

郑有飞, 黄图南, 段长春, 等. 微波遥感土壤湿度反演算法及产品研究进展[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(5): 1-7.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.05.001

微波遥感土壤湿度反演算法及产品研究进展

郑有飞^{1,2}, 黄图南², 段长春³, 尹继福², 吴荣军¹

(1. 南京信息工程大学/江苏省大气环境监测与污染控制高新技术研究重点实验室, 江苏南京 210044;

2. 南京信息工程大学中国气象局气溶胶与云降水重点开放实验室, 江苏南京 210044; 3. 云南省气象科学研究所, 云南昆明 650034)

摘要:在地球系统中, 土壤湿度是控制陆气间水分、能量和碳交换过程中的一个重要变量, 也是监控土地状况如土地退化、干旱的重要指标之一。土壤湿度数据的及时、准确获取对研究全球气候问题、构建流域水文模型、监测农作物生长等科学研究都具有极其重要的意义。微波遥感具有全天候全天时的物理机制, 使得通过遥感手段观测土壤湿度较传统的地表站点观测在空间尺度上具有较大优势。简要介绍了微波遥感反演土壤湿度的主要原理, 并回顾了被动微波、主动微波以及被动和主动微波联合反演土壤湿度典型反演算法, 这些方法大部分是围绕土壤湿度与亮度温度之间的关系进行的, 同时考虑其他各种不同因子对于地表微波辐射的影响。另外, 对欧洲气象业务卫星 (European Remote Sensing Satellites/meteorological operational satellite program, ERS/MetOp)、高级微波扫描辐射计 (Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS, AMSR-E)、土壤湿度与海洋盐分卫星 (Soil Moisture and Ocean Salinity, SMOS) 3 种全球土壤湿度数据集的状况和应用情况进行介绍。通过对前人研究成果的总结, 结合当前的问题展望未来卫星遥感反演土壤湿度的发展趋势。

关键词:土壤湿度; 反演算法; 主动遥感; 被动遥感; 亮度温度

中图分类号:S152.7⁺1; S127 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2017)05-0001-07

土壤湿度在水循环中扮演着重要角色, 是气象学、土壤学、水文学、生态学等领域关注和研究的重要内容。在气候系统中, 土壤湿度是关键因子之一, 决定着植被的蒸散发以及光合作用, 是水循环、能量循环的基本组成部分, 在降水、径流、下渗、蒸散发等水文过程中起着重要作用^[1]。土壤湿度本身的变化还会引起土壤热学特性和地表光学特性的改变, 从而影响气候变化^[2]。土壤湿度是植被群落生态环境的重要因子, 直接影响植被生长发育、结构特征、分布规律及群落生产力和稳定性^[3-4]。

然而, 由于土壤湿度在时间和空间范围上的变化较大, 传统的土壤湿度测量方法, 例如质量法和时域反射仪法都是基于点的测量, 需要大量的实地操作和繁杂的后处理过程, 无法在要求的时间内获取大范围的土壤湿度空间分布信息, 所以土壤湿度在上述各领域都没有得到广泛应用^[5]。随着对精度要求的不断提高, 虽然地面站人工观测数据在通过质量控制不断改进^[6], 但是基于点的传统土壤湿度测量方法在应用中显得不足。因此, 如何在保证精度的情况下获取较大区域的土壤湿度数据是亟待解决的问题。

随着卫星遥感技术的发展, 科研人员开始用遥感的手段来获取土壤湿度时空分布信息。利用遥感手段获得的不同尺度大范围高精度的土壤湿度数据不仅能改善当前的陆表观测

系统, 也为开展定量的、具体的气候模式提供了科学依据和技术支撑。微波可以全天候全天时工作, 大气中的各种悬浮颗粒物比微波波长小很多, 遵循瑞利散射, 在可见光波段, 这种散射的影响非常明显, 而在微波波段, 散射强度可以忽略不计。另外, 微波对一些地物有一定的穿透能力, 选择适当的频率和入射角, 除去极茂密的森林外, 其他大多数植被均可被微波穿透, 这也使得微波遥感在土壤湿度获取方面比其他光学遥感手段有更大优势。

自 20 世纪 80 年代以来, 随着机载和星载遥感的发展和普及, 遥感反演土壤湿度的方法也得到了迅速发展。1980 年, 对雷达 L 波段数据与土壤湿度之间关系的研究结果表明, L 波段数据与裸土土壤湿度之间存在正相关关系^[7]。1985 年, 表观热惯量 (apparent thermal inertia, ATI) 概念的提出, 使利用可见光-近红外反射率及热红外辐射温度差计算热惯量并估算土壤湿度成为可能^[8]。1988 年, Choudhury 等利用多通道微波扫描辐射计 (scanning multichannel microwave radiometer, SMMR) 和高级超高分辨率辐射计 (advanced very high resolution radiometer, AVHRR) 数据估算土壤湿度, 并分析了 SMMR 的极化方式, 亮度温度与土壤湿度之间的相关性^[9]。1999 年, Jackson 等利用 L 波段的 ESTAR (electronically scanned thinned array radiometer) 被动微波数据反演土壤湿度, 通过与实测数据的验证, 表明反演算法合理有效^[10]。2001 年, Paloscia 等利用 SMMR 和 SSM/I (special sensor microwave image) 微波数据, 建立 C 波段极化指数和 X 波段极化指数来反演土壤湿度^[11]。

随着反演算法不断改进, 利用目前在运行的如高级微波扫描辐射计 (AMSR)-E^[12]、Windsat^[13] 被动微波卫星, 均可以得到土壤湿度产品。由欧洲空间局 (European Space Agen-

