迭代算法进行统一反演。如AMSR-E和SMOS中所采用的迭代算法,但其弊端为迭代算法容易产生多解状况,从而对植被信息产生错误的判断,比如SMOS反演的植被参数缺失明显的季节特征。③综合考虑植被和粗糙度影响,植被和粗糙度对微波辐射的影响存在类似的负指数关系和去极化效应。有学

者在辐射传输方程中将其合并为一个参数以减少未知变量的个数(Njoku et al, 2006; Pan et al, 2014; Zeng et al, 2015),从而达到反演土壤水分的目的。④发展基于微波观测的植被指数,以达到分离植被和土壤信号的目的,并充分发挥微波观测对于植被特征的独特表征。例如,Shi等提出被动微波植被指数理论(Microwave Vegetation Indices, MVIs)并应用于AMSR-E数据,能提高对于植被参数的定量表达(Shi et al, 2008; Shi et al, 2012)。Zhao等(2011)进一步推导了微波植被指数同植被光学厚度和含水量之间的理论关系,随后利用Aquarius的L波段散射计数据,研究了雷达植被指数同植被含水量的关系。但发现这种关系随地表覆盖类型而异,不易在全球范围内开展(Zhao et al, 2012)。

在微波植被指数理论上,Cui等(2015)利用SMOS卫星的多角度观测数据,提出了单极化(H极化)多角度MVIs,发展了直接由亮温数据反演植被光学厚度的新算法,避免了NDVI等辅助数据的使用。该算法首先利用AIEM(Advanced Integral Equation Model)模型(Chen et al, 2003),模拟了在不同入射角、不同土壤水分、不同地表粗糙度、在3种表面自相关函数(指数相关、高斯相关和1.5-N)条件下L波段的裸土发射率。通过对模拟数据的分析,发现相邻入射角(10°间隔)的裸土发射率呈近似线性关系(式3)。该线性关系与土壤的介电特性和地表粗糙度无关,仅与入射角有关。并且,H极化下的相关性比V极化下的相关性更强。然后,基于H极化相邻入射角间土壤发射率的线性关系,利用H极化2个角度下的地表亮度温度,消除土壤信号,得到2个角度亮度温度间的线性表达式(式4),其中斜率和截距被称为单极化(H极化)多角度的2个MVIs(式5,6)。它们仅与植被特性和温度有关,与土壤水分信息无关。利用零阶辐射传输模型的模拟数据,发现H极化多角度MVIs对植被光学厚度非常敏感,而对单次散射反照率的敏感性非常低,因此,算法根据植被类型将单次散射反照率设为定值,仅反演植被光学厚度。当土壤温度和植被单次散射反照率都已知时,相邻角度亮度温度间的线性表达式(式4)仅包含一个未知参数,即植被光学厚度。最后,利用SMOS的(30°,40°)、(35°,45°)和(40°,50°)三对亮度温度组合,结合土壤温度数据和植被单次散射反照率,通过给定初始植被光学厚度和卫

星观测的小角度亮温($30^\circ, 35^\circ, 40^\circ$), 可以利用公式(4)计算得到大角度亮温($40^\circ, 45^\circ, 50^\circ$), 通过对比卫星观测不断迭代的方法反演出植被光学厚度。该算法在模拟土壤发射率时, 考虑了不同表面自相关函数的影响; 在反演植被光学厚度时, 不仅考虑了植被的极化特性, 而且直接由亮度温度反演植被光学厚度, 不需要光学遥感等辅助数据。将该反演算法应用于经双步回归优化后的 SMOS 多角度亮温数据, 反演出全球植被光学厚度, 其空间分布与地理特征一致。利用反演的植被光学厚度进行植被效应校正, 可进一步反演出全球土壤水分(图3)。

$$e_h^s(\theta_2) = a_h(\theta_1, \theta_2) + b_h(\theta_1, \theta_2) \cdot e_h^s(\theta_1) \quad (3)$$

$$Tb_h(\theta_2) = A_h(\theta_1, \theta_2) + B_h(\theta_1, \theta_2) \cdot Tb_h(\theta_1) \quad (4)$$

$$B_h(\theta_1, \theta_2) = b_h(\theta_1, \theta_2) \cdot \frac{V_{a,h}(\theta_2)}{V_{a,h}(\theta_1)} \quad (5)$$

$$A_h(\theta_1, \theta_2) = a_h(\theta_1, \theta_2) \cdot V_{a,h}(\theta_2) + V_{e,h}(\theta_2) - B_h(\theta_1, \theta_2) \cdot V_{e,h}(\theta_1) \quad (6)$$

$$V_{e,p}(\theta) = (1 - \omega_p)(1 - \gamma_p)(1 + \gamma_p) \cdot T_v \quad (7)$$

$$V_{a,p}(\theta) = \gamma_p \cdot T_s - (1 - \omega_p)(1 - \gamma_p) \cdot \gamma_p \cdot T_v \quad (8)$$

式中, e_h^s 为水平极化下土壤发射率; a_h, b_h 为回归系数; 系数 A_h, B_h 为微波植被指数; $V_{e,p}, V_{a,p}$ 分别为植被

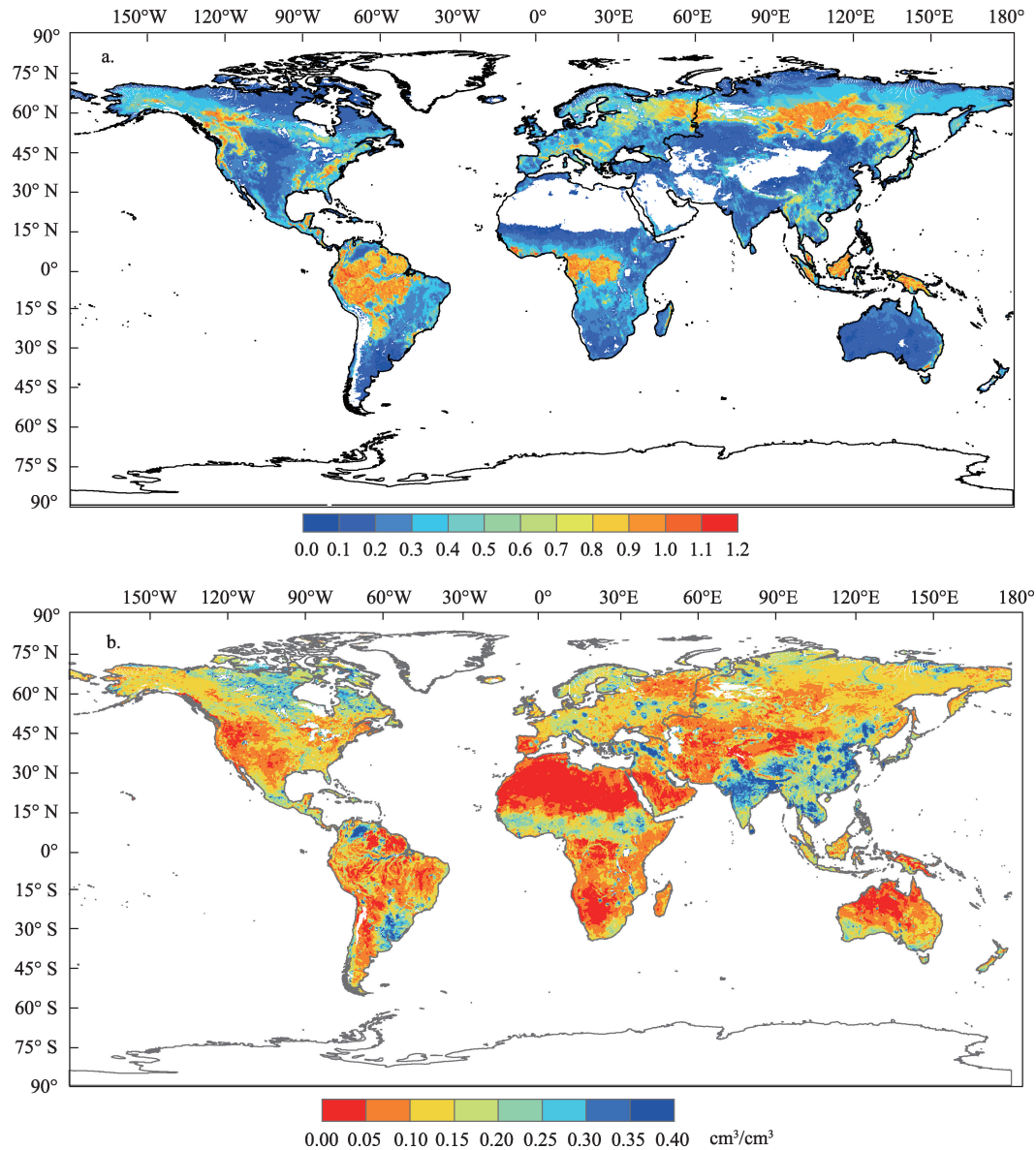


图3 基于微波植被指数理论反演的SMOS植被光学厚度(a)及土壤水分(b)(2011年7月平均值)

Fig.3 Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite retrieved vegetation optical depth (a) and soil moisture (b) based on microwave vegetation index (mean value for July, 2011)

发射项和衰减项; ω_p 为植被单次散射反照率; γ_p 为植被透过率; T_v , T_s 分别为植被和土壤温度。

Cui等将NDVI数据和反演的植被光学厚度分别与热带地上生物量数据(Saatchi et al, 2011)进行对比,发现当地地上生物量超过100 Mg/ha时,NDVI出现饱和,而微波反演的植被光学厚度与地上生物量的相关性更强。这是由于NDVI仅对植被冠层顶部的一薄层叶片信息敏感,而微波具有穿透性,不仅对光合生物量敏感,而且也对非光合生物量敏感,可提供光学遥感所不能提供的植被特性信息。因此,光学遥感和微波遥感相互补充,两者的结合可更全面地监测植被。

近期,INRA(Institut National de la Recherche Agronomique)和CESBIO(Center d'Etudes Spatiales de la Biosphère)生成一套SMOS备选产品:SMOS-IC产品(Fernandez-Moran et al, 2017),可提供全球每天的土壤水分和植被光学厚度数据。SMOS-IC产品生成算法与现有的SMOS L2和L3产品反演算法的不同之处在于:不再考虑像元内不同土地利用类型的贡献,而是将像元看作同质的整体反演土壤水分和植被光学厚度;使用的亮温数据是SMOS L3固定角度亮度温度;迭代反演过程中,植被光学厚度的初始值不再由LAI(Leaf Area Index)计算,而是将前期反演的年平均值作为初始值;基于Fernandez-Moran等人(Fernandez-Moran et al, 2016)和Parrens等人(Parrens et al, 2016)的研究结果,根据IGBP(International Geosphere-Biosphere Programme)地表分类,重新设置植被有效散射反照率和地表粗糙度参数的值。在全球尺度上,与SMOS L3的产品相比,SMOS-IC的土壤水分产品与ECMWF(European Center for Medium range Weather Forecasting)土壤水分数据的相关性更强,SMOS-IC的植被光学厚度产品与MODIS NDVI的相关性更强。Konings等(Konings et al, 2016; Konings et al, 2017)发展了多时相双通道算法(Multi-Temporal Dual Channel Algorithm, MT-DCA),对同一地区的连续两次过境观测中,假设植被光学厚度和单次散射反照率不变,在不需要光学遥感数据的情况下,反演3个地表参数:植被光学厚度、土壤水分和单次散射反照率,该算法已应用于Aquarius和SMAP反演。

植被影响校正中的另一个重要是单次散射反照率,定义为散射系数与衰减系数的比值,与植被类型有关。考虑到被动微波像元的空间尺度很大,多种

植被类型的影响被平均,因此对于绝大多数的像元来说,极化对单次散射反照率的影响可以忽略(Wigneron et al, 2004)。由于零阶辐射传输模型中没有考虑多次散射,Kurum等人认为其在植被散射作用较强时不再适用,提出了形式更为复杂的植被一阶模型,但由于该模型参数不易确定,并增加了未知参数的个数,尚未用于土壤水分的反演(Kurum et al, 2011)。其进一步使用了理论物理模型讨论了植被散射作用的影响,认为植被零阶模型中的单次散射反照率实际为有效散射反照率参数,并推导了有效反照率的理论表达式,包含了多次散射作用的影响(Kurum, 2013)。一般在反演土壤水分算法中,根据地表覆盖类型的不同,有效散射反照率被赋予不同的数值。比如,SMOS L2和L3土壤水分反演算法中,低矮植被和森林的有效散射反照率默认值分别为0和0.06~0.08(Kerr et al, 2012); Fernandez-Moran等(2016)根据IGBP植被类型,森林的有效散射反照率设置为0.06,其他植被类型的有效散射反照率取值范围为0.06~0.12,并将其应用于SMOS-IC产品的反演算法;SMAP L2和L3反演算法中,根据IGBP植被类型设置相应的有效散射反照率默认值(O'Neill et al, 2016)。

利用星载辐射计观测数据,在全球尺度上开展有效散射反照率的研究相对较少。Konings等(2016)利用MT-DCA算法,基于Aquarius卫星观测数据,确定低矮植被的有效散射反照率的取值范围为0.02~0.04,森林为0.03~0.06。后又将该算法应用于空间分辨率更高的SMAP观测数据,得到全球平均有效散射反照率为0.08(Konings et al, 2017)。Van der Schalie等(2016)基于SMOS观测数据,利用LPRM(Land Parameter Retrieval Model)算法反演土壤水分,通过与MERRA(MERRA-Land)和ERA(ERA-Interim/Land)模拟的土壤水分数据对比,得到全球有效散射反照率的最优校正值0.12,并发现有效散射反照率在全球尺度变化不明显。Parrens等(2017)认为在非常茂密的热带森林地区,植被的透过率近似为0。基于这一假设和零阶辐射传输模型,并且考虑植被的极化特性,利用5年(2011-2015)的SMOS观测数据,直接由亮度温度计算出亚马逊和刚果森林地区的有效散射反照率,发现不同极化有效散射反照率的差别很小。