收稿日期: 2016-04-06

基金项目: 中国气象局干旱科学研究基金 (编号: IAM201101); 中国气象局小型基建项目“农业干旱监测预报与农情分析业务系统建设”。

作者简介: 郑有飞 (1959—), 男, 江苏无锡人, 博士, 教授, 博士生导师, 从事环境气象学研究。E-mail: zhengyf@nuist.edu.cn。

cy, ESA)、法国航天局(Centre National d'Etudes Spatiales, CNES)、西班牙国家工业技术发展署(Centro para el Desarrollo Tecnológico Industrial, CDTI)共同研制的并于 2009 年 11 月发射升空的土壤湿度与海洋盐分卫星 SMOS, 搭载有能够探测地球表面的 L 波段(1.42 GHz, 21 cm)微波辐射传感器, 在过去几年也在持续提供全球尺度的土壤湿度反演数据^[14]; 主动微波卫星遥感也可对地区和全球的近地面土壤湿度进行有效观测反演^[15-16]。1991 年 7 月欧洲遥感卫星 ERS-1 发射, 1995 年 4 月 ERS-2 发射, 2 个卫星上均载有可用于反演土壤湿度的 C 波段(5.3 GHz)垂直极化主动散射计以及微波散射计 SCAT(scatterometer), 气象业务卫星 MetOp 于 2006 年 10 月发射, 高级微波散射计 ASCAT(advanced scatterometer)是其搭载的传感器之一并用于土壤湿度的观测反演^[14]。

目前, 科研人员做了许多关于同化这些遥感反演的土壤湿度产品来提高产品精度的研究^[17-19]。单个卫星反演得到的产品在空间和时间上都会存在大量的缺测, 各个卫星反演的土壤湿度产品之间也存在着差异, 这些都对产品的同化造成不利影响^[20]。如何对这些卫星土壤湿度产品进行合理的同化融合, 得到较单个卫星产品更好的融合产品是目前亟待解决的问题^[21-22]。

综上所述, 近几十年来, 前人对遥感反演土壤湿度的研究进行了大量的探索, 针对各种传感器研究开发的土壤湿度反演算法已经有很多。本文简要回顾被动微波遥感、主动微波遥感、多传感器联合的土壤湿度反演算法的主要类别和研究进展, 介绍应用土壤湿度反演算法得到的全球土壤湿度数据集。

1 被动微波遥感反演土壤湿度算法

土壤的介电常数随其含水量的变化而变化, 由辐射计观测到的亮度温度也会随之变化, 土壤湿度是影响被动微波辐射测量的一个关键因子, 也是被动微波遥感土壤湿度的理论基础。被动微波遥感由于其较高的时间分辨率, 为基于每天、各个区域和全球尺度的土壤湿度反演提供了大量数据。已有的星载微波辐射计包括 SSMR、SSM/I、FY、Windsat、AMSR-E、SMOS 等。其中 FY、Windsat、AMSR-E 都采用多频设置, 频率不低于 C 波段, 主要采用高频(短波)波段 C、X、Ku 波段来获取地表土壤湿度, 但这些波段对植被的穿透深度有限, 只适用于裸土和低矮植被地区。

国内外很多研究人员致力于被动微波反演土壤湿度的研究。被动微波监测土壤湿度主要依赖于用微波辐射计对土壤本身的微波发射或亮度温度进行测量, 土壤的亮度温度除了受地表土壤湿度影响外还受植被、雪覆盖、地形以及地表粗糙度等影响^[23]。被动微波反演土壤湿度方法根据反演参数的个数可分为单值反演算法和多值反演算法 2 类。

1.1 单值反演算法

早期用于野外航空试验的机载微波辐射计通常只有单频率单极化, 使用这种机载微波辐射计只能获得 1 个观测值, 因此只能反演 1 种地表参数, 如 L 波段的推扫式微波传感器(push-broom microwave radiometer, PBMR)和 ESTAR。基于这种单通道微波辐射计的反演算法只能得到 1 个地表未知参数, 即土壤湿度。通过对裸露地表微波反射率的研究表明, 裸

露地表土壤湿度与微波发射率之间存在简单的线性相关关系^[24], 因此土壤湿度可以通过线性方程反演得到, 使用的辐射模型主要公式如下:

$$T_{BP}(\theta) = \sum_{i=2}^N f_{Pi}(\theta) T_i + R_p(\theta) T_{sky}; \quad (1)$$

$$\sum_{i=2}^N f_{Pi}(\theta) = 1 - R_p(\theta). \quad (2)$$

式中: θ 为入射角, 下标 P 代表极化方式, T_i 和 f_{Pi} 分别表示模型中第 i 层的热力学温度以及电磁能吸收, T_{BP} 代表亮度温度, T_{sky} 代表天顶的亮度温度, $R_p(\theta)$ 为土壤表面反射率。 f_{Pi} 和 $R_p(\theta)$ 都与土壤的介电常数相关, 通过这 2 种变量反演出土壤湿度。

对于植被覆盖地区, 则使用植被指数定量化描述植被造成的影响^[25], 植被指数可以用微波遥感植被指数, 如微波极化差异指数(microwave polarization difference index, MPDI)等, 也可以使用归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)等光学遥感植被指数。很多研究中引入前期降水量指数(antecedent precipitation index, API)和 MPDI 等土壤湿度和植被生物量之间的因子, 建立亮温度和这些指数的线性关系^[23]。Jackson 等利用 $\tau - \omega$ 模型、Choudhury 提出的 H 参数^[9]以及 Mo 等提出的经验模型反演了土壤湿度^[26-27]。通过对比较验证, 该方法能在多个区域精确反演出 0 ~ 5 cm 深度的地表土壤湿度^[27]。

1.2 多值反演算法

微波遥感不仅可以提供多频率多角度观测, 还可以提供不同极化方式的数据, 不同极化的微波辐射对地表参数的响应不同, 多角度多极化数据的获取使得在反演土壤湿度的同时反演其他地面参数。Calvet 等用双极化多角度数据同时对土壤湿度和植被冠层温度进行反演, 反演得到的土壤湿度数据与地表观测的平均误差为 0.01 m³/m³, 结果表明, 该方法反演土壤湿度在植被稀疏地区可行, 而在植被覆盖较密地区仅仅使用高频很难进行有效反演^[28]。van de Griend 等在单通道反演算法的基础上提出了一种双极化方法, 利用 $\tau - \omega$ 模型反演出土壤湿度以及 H 极化植被透射率, 反演得到的土壤湿度数据与实测数据的均方根误差由之前的 5.1% 降至 1.2%^[29]。另外一种是基于神经网络的反演算法, 该算法的原理是将地表参数与发射率之间的关系作为一个复杂的非线性关系, 使用理论模型生成 1 组输入输出数据集, 然后利用该数据集进行神经网络训练, 完成后就可以用训练好的神经网络进行参数反演。Liu 等用神经网络反演算法, 以亮度温度值作为输入数据集, 输出节点为土壤湿度以及植被水分含量, 并与实测数据进行对比, 土壤湿度的平均误差约为 4.0%^[30]。

目前运用较为广泛的卫星 AMSR-E 使用的土壤湿度反演标准算法是 Njoku 等提出的基于六通道双极化微波亮度温度数据反演土壤湿度、地表温度以及植被水分含量数据^[31]。该算法假定其他参数没有变化, 那某一个待反演参数的敏感度就是频率和极化状态的函数, 算法以 $\tau - \omega$ 模型作为正向模型, 首先给待反演参数 1 个基值, 与其他已知参数代入模型, 模拟出每个通道的亮温值, 通过迭代的方法实现正向模型计算亮温与传感器观测值误差最小并得到土壤湿度。这种模型反演结果较好, 但在含有雪盖、水体等某个参数敏感度较低的像元, 反演效果较差。通过公式(3)所示的代价函数的最

小值实现参数反演,其中 T_{Bi}^{obs} 为 i 通道的观测亮度温度, $\Phi_i(x)$ 为正向模型, x 为要反演的地表参数, σ_i 为 i 通道的亮温观测误差。模拟表明,该算法在植被含水量小于 1.5 kg/m^2 的地区,土壤湿度的反演精度可以达到 0.06 g/cm^2 ,该算法在干旱地区可以达到预期精度,能较好地反演土壤湿度。

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^4 \left[\frac{T_{Bi}^{obs} - \Phi_i(x)}{\sigma_i} \right]^2 \quad (3)$$

另外一种卫星 SMOS 的土壤湿度反演标准算法则是用 L 波段多角度数据,通过 $\tau-\omega$ 模型反演土壤湿度、植被光学厚度以及地表温度,得到的土壤湿度数据误差小于 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ [32]。

随着各种新型传感器的应用,被动微波遥感反演土壤湿度的算法已经有很大进展,但还存在着一些问题,比如如何消除植被覆盖、地表粗糙度对反演的影响。Shi 等发展了一个利用 L 波段 V、H 极化观测值尽可能减小地表粗糙度影响的土壤湿度反演算法 [33]。另外,迭代反演算法也存在着一些不足。微波观测到的辐射信号取决于地表土壤湿度、地面粗糙度、植被的光学厚度、地表以及植被温度等。迭代反演算法是根据构造代价函数,使模型的模拟值与卫星观测值误差达到最小,并调整参数反演得到土壤湿度。因此,在土壤湿度的反演过程中,地表粗糙度、植被层的光学厚度、单次散射反照率、地表以及植被的温度等各种参数都会在迭代过程中对观测值与模型模拟值的差值最小化起到影响。因此,迭代算法无法从物理机制上解释地表任一参数值变化引起的卫星观测值变化,调整任何一个参数均可满足代价函数的要求,其得到的土壤湿度数据会存在很多问题,须要改进提高反演精度 [31]。

2 主动微波遥感反演土壤湿度

主动微波遥感是利用雷达发射微波波束,经地物反射后接收地物反射回的信号以此来分析地物特性的。不同含水量的土壤介电特性不同,其雷达回波信号也不同,根据这个建立后向散射系数和土壤湿度之间的关系。目前对于裸露地表和稀疏植被的情况,在反演土壤湿度算法的研究中已经取得很大进展,而对于植被影响不能被忽略的情况,反演算法也有一定成效。主动微波反演算法可以分为经验模型、半经验模型、物理模型算法 3 类。

2.1 经验模型

经验模型的原理通过实际观测值建立后向散射系数与土壤湿度的线性回归关系。Puri 等利用热带测雨卫星的数据反演土壤湿度,在裸露地表和低植被覆盖地表直接建立后向散射系数与土壤湿度的经验方程,在中高植被覆盖地表建立后向散射系数与土壤湿度以及植被覆盖指数 (NDVI) 之间的经验方程 [34]。研究结果表明,该方法更适用裸露地表和低植被覆盖地表,反演绝对误差在 8% 以内,在中高植被覆盖地区,反演精度则会下降,此外根据不同的试验建立反演精度较高的非线性模型。Dubois 等对该模型进行改进,建立一个反演裸土地表壤体含水量的经验模型 [35],经过验证,该模型在入射角大于 30° 、NDVI 小于 0.4 的条件下可以取得较高精度,反演均方根误差小于 3.5%。总体来说,经验模型缺乏物理基础,所以反演效果缺乏稳定性。另外,收集建立经验模型所需要的高质量参考数据集也是难点之一。