以上研究表明,土壤水分反演过程中的植被影响校正正逐步脱离其他辅助数据的使用,同时微波

反演获取的植被光学厚度同光学植被指数反映的信息有所差异,光学数据更多地反映叶片光谱信息的变化,而微波数据与植被整体水分含量和结构有关,特别是在植被密集地区二者的差异更为显著。因此,尽可能独立地使用微波数据获取植被光学厚度等信息,不仅是对于光学数据的补充,同时也更有利于植被影响的校正和土壤水分的反演。

2.3 土壤粗糙度参数化方案

自然的土壤表面通常情况下并不是光滑表面,而是具有一定粗糙度的粗糙地表。目前,微波遥感中经常使用两个统计几何参数来衡量地表粗糙度的变化,其中一个为均方根高度(Root Mean Square height, σ),用于形容垂直方向的粗糙程度;另一个是相关长度(Correlation Length, L_c),用于衡量水平方向的粗糙程度。土壤表面高度的自相关系数随着水平距离的增大是不断减小的,当减小至 $1/e$ 时的水平距离即为相关长度,将得到的相关长度值代入高斯、指数相关函数,便可获得理论上相应的自相关曲线。

为计算粗糙地表的微波散射与辐射,目前有很多比较成熟的方法,主要包括半经验模型和理论模型。目前半经验模型中经常使用 Q/H 模型(Wang et al, 1981)计算土壤表面粗糙度的影响,包括极化混合因子 Q,粗糙度参数 H 以及角度校正参数 N,将粗糙地表的反射率表示为光滑表面反射率在不同极化下的线性组合,同时考虑了粗糙度对于反射率的衰减作用。根据已经发表的研究成果, Q 参数一般小于 0.2,特别是在 L 波段,可认为等于 0。Wigneron 在 PORTOS-93 试验数据的基础上,利用 Q/H 模型对粗糙度参数 H 进行优化估计,认为其不仅是粗糙度的函数,而且随着土壤含水量的大小变化(Wigneron et al, 2001),指出土壤表面粗糙度实际上是均匀介质表面的介电粗糙度,当土壤中水分含量减少时,易出现裂痕和孔隙而显得更加碎裂化,实际上增加了介质的粗糙程度。后续研究发现,角度校正参数在不同极化下也有所差异,并据此对 L-MEB 模型进行了修正(Wigneron et al, 2011)。Lawrence 等人使用 FEM(finite-element method)数值模拟方法,研究了传统的粗糙度经验模型参数同物理参数包括均方根高度和相关长度之间的关系,通过模拟数据对经验模型进行参数化,但并未考虑不同地表相关函数的影响(Lawrence et al, 2013)。依据试验数据建立的半经验模型往往与研究中使用的

数据具有较好的吻合性,但由于试验数据自身的局限性,往往不能覆盖更广阔范围的地表条件;另外,粗糙度自相关函数对于土壤发射率的影响也是试验过程中难以进行再现和研究的。

为解决半经验模型的欠准确性以及理论物理模型的复杂耗时性,针对复杂物理模型的参数化方法不失为一种更为妥当的方案。在参数化过程中,具有较高精度和较广适用范围的 AIEM 模型一般被作为参数化的对象。Chen 等(2010)发展了 L 波段的参数化模型,能模拟多角度的 L 波段微波辐射亮温,并且认为高斯相关地表条件下粗糙度的影响可表示为 σ/L_c 的函数。AIEM 模拟结果表明,在相同的均方根高度和相关长度输入参数下,高斯相关地表和指数相关地表在各种角度条件下的地表发射率均有所不同。其差异的主要原因是高斯相关和指数相关刻画地表的方式有所不同,指数相关描述更小步长中的细微变化,对于土壤表面的微粗糙有着更好的描述,这是指数相关地表更加适合现实中的土壤表面情况的主要原因,这也被相关试验观测研究(Schwank et al, 2010)所证实。因此,Zhao 等(2015b)针对指数相关地表,利用粗糙度校正参数 H_p 来表达粗糙度的存在对土壤表面反射率和发射率的总体影响,并将其表示为粗糙度斜度 Z_s 的函数,而函数的系数与入射角度有关。

$$Z_s = \frac{\sigma^2}{L_c} \quad (9)$$

$$H_p = A_p \cdot \exp(B_p \cdot Z_s^2 + C_p \cdot Z_s) \quad (10)$$

$$A_p, B_p, C_p = a \cdot \theta^2 + b \cdot \theta + c \quad (11)$$

式中, A_p, B_p, C_p 和 a, b, c 均为回归系数。

图4显示了粗糙度校正参数随粗糙度斜度的变化关系,以及各种入射角度条件下的最佳回归方程。可以看出,随着粗糙度斜度的增加,即粗糙度的增加,粗糙度校正参数一般减小,但是粗糙度校正参数随着入射角度的增加而增大。在大多数情况下,粗糙度校正参数小于1,意味着粗糙度的存在能减少土壤表面的反射率,从而增加土壤的发射率,这种现象在 H 极化更为明显。但是,粗糙度的作用在 V 极化的大入射角度情况下,其方向和幅度均会产生变化。比如在 55° 时,粗糙度参数可能大于1,说明此时的粗糙度作用可以增加土壤反射率而降低土壤发射率。将参数化计算结果同原始的 AIEM 模型输出进行比较,发现参数化模型在 H 和 V 极化下很好地重现了 AIEM 模型的输出,二者的

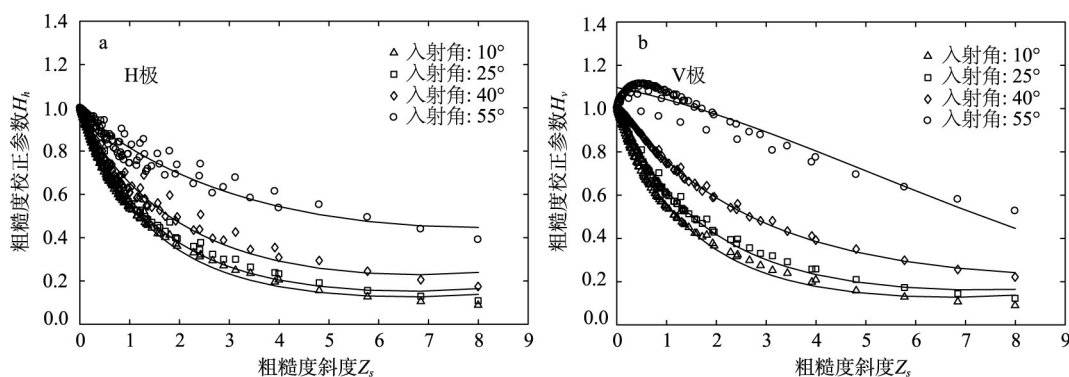


图4 粗糙度校正参数同粗糙度斜度之间的关系(授权引用自 Zhao et al, 2015b)