2.2 物理模型

标准的后向散射理论模型为基尔霍夫模型,包括几何光学模块、物理光学模块、小扰动模块 [36]。几何光学模块 (GOM) 适用于非常粗糙的表面,物理光学模块 (POM) 适用于中等粗糙的表面,小扰动模块 (SPM) 适用于较平滑的表面。Fung 等在基尔霍夫模型的基础上,提出了积分方程模型 (IEM) [37],该模型的原理是用土壤湿度和地表粗糙度以及已知的雷达系数来量化后向散射系数。如公式 (4) 所示:

$$\sigma_{pp}^\circ = \frac{k^2}{2} \exp[-2k_z^2 s^2] \sum_{n=1}^{\infty} s^{2n} |I_{pp}^n|^2 \frac{W^n(-2k_x, 0)}{n!} \quad (4)$$

式中: σ° 表示不同极化的后向散射系数, p 表示极化方式, k 表示波数, $k_x = k \cos \theta$, $k_z = k \sin \theta$, θ 表示入射角角度, s 表示表面高度均方根, W^n 表示第 n 层表面相关系数的傅里叶变化。

很多研究表明 IEM 模型在植被覆盖地区也能获得较好的反演结果。Bindlish 等利用多极化多频数据,通过 IEM 模型反演了土壤湿度,反演结果平均误差为 3.4% [38]。基于 IEM 模型,后续研究提出多种算法用来反演裸土和稀疏植被地表的土壤湿度,包括神经网络、贝叶斯方程、内尔德米德最小化方法等。

2.3 半经验模型

半经验模型是一些研究人员针对不同植被覆盖类型和覆盖度提出的一些植被模型。与经验模型不同,半经验模型有物理学背景,并在此基础上,用模拟或者试验的数据集来简化后向散射理论模型。所以,相对于受地点限制较大的经验模型,半经验模型适用于更多地区。目前使用最为广泛的半经验模型有 3 种,分别由 Oh 等 [39]、Dubois 等 [35]、Shi 等 [40] 提出。

Oh 等提出的模型 [39] 建立了不同极化的后向散射系数之间的比值与土壤湿度以及地表粗糙度之间的关系式,如公式 (5)、(6) 所示:

$$p = \frac{\sigma_{HH}^\circ}{\sigma_{VV}^\circ} = \left[1 - \left(\frac{2m_v}{\pi} \right)^{1/3\Gamma_0} \exp(-ks) \right]^2 \quad (5)$$

$$q = \frac{\sigma_{HV}^\circ}{\sigma_{VW}^\circ} = 0.23 \sqrt{\Gamma_0} [1 - \exp(-ks)] \quad (6)$$

式中: σ° 表示不同极化方式的后向散射系数, m_v 表示土壤体含水量, ks 代表归一化表面粗糙度。当土壤体含水量在 9% ~ 31%, 归一化表面粗糙度在 0.1 ~ 6.0 之间,模型给出的反演结果较为准确。在经过后期的研究和改进后,Oh 等的模型 [39] 与 IEM 模型的反演结果较为一致。这种模型最主要的优点是只需要一种地表参数,且在有多极化数据的情况下,不须要实地测量就可转化土壤介电常数和地表粗糙度。

Dubois 等提出的半经验模型 [35] 主要适用于同极化模式的后向散射,反演时须要使用 2.5 ~ 11 GHz 之间的 6 种频率的数据。主要公式如下:

$$\sigma_{HH}^\circ = 10^{-2.75} \left(\frac{\cos^{1.5} \theta}{\sin^5 \theta} \right) 10^{0.028 \epsilon \tan \theta} (ks \cdot \sin \theta)^{1.4} \lambda^{0.7}; \quad (7)$$

$$\sigma_{VV}^\circ = 10^{-2.37} \left(\frac{\cos^3 \theta}{\sin^3 \theta} \right) 10^{0.046 \epsilon \tan \theta} (ks \cdot \sin \theta)^{1.1} \lambda^{0.7} \quad (8)$$

(7)、(8) 二式构建了土壤介电常数与 HH、VV 极化后向散射以及雷达参数 (波长, 入射角) 之间的函数关系。模型在土壤体含水量小于 35%、入射角大于 30° 的条件下反演效果较好。试验表明,该模型在裸土和植被稀疏地区表现最好。

相较于交叉极化模式,同极化模式的后向散射系数受系统影响噪声更小且易于校正。Ji 等的研究结果显示,Dubois 等的模型反演结果要好于 Oh 等的模型与 IEM 模型^[41]。

Shi 等的半经验模型是利用 IEM 模型模拟不同表面粗糙度和土壤体积分含水量条件下裸土表面的后向散射值,建立后向散射系数与土壤介电常数、地表粗糙度功率谱之间的相关关系^[40]。与前面介绍的 2 种模型不同,Shi 等模型的算法只使用 L 波段,入射角在 25°~70°之间,如公式(9)、(10)所示:

$$10\lg\left[\frac{|\alpha_{pp}|^2}{\sigma_{pp}^0}\right] = a_{pp}(\theta) + b_{pp}(\theta) \cdot 10\lg\left[\frac{1}{sr}\right]; \quad (9)$$

$$10\lg\left[\frac{|\alpha_{vv}|^2 + |\alpha_{hh}|^2}{\sigma_{vv}^0 + \sigma_{hh}^0}\right] = a_{vh}(\theta) + b_{vh}(\theta) \cdot 10\lg\left[\frac{|\alpha_{vv}| |\alpha_{hh}|}{\sqrt{\sigma_{vv}^0 \sigma_{hh}^0}}\right]。$$

式中: α_{pp} 为同极化状态下的极化幅度; sr 为粗糙度因子; σ_{pp}^0 为后向散射系数; σ_{hh}^0 为 HH 极化方式下的后向散射系数; $a_{pp}(\theta)$ 和 $b_{pp}(\theta)$ 是 2 个由入射角 θ 和极化方式 PP 决定的回归系数; $a_{vh}(\theta)$ 、 $b_{vh}(\theta)$ 是 2 个由射入角 θ 和极化方式 VH 决定的回归系数。

上述的半经验模型主要适用于裸土条件,虽然在部分稀疏植被地区仍然可用,但是随着植被覆盖度的增大,产生的误差也越来越大^[42]。Attema 等以农作物为研究对象,提出了水云模型^[43]。该模型假定植被为水平均匀的云层,在土壤与植被顶层之间分布均匀的水粒子,并且不考虑植被和土壤之间的散射。总的雷达后向散射系数由土壤表面散射系数和植被衰减的影响构成。模型的基本公式如下:

$$\sigma_{pp}^0 = \sigma_{veg}^0 + \tau^2 \sigma_{soil}^0; \quad (11)$$

$$\sigma_{veg}^0 = A \cdot M_1 \cdot \cos\theta(1 - \tau^2); \quad (12)$$

$$\tau^2 = \exp(-2B \cdot M_2 / \cos\theta); \quad (13)$$

$$\sigma_{soil}^0 = C + D \cdot m_v。 \quad (14)$$

式中: M_1 、 M_2 为植被特性值, τ^2 为雷达波穿透植被层的衰减因子,A、B、C、D均为经验常数,可以通过多次迭代衰减或最小二乘法获得。许多科研人员对水云模型进行应用并加以改进^[44-46]。

主动微波雷达的优势在于能提供高空间分辨率的数据

(10~100 m),但是由于雷达信号对地表的高度敏感,考虑到地表粗糙度影响,虽然目前已经提出了多种模型,但是没有一个是能被广泛应用。同时,雷达测量还受到植被影响,很多模型只适用于裸露地表或植被覆盖率较低区域,这些问题也是主动微波反演算法的难点。

3 多传感器联合反演土壤湿度算法

大量的研究对比发现,在反演土壤湿度方面,主动微波遥感算法的精度较高,但是对地表粗糙度和植被更为敏感。被动微波传感器具有较高的时间分辨率,一些传感器能够提供每天的土壤湿度数据,但是空间分辨率较低。结合主动微波遥感算法可以弥补单一传感器算法所存在的不足。许多试验表明,主动被动联合反演土壤湿度可以取得很好的效果。O'Neill 等提出一种针对植被覆盖区域的主被动结合土壤湿度反演算法,通过植被散射模型计算出植被透视率,再将计算出的数据通过辐射传输模型反演出土壤湿度,2 个试验区的综合验证结果均方根误差为 2.4%^[47]。Zribi 等结合了 ERS 卫星的风散射计(WSC)和高空间分辨率的 SAR 数据,把 WSC 后向散射信号看作植被和裸露土壤后向散射信号的加权平均值,对植被散射部分定量反演,然后通过 IEM 模型反演土壤湿度^[48]。Njoku 等基于 SGP99 试验区的位置测定系数 PALs 观测数据,利用变化检测的方法进行主被动土壤湿度的反演,该方法获取的土壤湿度数据在标定时间内有较好的精度,但是随着时间的变化,反演的土壤湿度偏差开始变大^[49]。Das 等在针对土壤湿度主动被动卫星(soil moisture active and passive, SMAP)主被动土壤湿度反演的试验中,构建 L 波段多极化雷达后向散射系数与土壤体积分含水量之间的线性关系,并利用 PALs 数据反演土壤湿度^[50]。

4 土壤湿度产品

自 20 世纪 80 年代至今,已经出现了多种卫星反演的土壤湿度产品,如 SMMR、SSM/I、TMI、AMSR-E、WindSat、SMOS、SCAT、ASCAT 等(图 1)。其中主要土壤湿度全球数据集有欧洲遥感卫星/气象业务化卫星(ERS/MetOp)土壤湿度

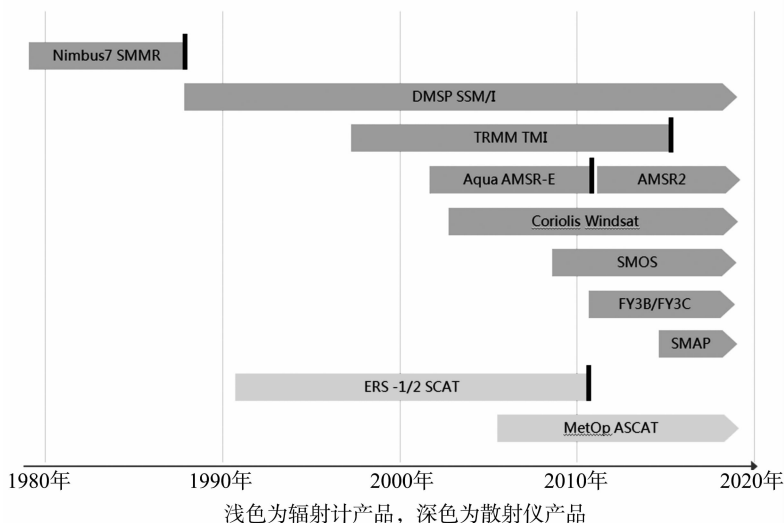


图1 历史、在轨以及计划中可以用于微波反演土壤湿度的卫星产品

数据集、高级微波扫描辐射计 (AMSR-E) 土壤湿度数据集、土壤湿度与海洋盐分卫星 (SMOS) 土壤湿度数据集 (表 1)。

表 1 全球土壤湿度数据集

土壤湿度数据集	波段	深度 (cm)	空间分辨率 (km)
ERS/MetOp	C	0.5~2	25~35
AMSR-E	C,X	5	25
SMOS	L	5	50

4.1 欧洲遥感卫星/气象业务化卫星土壤湿度数据集

欧洲遥感卫星 ERS-1/2 是由欧洲太空局研制并用于观测陆地、海洋表面温度、风等数据的。1991 年 7 月 17 日 ERS-1 发射,该卫星搭载 1 个成像合成孔径雷达、1 个雷达测高计以及其他设备。1995 年 4 月 21 日 ERS-2 发射,ERS-2 在 ERS-1 的基础上添加了 1 个观测大气臭氧层的传感器,2 个卫星上均载有 C 波段 (5.3 GHz) 垂直极化主动散射计。