Fig.4 Roughness parameter versus slope parameter at different angles of incidence (AOI) (from Zhao et al, 2015b)

模拟结果存在着良好的线性关系。对于H极化,参数化模型精度大致随着入射角度的增加而降低,最大误差存在于 55° 左右,约为0.019。而对于V极化来讲,参数化模型精度随入射角度的增加先增大后减小,并在 35° 左右达到最佳精度,约为0.003。作者认为,不应将粗糙度的影响与土壤水分混淆,试验数据中体现的关系可能是由于降雨过程中雨滴击打对于粗糙度的平缓作用,而这种变化在稀疏的粗糙度测量中难以体现。

为全面比较不同粗糙度参数化方案的性能, Peng 等 (2017) 基于 Surface Monitoring of the Soil Reservoir Experiment (SMOSREX 2004-2006) 裸土观测数据,对比了文献中列举的 15 种粗糙度参数化方案(表 1),各个模型与试验测量数据之间的 ubRMSE (Unbiased Root Mean Square Error) 和 Bias 如图 5 所示。整体上来看,光滑情况 (SMOSREX 2004) 下的土壤粗糙度参数化方案模拟效果整体优于粗糙情况 (SMOSREX 2006), V 极化模拟效果整体优于 H 极化。特别在 2006 年相对粗糙的情形下,随着入射角度的增加, V 极化的 ubRMSE 随之降低,而 H 极化逐渐增加,这与地表土壤在不同角度下的辐射特性有关。综合所有角度, S06 模型 (Schwank et al, 2006) 的 ubRMSE 最低为 23.14K, 而 SMOS 模型 (Kerr et al, 2012) 的 ubRMSE 最大为 26.21K, L13 模型 (Lawrence et al, 2013) 的 bias 最小仅为 2.51K, 而 S06 模型的 bias 最大达到 47.88K。基于理论和试验数据发展的参数化方案在模拟性能上没有明显差距,粗糙情形下 H 极化的模拟效果还有待改善。

土壤粗糙度模型的发展已经历经 30 余年,但是粗糙度参数化方案的研究仍然包含较多的不确定性,主要原因在于不同的模型通常基于不同的试验

数据发展而来,意味着土壤类型、水分及粗糙条件均有所差异。此外,模型发展基于的假设条件也有所不同,比如研究中对于土壤有效温度以及土壤介电常数的计算方法。以上分析结果显示:在较为粗糙的情形下, H 极化的模拟性能差异尤为突出。各种模型具有各自的优势和劣势,尚未有一个模型能在所有情形下均表现出最佳性能。随着多频段、多极化、主被动等综合传感器的发展,研究能够适用于各种地表条件(宽泛的土壤粗糙度和水分条件,不同的土壤类型及相关函数)以及多频率、多角度、多极化的粗糙度参数化方案显得尤为必要,当然这也是一个巨大的挑战。

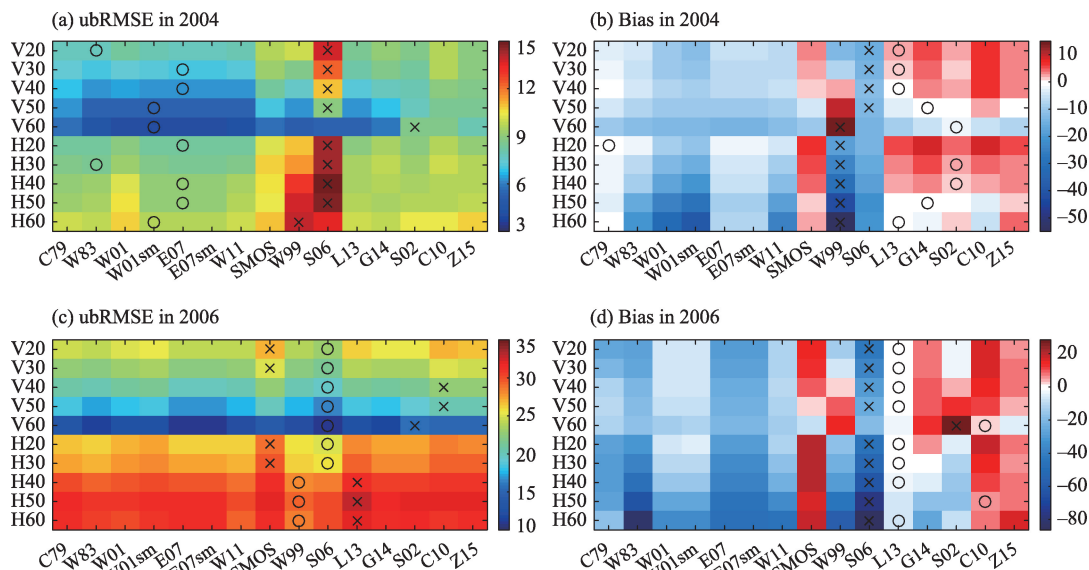
3 土壤水分微波遥感的未来展望

土壤水分微波遥感信息能用于陆地水循环模拟与数据同化研究,特别是为资料匮乏区提供空间分布数据的支持。土壤水分遥感信息可直接作为初始条件或用于模型参数率定和验证,也可以通过数据同化实现模型观测的耦合用于提高模型对水文过程的模拟能力 (Houser et al, 1998), 有助于加深人们对于地气间水分和能量交换过程的认识,改善天气变化和气候演变模式的预测精度,并且能直接服务于洪涝干旱等自然灾害的监测、农业灌溉及流域水资源的管理等。然而现有的土壤水分产品还存在着诸多不确定性、时空分辨率和精度不足、难以获取深层土壤信息等问题,成为限制遥感驱动水文模拟发展的主要因素之一,同时也为载荷研制与遥感技术的发展提出了新的科学要求。

针对土壤水分被动微波遥感观测在水平方向上空间采样不足的问题,需要发展主被动一体化载

表1. 适用于L波段的土壤粗糙度参数化方案及其默认参数设置(受权引用自 Peng et al, 2017)
Tab.1 Soil roughness parameterization schemes in L-band (from Peng et al, 2017)