气象业务卫星 MetOp 是欧洲气象卫星组织 (EUMETSAT) 极地轨道卫星系统 (EPS) 的基础,EPS 是欧洲第 1 个极地轨道运行卫星系统。EPS 系统包括 3 颗卫星及地面系统,第 1 颗卫星 (MetOp-A) 于 2006 年 10 月 19 日发射,高级微波散射计 ASCAT 是其搭载的传感器之一。

ERS/MetOp 全球土壤湿度数据是从搭载在 ERS-1/2 以及 MetOp 卫星上的微波散射计所测得的 C 波段 (5.3 GHz) 后向散射系数中反演得到的,反演采用 TU-Wien 模型和 Wagner 等提出的算法^[51]。

ERS/MetOp 土壤湿度产品有 Level 2 土壤湿度数据集和 Level 3 土壤湿度数据集 2 种数据集。Level 2 土壤湿度数据集提供了卫星过境时刻土壤表层土壤湿度含量,土壤湿度数据值域为 0~1。Level 3 数据集也被称为土壤湿度指数 (SWI),其利用 ASCAT 的 Level 2 数据,辅助以其他数据源数据,通过反演得到。

许多研究人员对 ERS/MetOp 土壤湿度数据集进行了验证,Drusch 等将该数据集与美国 SGP99 土壤湿度数据进行对比验证,均方根误差约为 $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ^[52]。Pellarin 等利用法国西南部空间分辨率 1 km 的土壤湿度数据对区域进行验证,均方根误差为 $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ^[53]。Wagner 等用西班牙杜罗河域的土壤湿度测量站测量的数据验证了数据集,表明均方根误差为 $0.09 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ^[54]。

4.2 AMSR-E 土壤湿度数据集

高级微波扫描辐射计 AMSR-E 传感器是由日本国家空间开发署 (Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA) 设计开发并搭载在美国国家航空航天局 (NASA) Aqua 卫星上的,提供 6.925、10.65、18.7、23.8、36.5、89.0 GHz 等 6 种频率,水平极化和垂直极化 2 种极化方式共计 12 个通道的地表微波辐射亮度温度值,轨道高度 705 km。卫星 2 次/d 通过赤道,升轨模式时间为 13:30,降轨模式时间为 01:30。取决于纬度分布,重访频率可达到 2 d/次甚至更高,于 2002 年 5 月发射升空,2011 年 10 月之后无法得到 AMSR-E 的土壤湿度数据。

许多研究人员对 AMSR-E 土壤湿度数据进行了验证,验证区域主要为美国、墨西哥北部、巴西、澳大利亚等地区,结

果表明 AMSR-E 土壤湿度数据精度良好,与实测数据的均方根误差在 $0.03 \sim 0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间^[55]。但由于植被以及人工无线电频率干扰 (RFI),造成反演值偏高。RFI 造成的偏差是 AMSR-E 数据一个众所周知的问题^[56]。

4.3 SMOS 土壤湿度数据集

土壤湿度与海洋盐分卫星 SMOS 由欧洲空间局、法国航天局、西班牙国家技术发展署共同研制,于 2009 年 11 月 2 日发射升空,轨道高度为 $(757 \pm 1) \text{ km}$ 。卫星唯一的载荷“合成孔径微波成像仪” (MIRAS) 由欧洲防务集团西班牙公司 (European Aeronautic Defense and Space Company, EADS) 研制。MIRAS 由 69 个天线一体化接收机构成,能够探测地球表面 L 波段的微波辐射 (1.42 GHz, 21 cm),该频率能够尽量减小天气、大气和植被覆盖等对测量结果的影响,反映土壤湿度和海水盐度的变化。

SMOS 的目标是提供空间分辨率小于 50 km、时间分辨率为 1~3 d、精确度高于 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 的全球土壤湿度数据集。SMOS 土壤湿度反演模型为生物圈 L 波段微波发射模型 (L-MEB),L-MEB 模型假设植被冠层和土壤温度均一分布、植被性质相同,冠层温度等于土壤温度^[57]。

目前已有许多对 SMOS 土壤湿度数据集的有效性进行验证的研究。在法国西南部大西洋地中海区域,有研究利用土壤湿度观测系统-气象自动网络集成应用 (SMOSMANIA) 土壤湿度网络的 12 个土壤湿度观测站数据,结合海洋和陆地合作机载微波辐射计研究 L 波段微波辐射计数据,对 SMOS 土壤湿度数据进行验证,结果表明,均方根误差平均为 $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ^[58]。Parrens 等在法国南部用 SMOSMANIA 土壤湿度网络的 21 个观测站数据对 SMOS 土壤湿度数据进行验证,研究表明均方根误差为 $0.053 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ^[59]。SMOS 信号也会受到人工无线电频率干扰 RFI 的影响,特别是在欧洲、亚洲 2 个洲。

此外,也有一些研究人员通过各种方法将多种卫星数据融合为一种产品。Liu 等用陆面模式将几种主动微波被动微波的土壤湿度产品融合成一个新的多年土壤湿度数据集 (1979—2008),相对于单个卫星的土壤湿度产品,这个数据集可以提供更多的数据^[60]。这种数十年的土壤湿度产品可以帮助大家更好地了解土壤湿度在水、能量、碳循环中所起的作用。