类别	名称	参数化方案	参数设置	文献
基于试验数据	C79	$r_{s,p} = \Gamma_{s,h} H_p$	$h = (2k\sigma)^2, N_p = 2$	Choudhury 等(1979)
	W83	$H_p = \exp[-h \cos^N(\theta)]$	$h = (2k\sigma)^2, N_p = 0$	Wang 等(1983)
	W01		$h = 1.3972m^{0.3879}, N_p = 0, m = \sigma/L_c$	Wigneron 等(2001)
	W01sm		$h = 0.5761w_s^{-0.3475-0.4230}m, N_p = 0, m = \sigma/L_c$	Wigneron 等(2001)
	E07		$h = (2k\sigma)^2, N_p = \begin{cases} 1 & p = h \\ -1 & p = v \end{cases}$	Escorihuela 等(2007)
	E07sm		$N_p = \begin{cases} (2k\sigma)^2 - 4.4(w_s, w_{FC}), & \text{if } w_s \leq w_{FC} \\ (2k\sigma)^2, & \text{if } w_s > w_{FC} \end{cases}, N_p = \begin{cases} 1 & p = h \\ -1 & p = v \end{cases}$	Escorihuela 等(2007)
	W11		$h = \left(\frac{0.9437\sigma}{0.8865\sigma + 2.2913} \right)^6, N_p = 0$	Wigneron 等(2011)
	SMOS		$h = \begin{cases} 0.10, & \text{if } w_s \leq w_i \\ 0.10 - 0.05(w_s - w_i)/w_{FC} - w_i, & \text{if } w_i \leq w_{FC} \\ 0.05, & \text{if } w_s > w_{FC} \end{cases}$	Kerr 等(2012)
	W99	$r_{s,h} = \Gamma_{s,h} H_h$ $r_{s,v} = r_{s,h} \cos^N \theta_i$ $H_h = \exp\left(-h \frac{0.1 \cos \theta_i}{0.1 \cos \theta_i}\right)$	$N_p = \begin{cases} 1 & p = h \\ -1 & p = v \end{cases}$ $h = k\sigma, N = 0.655, \text{for } \theta_i \leq 60$	Wegmuller 等(1999)
	S06	$r_{s,h} = \Gamma_{s,h} H_p$ $H_p = \exp(-h G(\varepsilon, \theta, p))$		Schwank 等(2006)
基于理论模型	L13	$r_{s,p} = [(1-Q)\Gamma_{s,p} + Q\Gamma_{s,q}]H_p$ $H_p = \exp\left[-h \cos^N(Q)\right]$	$h = (\sigma/\lambda)^2/2,$ $G(\varepsilon, \theta, p) = a^{-2}(\varepsilon, \theta, p),$ $a(\varepsilon, \theta, p) = k_1(\theta, p) + k_2(\theta, p)/\varepsilon,$ $h = \begin{cases} 2.265[1 - \exp(-Z_s/2.023)]Z_s \leq 1.253 \\ 1.046Z_s > 1.253 \end{cases}, Z_s = \sigma^2/L_c$ $Q = 0.253h, N_v = 0.999h - 0.54, N_h = N_v + \Delta N$ $\Delta N = 2.029 - 0.7457Z_s$	Lawrence 等(2013)
	G14	$Tb_p = T_{s,eff} + a_{diff}(T_a - T_{s,eff}) + r_{s,p}(Tb_{DN} - T_{s,eff})$ $r_{s,p} = [(1-Q)\Gamma_{s,p}G_p + Q\Gamma_{s,q}G_q]$ $a_{diff,p} = [(1-Q)A_{s,p} + QA_{s,q}]$	$G_p = \exp[-\delta_R^2(c_0 + c_1\Gamma_{s,p})\cos^{\varepsilon_1}(\theta)]10^3$ $Q = 0.5[1.0 - \sin(2\beta_R)/(2\beta_R)]$ $A_{s,p} = 1.0 - \exp[-\delta_R^{1.5}(c_3 + c_4\Gamma_{s,p})\cos^{\varepsilon_1}(\theta)]10^3$	Goodberlet 等(2014)
	S02	$r_{s,p} = \Gamma_{s,p} \cdot \exp[-(2k\sigma)^2(\cos\theta)^2] + A_s\Gamma_{s,p}^{B_p}$	$A_p B_p = \exp(a(\theta, p, \rho) + b(\theta, p, \rho) \log(k\sigma) + c(\theta, p, \rho)k\sigma + d(\theta, p, \rho)W)$ $a, b, c, d(\theta, p, \rho) = e(p, \rho) + g(p, \rho)\theta_i + h(p, \rho)\theta_i^2$	Shi 等(2002)
	C10	$r_{s,p} = A_p^{B_p} \Gamma_{s,p}$	$A_p B_p C_p = a_p \theta_i^3 + b_p \theta_i^2 + c_p \theta_i + d_p,$ $m = \sigma/L_c$	Chen 等(2010)
	Z15	$r_{s,p} = \Gamma_{s,p} H_p$ $H_p = A_p \exp(B_p Z_s^2 + C_p Z_s)$	$A_p B_p C_p = a_p \theta_i^3 + b_p \theta_i^2 + c_p \theta_i + d_p,$ $Z_s = \sigma^2/L_c$	Zhao, Shi et al. (2015b)



注:不同通道下的最佳及最差性能分别用○和×表示,横坐标中的蓝色及红色标识分别代表所有入射角及极化条件下表现最佳及最差的模型

图5 基于SMOSREX试验数据的土壤粗糙度参数化方案对比(授权引用自 Peng et al, 2017)

Fig.5 Heatmap for unbiased root mean square error (ubRMSE) and bias statistical results for 15 literature-based models. For each incident angle at horizontal or vertical polarizations, the models with the best and the worst performances are marked by black circles and crosses, respectively. The blue and red x-labels represent the best and the worst performances averaged over all incident angles and polarizations (from Peng et al, 2017)

荷技术,加强主被动协同遥感算法以及尺度转换方法的研究,以提高土壤水分产品的空间分辨率;在垂直方向上,需要发展更长波长的P波段遥感技术以获取更深层的土壤信息,并研究发展土壤分层辐射传输模型。此外,陆面模型以及数据同化需要更高时间频次的数据输入,需要发展静止轨道卫星以增强时间分辨率,或加强多源传感器的配合,形成土壤水分观测的虚拟星座。遥感观测自身的误差以及不确定性,则需在涉及大气及电离层、植被和土壤等的遥感机理模型中进一步改进完善,特别是植被参数的反演及其覆盖影响的校正,并加强土壤水分遥感产品的真实性检验方法研究。未来土壤水分微波遥感的发展需面向水文、土壤等地学学科发展需求,综合卫星系统及载荷技术、遥感机理模型与反演方法等共同推动。

3.1 加强多频率、多极化和主被动协同信息综合利用

众所周知,不同的波段对陆表环境组分(如大气、植被、土壤)有不同的响应,每一个波段都有各自的探测优势和劣势。比如,高频波段对于植被甚至大气参数较为敏感,而低频波段具有更强的穿透性对土壤参数更为敏感;土壤水分的增加能够提高极化差异,而粗糙度和植被的影响却有去极化效应;被动观测主要是地表介电属性和温度的函数,

空间分辨率较低,而主动观测对温度不敏感,包含较多地表形态、结构等信息,具有较高的空间分辨率。卫星观测会受到大气—植被—土壤连续耦合体的综合影响,因此利用不同波段的主被动极化信息可更好地解缠卫星信号以获取精确的土壤水分。在中国科学院空间科学战略先导专项支持下,施建成等人提出的全球水循环观测卫星计划(Water Cycle Observation Mission, WCOM) (Shi et al, 2014)的辐射观测覆盖L~W波段,散射观测含有X、Ku波段,并且大部分频段采用全极化观测模式,为土壤水分等水循环关键要素的反演提供了新的机遇,当前必须加强多频率和主被动协同反演理论研究。

3.2 加强土壤水分尺度转换方法研究以促进产品真实性检验

土壤水分遥感产品的真实性检验有赖于尺度转换方法的发展,目前常用的方法包括地面实测数据(Chan et al, 2016)、卫星观测以及模型模拟(Li et al, 2015)结果。使用地面实测数据验证被动微波土壤水分产品一直以来都是具有挑战性的,主要是因为被动微波遥感同地面观测之间的空间尺度及代表性差异。不同的地表覆盖类型、土壤特性以及地形变化都会对微波遥感产生重要影响,因此被动微

波土壤水分产品的误差可来自诸多方面,包括卫星观测误差、辐射传输建模结构的不确定性以及辅助数据的影响等等,在其所代表的地面视场范围内往往需要多点观测,以反映整个区域的土壤水分状况。已有研究表明,使用随机分布的测点进行空间平均确实不太可取,必须考虑土壤水分的空间变化,而如何从有限的单点测量到大尺度范围内的平均状况则依赖于升尺度方法。常用的升尺度方法包括时间稳定性(Cosh et al, 2006)、地理统计方法、陆面模型(Crow et al, 2005)以及基于遥感观测的方法(Qin et al, 2013)等,测点位置的优化选择以及不同升尺度方法的结合有利于更为有效和鲁棒性的结果。此外,一些新的测量技术(全球导航卫星系统反射技术、宇宙射线快中子法)的发展也为土壤水分的真实性检验特别是区域土壤水分的测量提供了新的思路。

3.3 发展P波段遥感反演理论与载荷技术以获取更深层土壤水分

根区土壤水分的获取对于农业以及粮食生产尤为重要,同时土壤水分剖面信息的获取能与当前的陆面/水文模式相契合,更好地支撑数据同化研究、天气与气候预报、水资源管理等应用需求。P波段波长能达到40 cm,约为L波段的两倍,因而具有更强的穿透性,能更好地规避植被覆盖的影响,更重要的是有望获取森林地区的土壤水分。值得注意的是,不同的土壤水分剖面可能会有类似/相同的微波辐射散射特性,这给反演某一深度的土壤水分带来了极大的困难,需要水文模型的帮助作为先验知识。目前仅有个别研究进行了P波段下的土壤水分的遥感建模与机载飞行观测研究,比如美国在2012年开展的AirMOSS(Airborne Microwave Observatory of Sub-canopy and Subsurface)试验,反演得到的土壤水分剖面与实测结果的RMSE在0.06~0.099 m^3/m^3 之间,并且随着深度的增加反演误差增大。欧空局计划发射的P波段合成孔径雷达BIO-MASS的主要目的是监测全球的森林生物量,以此为基础的有关P波段土壤水分的研究工作同样值得期待。

3.4 发展地球静止轨道卫星以增强土壤水分产品时间分辨率

当前土壤水分观测卫星计划大多基于极轨轨道,一般在中高纬度地区能达到2~3天的覆盖重访

能力。然而土壤水分的变化是相对迅速的,特别是在降雨事件前后,目前的遥感观测往往无法再现这种动态变化。同时,土壤水分收支平衡关系的建立需要很多驱动因素,包括降雨、径流以及土壤导水率等,其中导水率决定了土壤水分的渗透与再分配过程。土壤导水率具有很强的空间异质性,目前尚未有相关能力进行其空间分布的观测。土壤导水率能从降水之后土壤水分随时间的变化得出,因而对遥感获取的土壤水分时间分辨率提出了更高的要求。地球静止卫星能实现同一区域的连续观测(1小时内数次),对于解决某一区域的土壤水分测量及水资源管理问题极为有效,当然如何在载荷技术上实现空间分辨率的需求以及平台搭载尤为重要。

3.5 增强土壤水分卫星遥感产品在陆面水文模拟与数据同化中的应用

地表过程模型经过30年来的发展日趋完善,但对水文循环的模拟仍然存在严重不足,特别是土壤水分和蒸散发的模拟误差很大,这一方面归因于模型驱动数据的误差,另一方面是由于参数的不确定性。依赖全球调查数据库和查找表指定的模型参数存在较大误差,而卫星遥感为全球和区域的模型参数率定及优化提供了新途径。土壤水分卫星遥感产品(状态变量),可作为陆面水文模型的初始条件或直接插入变量,从而优化水文过程模型的状态估计;或者在模型参数率定中将土壤水分作为约束条件之一,避免径流模拟中的“异参同效”现象;或者在模型动力框架内同化微波观测或土壤水分产品,利用水文模型约束遥感反演,利用遥感反演调整模型运行轨迹、校正模型参数,达到减少误差积累和提高模型预测能力的目的。尤其是未来WCOM卫星能实现多种水循环要素的同步测量,可更精确地估计地表水文状况,结合陆面水文模型发展新的参数率定和多目标优化方法以及“状态—参数”同步估计方法,建立多变量、多尺度水循环数据同化系统,可能是未来结合模式发展和微波遥感提高对水循环理解的新动向。

中国在陆地水循环与水资源科学研究、农业、水利、气象等行业对土壤水分的测量数据需求强烈,未来国家空间科学先导专项“全球水循环观测卫星”及民用空间基础设施“陆地水资源卫星”的实施将有力地推动土壤水分微波遥感及相关领域的发展。

致谢:感谢中国科学院遥感与数字地球研究所崔倩、彭彬、李東洋、李云青、兰慧敏等人在本研究中的参与和贡献,衷心感谢施建成研究员的指导和建议。

参考文献(References)