5 小结与展望

随着卫星和微波传感器技术的发展,大量反演算法不断提出,现在依靠较少的辅助数据就能反演出土壤湿度。之前的研究表明,各种算法都有其局限性。微波遥感由于其波长较长,穿透能力强,可以到达地表下 5 cm 深度,且基本不受天气条件的影响,所以在土壤湿度监测中应用较多。被动微波时间分辨率较高,一些卫星产品可以提供每天的土壤湿度数据,而且被动微波对地表及植被的敏感度也较低,但它的空间分辨率也较低。主动微波的空间分辨率较高,但是时间分辨率较低,目前大量的研究主要集中在如何提高微波遥感的空间、时间分辨率,如何消除植被、地表粗糙度造成的影响以及如何提高时间空间分辨率等问题上。因此,SMAP 于 2008 年开始投入研制,计划于 2015 年发射。SMAP 卫星搭载 1 个频

率为1.26 GHz,极化方式为HH、VV、HV的L波段雷达传感器以及1个频率1.41 GHz,极化方式H、V、U的L波段微波辐射计。轨道高度680 km,重访周期为8 d。SMAP发射的初期目标是提供全球范围时间分辨率3 d、空间分辨率10 km的地表深度5 cm、精度 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 的土壤体积含水量数据^[50]。另外,目前通过卫星资料和反演算法得到的大多为表层土壤湿度数据,如何通过观测资料对更深层的土壤湿度进行反演,也是亟待解决的一个问题。

综合分析来看,目前的反演算法以及土壤湿度数据集都存在自身的优缺点,多传感器联合反演算法可以吸取各种反演算法的优点,提高土壤湿度反演的精度;卫星资料的融合也可以通过对比使得数据精度得到提升,并有助于陆面模式的改进^[61]。对多传感器联合反演算法以及卫星资料融合的研究还会是未来卫星遥感反演土壤湿度的重要研究方向。

参考文献:

- [1] Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, et al. Investigating soil moisture – climate interactions in a changing climate: a review[J]. *Earth – Science Reviews*, 2010, 99(3/4): 125 – 161.
- [2] 陈 斌, 丁裕国, 刘晶森. 土壤湿度的一种统计预报模型初步试验[J]. *气象科学*, 2005, 25(3): 231 – 237.
- [3] 莫保儒, 王子婷, 蔡国军, 等. 半干旱黄土区成熟柠条林地剖面土壤湿度环境及影响因子研究[J]. *干旱区地理*, 2014, 37(6): 1207 – 1215.
- [4] 张雷明, 上官周平. 黄土高原土壤水分与植被生产力的关系[J]. *干旱区研究*, 2002, 19(4): 59 – 63.
- [5] 张 滢, 丁建丽, 周 鹏. 干旱区土壤水分微波遥感反演算法综述[J]. *干旱区地理*, 2011, 34(4): 671 – 678.
- [6] 张志富. 自动站土壤水分资料质量控制方案的研制[J]. *干旱区地理*, 2013, 36(1): 101 – 108.
- [7] Chang A T C, Atwater S G, Salomonson V V, et al. L – band radar sensing of soil moisture[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1980(4): 303 – 310.
- [8] Price J C. On the analysis of thermal infrared imagery: the limited utility of apparent thermal inertia [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1985, 18(1): 59 – 73.
- [9] Choudhury B J, Golus R E. Estimating soil wetness using satellite data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1988, 9(7): 1251 – 1257.
- [10] Jackson T J, le Vine D M, Hsu A Y, et al. Soil moisture mapping at regional scales using microwave radiometry: the southern great plains hydrology experiment [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2136 – 2151.
- [11] Paloscia S, Macelloni G, Santi E, et al. A multifrequency algorithm for the retrieval of soil moisture on a large scale using microwave data from SMMR and SSM/I satellites [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(8): 1655 – 1661.
- [12] Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. Soil moisture retrieval from AMSR – E[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(2): 215 – 229.
- [13] Li L, Gaiser P W, Gao B C, et al. WindSat global soil moisture retrieval and validation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(5): 2224 – 2241.
- [14] Liu Y Y, Parinussa R M, Dorigo W A, et al. Developing an improved soil moisture dataset by blending passive and active microwave satellite – based retrievals[J]. *Hydrology & Earth System Sciences*, 2011, 15(2): 425 – 436.
- [15] Wolfgang W, Klaus S, Carsten P, et al. Evaluation of the agreement between the first global remotely sensed soil moisture data with model and precipitation data [J]. *Journal of Geophysical Research (Atmospheres)*, 2003, 108(D19): 1675 – 1702.
- [16] Owe M, de Jeu R, Holmes T. Multisensor historical climatology of satellite – derived global land surface moisture [J]. *Journal of Geophysical Research Earth Surface*, 2008, 113(F1): 196 – 199.
- [17] Koster R D, Guo Z C, Yang R Q, et al. On the nature of soil moisture in land surface models[J]. *Journal of Climate*, 2009, 22(16): 4322 – 4335.
- [18] Parrens M, Mahfouf J F, Barbu A L, et al. Assimilation of surface soil moisture into a multilayer soil model: design and evaluation at local scale[J]. *Hydrology & Earth System Sciences*, 2014, 18(2): 673 – 689.
- [19] Zhan X, Zheng W, Meng J, et al. Impact of SMOS soil moisture data assimilation on NCEP – GFS forecasts[J]. *EGU General Assembly*, 2012, 14: 12724.
- [20] Reichle R H. Data assimilation methods in the Earth sciences[J]. *Advances in Water Resources*, 2008, 31(11): 1411 – 1418.
- [21] Albergel C, Dorigo W, Reichle R H, et al. Skill and global trend analysis of soil moisture from reanalyses and microwave remote sensing[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2013, 14(4): 1259 – 1277.
- [22] Dorigo W, Wagner W, Bauer – Marschallinger B, et al. Constructing and analyzing a 32 – years climate data record of remotely sensed soil moisture[C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2012: 2028 – 2031.
- [23] Wigneron J P, Calvet J C, Pellarin T, et al. Retrieving near surface soil moisture from microwave radiometric observation: current status and future plans [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(4): 489 – 506.
- [24] Wang J R, O’Neill P E, Jackson T J, et al. Multifrequency measurements of the effects of soil moisture, soil texture, and surface roughness[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1983, 1(1): 44 – 51.
- [25] Jackson T J, Schmugge T J, Wang J R. Passive microwave sensing of soil moisture under vegetation canopies [J]. *Water Resources Research*, 1982, 18(4): 1137 – 1142.
- [26] Mo T, Choudhury B J, Schmugge T J, et al. A model for microwave emission from vegetation – covered fields[J]. *Journal of Geophysical Research Oceans*, 1983, 87(NC13): 11229 – 11237.
- [27] Jackson T J, le Vine D M, Swift C T, et al. Large area mapping of soil moisture using the ESTAR passive microwave radiometer in Wahita’92 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 54(1): 27 – 37.
- [28] Calvet J C, Chanzy A, Wigneron J P. Surface temperature and soil moisture retrieval in the Sahel from airborne multifrequency microwave radiometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(2): 588 – 600.
- [29] van de Griend A A, Owe M. The influence of polarization on canopy transmission properties at 6.6 GHz and implications for large scale soil moisture monitoring in semi – arid environments [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(2): 409 – 415.