- 赵天杰. 2012. 被动微波遥感土壤水分[D]. 博士论文, 北京师范大学. [Zhao T J. 2012. Passive microwave remote sensing of soil moisture[D]. Beijing: Beijing Normal University.]
- 赵天杰, 张立新, 蒋玲梅, 等. 2009. 利用主被动微波数据联合反演土壤水分[J]. 地球科学进展, 24(7): 769-775. [Zhao T J, Zhang L X, Jiang L M, et al. 2009. Joint inversion of soil moisture using active and passive microwave data[J]. Advances in Earth Science, 24(7): 769-775.]
- Al Bitar A, Leroux D, Kerr Y H, et al. 2012. Evaluation of SMOS soil moisture products over continental U.S. using the scan/SNOTEL network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(5): 1572-1586.
- Bindlish R, Jackson T, Cosh M, et al. 2015. Global soil moisture from the Aquarius/SAC-D satellite: Description and initial assessment[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 12(5): 923-927.
- Bindlish R, Jackson T, Zhao T J. 2011. A MODIS-based vegetation index climatology[C]//Proceedings of SPIE 8156, remote sensing and modeling of ecosystems for sustainability VIII. San Diego, CA: SPIE, 8156: 815603.
- Chan S K, Bindlish R, O'Neill P E, et al. 2016. Assessment of the SMAP passive soil moisture product[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54(8): 4994-5007.
- Chen K S, Wu T-D, Tsang L, et al. 2003. Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(1): 90-101.
- Chen L, Shi J C, Wigneron J-P, et al. 2010. A parameterized surface emission model at L-band for soil moisture retrieval[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 7(1): 127-130.
- Chen Y Y, Yang K, Qin J, et al. 2017. Evaluation of SMAP, SMOS, and AMSR2 soil moisture retrievals against observations from two networks on the Tibetan Plateau[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 122(11): 5780-5792.
- Choudhury B J, Schmugge T J, Chang A, et al. 1979. Effect of surface roughness on the microwave emission from soils [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 84(C9): 5699-5706.
- Cosh M H, Jackson T J, Bindlish R, et al. 2004. Watershed scale temporal and spatial stability of soil moisture and its role in validating satellite estimates[J]. Remote Sensing of Environment, 92(4): 427-435.
- Cosh M H, Jackson T J, Starks P, et al. 2006. Temporal stability of surface soil moisture in the Little Washita River watershed and its applications in satellite soil moisture product validation[J]. Journal of Hydrology, 323(1-4): 168-177.
- Crow W T, Koster R D, Reichle R H, et al. 2005. Relevance of time-varying and time-invariant retrieval error sources on the utility of spaceborne soil moisture products[J]. Geophysical Research Letters, 32(24): L24405.
- Cui Q, Shi J C, Du J Y, et al. 2015. An approach for monitoring global vegetation based on multiangular observations from SMOS[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 8(2): 604-616.
- Dall'Amico J T, Schlenz F, Loew A, et al. 2012. First results of SMOS soil moisture validation in the upper danube catchment[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(5): 1507-1516.
- Entekhabi D, Njoku E G, O'Neill P E, et al. 2010. The soil moisture active passive (SMAP) mission[J]. Proceedings of the IEEE, 98(5): 704-716.
- Escorihuela M J, Kerr Y H, De Rosnay P, et al. 2007. A simple model of the bare soil microwave emission at L-band[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 45(7): 1978-1987.
- Fernandez-Moran R, Al-Yaari A, Mialon A, et al. 2017. SMOS-IC: An alternative SMOS soil moisture and vegetation optical depth product[J]. Remote Sensing, 9(5): 457.
- Fernandez-Moran R, Wigneron J-P, De Lannoy G, et al. 2016. Calibrating the effective scattering albedo in the SMOS algorithm: Some first results[C]//Proceedings of 2016 IEEE international geoscience and remote sensing symposium. Beijing, China: IEEE, 826-829.
- Goodberlet M A, Mead J B. 2014. A model of surface roughness for use in passive remote sensing of bare soil moisture [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(9): 5498-5505.
- Houser P R, Shuttleworth W J, Famiglietti J S, et al. 1998. Integration of soil moisture remote sensing and hydrologic modeling using data assimilation[J]. Water Resources Research, 34(12): 3405-3420.
- Imaoka K, Kachi M, Shibata A, et al. 2007. Five years of AM-

- SR-E monitoring and successive GCOM-W1/AMSR2 instrument[C]//Proceedings of SPIE 6744, sensors, systems, and next-generation satellites XI. Florence, Italy: SPIE, 6744: 67440J.
- Jackson T J, Bindlish R, Cosh M H, et al. 2012. Validation of soil moisture and ocean salinity (SMOS) soil moisture over watershed networks in the U.S[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1530-1543.
- Jackson T J, Cosh M H, Bindlish R, et al. 2010. Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(12): 4256-4272.
- Jackson T J, Le Vine D M, Hsu A Y, et al. 1999. Soil moisture mapping at regional scales using microwave radiometry: The Southern Great Plains hydrology experiment[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5): 2136-2151.
- Jackson T J, Schmugge T J. 1991. Vegetation effects on the microwave emission of soils[J]. *Remote Sensing of Environment*, 36(3): 203-212.
- Kerr Y H, Waldteufel P, Richaume P, et al. 2012. The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1384-1403.
- Kerr Y H, Waldteufel P, Wigneron J-P, et al. 2010. The SMOS mission: New tool for monitoring key elements of the global water cycle[J]. *Proceedings of the IEEE*, 98(5): 666-687.
- Konings A G, Piles M, Das N, et al. 2017. L-band vegetation optical depth and effective scattering albedo estimation from SMAP[J]. *Remote Sensing of Environment*, 198(1): 460-470.
- Konings A G, Piles M, Rötzer K, et al. 2016. Vegetation optical depth and scattering albedo retrieval using time series of dual-polarized L-band radiometer observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 172: 178-189.
- Kurum M. 2013. Quantifying scattering albedo in microwave emission of vegetated terrain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 129: 66-74.
- Kurum M, Lang R H, O'Neill P E, et al. 2011. A first-order radiative transfer model for microwave radiometry of forest canopies at L-band[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9): 3167-3179.
- Lawrence H, Wigneron J-P, Demontoux F, et al. 2013. Evaluating the semiempirical H-Q model used to calculate the L-band emissivity of a rough bare soil[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(7): 4075-4084.
- Le Vine D M, Lagerloef G S E, Colomb F R, et al. 2007. Aquarius: An instrument to monitor sea surface salinity from space[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(7): 2040-2050.
- Li D Y, Zhao T J, Shi J C, et al. 2015. First evaluation of Aquarius soil moisture products using in situ observations and GLDAS model simulations[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(12): 5511-5525.
- Li L, Gaiser P W, Gao B C, et al. 2010. WindSat global soil moisture retrieval and validation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(5): 2224-2241.
- Li L, Njoku E G, Im E, et al. 2004. A preliminary survey of radio-frequency interference over the U.S. in Aqua AMSR-E data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(2): 380-390.
- Mialon A, Wigneron J-P, De Rosnay P, et al. 2012. Evaluating the L-MEB model from long-term microwave measurements over a rough field, SMOSREX 2006[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1458-1467.
- Mo T, Choudhury B J, Schmugge T J, et al. 1982. A model for microwave emission from vegetation-covered fields[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 87(C13): 11229-11237.
- Njoku E G, Ashcroft P, Chan T K, et al. 2005. Global survey and statistics of radio-frequency interference in AMSR-E land observations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(5): 938-947.
- Njoku E G, Chan S K. 2006. Vegetation and surface roughness effects on AMSR-E land observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 100(2): 190-199.
- Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(2): 215-229.
- O'Neill P, Chan S, Njoku E, et al. 2016. Algorithm theoretical basis document level 2 & 3 soil moisture (passive) data products[R]. JPL D-66480. Pasadena, CA: Jet Propulsion Laboratory.
- Pan M, Sahoo A K, Wood E F. 2014. Improving soil moisture retrievals from a physically-based radiative transfer model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 140: 130-140.
- Parrens M, Al Bitar A, Mialon A, et al. 2017. Estimation of the L-band effective scattering albedo of tropical forests using SMOS observations[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(8): 1223-1227.
- Parrens M, Wigneron J-P, Richaume P, et al. 2016. Global-scale surface roughness effects at L-band as estimated

- from SMOS observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 181: 122-136.
- Peng B, Zhao T J, Shi J C, et al. 2017. Reappraisal of the roughness effect parameterization schemes for L-band radiometry over bare soil[J]. *Remote Sensing of Environment*, 199: 63-77.
- Qin J, Yang K, Lu N, et al. 2013. Spatial upscaling of in-situ soil moisture measurements based on MODIS-derived apparent thermal inertia[J]. *Remote Sensing of Environment*, 138: 1-9.
- Saatchi S S, Harris M L, Brown S, et al. 2011. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108(24): 9899-9904.
- Sánchez N, Martínez-Fernández J, González-Piqueras J, et al. 2012. Water balance at plot scale for soil moisture estimation using vegetation parameters[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 166-167: 1-9.
- Schlenz F, Dall'Amico J T, Mauser W, et al. 2012. Analysis of SMOS brightness temperature and vegetation optical depth data with coupled land surface and radiative transfer models in Southern Germany[J]. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 16(10): 3517-3533.
- Schwank M, Matzler C. 2006. Air-to-soil transition model[M]// Mätzler C, Rosenkranz P W, Battaglia A, et al. *Thermal microwave radiation: Applications for remote sensing*. Stevenage, England: Institute of Engineering and Technology.
- Schwank M, Volksch I, Wigneron J-P, et al. 2010. Comparison of two bare-soil reflectivity models and validation with L-band radiometer measurements[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1): 325-337.
- Shi J C, Chen K S, Li Q, et al. 2002. A parameterized surface reflectivity model and estimation of bare-surface soil moisture with L-band radiometer[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(12): 2674-2686.
- Shi J C, Dong X L, Zhao T J, et al. 2014. WCOM: The science scenario and objectives of a global water cycle observation mission[C]//*Proceedings of 2014 IEEE international geoscience and remote sensing symposium*. Quebec City, QC, Canada: IEEE, 3646-3649.
- Shi J C, Jackson T, Tao J, et al. 2008. Microwave vegetation indices for short vegetation covers from satellite passive microwave sensor AMSR-E[J]. *Remote Sensing of Environment*, 112(12): 4285-4300.
- Shi J C, Yang D, Du J Y, et al. 2012. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters[J]. *Science China Earth Sciences*, 55(7): 1052-1078.
- Van Der Schalie R, Kerr Y H, Wigneron J P, et al. 2016. Global SMOS soil moisture retrievals from the land parameter retrieval model[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 45(Pt B): 125-134.
- Wang J R, Choudhury B J. 1981. Remote sensing of soil moisture content, over bare field at 1.4 GHz frequency[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 86(C6): 5277-5282.
- Wang J R, O'Neill P E, Jackson T J, et al. 1983. Multifrequency measurements of the effects of soil moisture, soil texture, and surface roughness[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-21(1): 44-51.
- Wegmuller U, Matzler C. 1999. Rough bare soil reflectivity model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3): 1391-1395.
- Wigneron J-P, Chanzy A, Kerr Y H, et al. 2011. Evaluating an improved parameterization of the soil emission in L-MEB [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(4): 1177-1189.
- Wigneron J-P, Kerr Y, Waldteufel P, et al. 2007. L-band microwave emission of the biosphere (L-MEB) model: Description and calibration against experimental data sets over crop fields[J]. *Remote Sensing of Environment*, 107(4): 639-655.
- Wigneron J-P, Laguerre L, Kerr Y H. 2001. A simple parameterization of the L-band microwave emission from rough agricultural soils[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(8): 1697-1707.
- Wigneron J-P, Parde M, Waldteufel P, et al. 2004. Characterizing the dependence of vegetation model parameters on crop structure, incidence angle, and polarization at L-band [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(2): 416-425.
- Yang H, Weng F Z, Lv L Q, et al. 2011. The FengYun-3 microwave radiation imager on-orbit verification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(11): 4552-4560.
- Zeng J Y, Li Z, Chen Q, et al. 2015. Method for soil moisture and surface temperature estimation in the Tibetan Plateau using spaceborne radiometer observations[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(1): 97-101.
- Zhang Z J, Lan H M, Zhao T J. 2017. Detection and mitigation of radiometers radio-frequency interference by using the local outlier factor[J]. *Remote Sensing Letters*, 8(4): 311-319.
- Zhao T J, Jackson T J, Bindlish R, et al. 2012. Potential use of aquarius scatterometer observations to estimate vegetation water content[C]. *Barc Poster Day. 2012 CDROM*.

- Zhao T J, Shi J C, Bindlish R, et al. 2015a. Refinement of SMOS multiangular brightness temperature toward soil moisture retrieval and its analysis over reference targets[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(2): 589-603.
- Zhao T J, Shi J C, Bindlish R, et al. 2015b. Parametric exponentially correlated surface emission model for L-band passive microwave soil moisture retrieval[J]. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 83-84: 65-74.
- Zhao T J, Zhang L X, Shi J C, et al. 2011. A physically based statistical methodology for surface soil moisture retrieval in the Tibet Plateau using microwave vegetation indices[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D8): D08116.

Recent advances of L-band application in the passive microwave remote sensing of soil moisture and its prospects

ZHAO Tianjie

(State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS,
Beijing 100101, China)

Abstract: Soil moisture is an important boundary condition of land-atmosphere interactions and plays a major role in the Earth's water and energy cycles. It directly affects the hydrological processes such as precipitation, runoff, infiltration, and evapotranspiration, and can provide direct information for flood and drought monitoring. Accompanied by the continuous development of space science and technology, especially the successful launching of the first L-band satellite mission of Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) using passive microwave interference imaging technology, L-band passive microwave remote sensing has become a key tool in large-scale soil moisture mapping. New issues regarding L-band application including "detection and mitigation of radio frequency interference", "vegetation optical depth retrieval and vegetation effects correction", and "soil roughness parameterization" have been studied extensively. In this article, we summarize the latest research results of the project "Vegetation effects on soil moisture estimation using multi-angle observations at L-band" funded by the National Natural Science Foundation of China, and review the research progress made regarding the above issues. The future development of soil moisture microwave remote sensing is also prospected. The review of the research progress and the prospect of the cutting-edge issues will be helpful for the demonstration and implementation of China's future satellite missions, and promote the microwave remote sensing of soil moisture and application in eco-hydrology studies at the global and regional scales.

Key words: passive microwave remote sensing; soil moisture; vegetation optical depth; soil roughness; L-band