- [30] Liu S F, Liou Y A, Wang W J, et al. Retrieval of crop biomass and soil moisture from measured 1.4 and 10.65 GHz brightness temperatures[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(6): 1260 – 1268.
- [31] Njoku E G, Li L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6 – 18 GHz[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(1): 79 – 93.
- [32] Wigneron J R, Waldteufel P, Chanzy A, et al. Two – D microwave interferometer retrieval capabilities of over land surface (SMOS Mission) [J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 73: 270 – 282.
- [33] Shi J, Chen K S, Li Q, et al. A parameterized surface reflectivity model and estimation of bare surface soil moisture with L – band radiometer [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(12): 2674 – 2686.
- [34] Puri S, Stephen H, Ahmad S. Relating TRMM precipitation radar land surface backscatter response to soil moisture in the Southern United States[J]. Journal of Hydrology, 2011, 402(1/2): 115 – 125.
- [35] Dubois P C, van Zyl J, Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1995, 33(4): 915 – 926.
- [36] Engman E T, Chanh N. Status of microwave soil moisture measurements with remote sensing [J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(1): 189 – 198.
- [37] Fung A K, Li Z, Chen K S. Backscattering from a randomly rough dielectric surface[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 356 – 369.
- [38] Bindlish R, Barros A P. Multifrequency soil moisture inversion from SAR measurements using IEM[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 71(1): 67 – 88.
- [39] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surface [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1992, 30(2): 370 – 381.
- [40] Shi J C, Wang J, Hsu A Y, et al. Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameter using L – band SAR image data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(5): 1254 – 1266.
- [41] Ji J, Keur P V D, Thomsen A, et al. Soil moisture retrieval using the Danish L – & C – band polarimetric SAR[C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1996(2): 1300 – 1302.
- [42] Zyl J J V, Njoku E G, Jackson T J. Quantitative analysis of SMEX'02 AIRSAR data for soil moisture inversion[C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003: 404 – 406.
- [43] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modelled as a water cloud [J]. Radio Science, 1978, 13(2): 357 – 364.
- [44] Taconet O, Vidal – Madjar D, Emblanch C, et al. Taking into account vegetation effects to estimate soil moisture from C – band radar measurements[J]. Remote Sens Environ, 1996, 56: 52 – 56.
- [45] Prevot L, Poenaru V, Voicu P, et al. Surface soil moisture estimation from SAR data over wheat fields during the ADAM project [C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003: 2885 – 2887.
- [46] Maity S, Patnaik C, Chakraborty M, et al. Analysis of temporal backscattering of cotton crops using a semi – empirical model[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2004, 42(3): 577 – 587.
- [47] O' Neill P E, Chauhan N S, Jackson T J. Use of active and passive microwave remote sensing for soil moisture estimation through corn [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(10): 1851 – 1865.
- [48] Zribi M, Hégat – Mascle S L, Ottlé C, et al. Surface soil moisture estimation from the synergistic use of the (multi – incidence and multi – resolution) active microwave ERS Wind Scatterometer and SAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(1): 30 – 41.
- [49] Njoku E G, Wukson W J, Dinardo S J, et al. Observation of soil moisture using a passive and active low – frequency microwave airborne sensor during SGP99 [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(12): 2659 – 2671.
- [50] Das N N, Entekhabi D, Njoku E G. An algorithm for merging SMAP radiometer and radar data for high – resolution soil moisture retrieval [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(5): 1504 – 1512.
- [51] Wagner W, Lemoine G, Rott H. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and Soil Data [J]. Remote Sensing of Environment, 1999, 70(2): 191 – 207.
- [52] Drusch M, Wood E F, Gao H, et al. Soil moisture retrieval during the Southern Great Plains Hydrology Experiment 1999: a comparison between experimental remote sensing data and operational products [J]. Water Resources Research, 2004, 40(2): 389 – 391.
- [53] Pellarin T, Calvet J C, Wagner W. Evaluation of ERS Scatterometer soil moisture products over a half – degree region in southwestern France [J]. Geophysical Research Letters, 2006, 33(17): 123 – 154.
- [54] Wagner W, Pampaloni P, et al. Operational readiness of microwave remote sensing of soil moisture for hydrologic applications [J]. Water Policy, 2007, 38(1): 1 – 20.
- [55] de Jeu R A M, Wagner W, Holmes T R H, et al. Global soil moisture patterns observed by space borne microwave radiometers and scatterometers [J]. Surveys in Geophysics, 2008, 29(4): 399 – 420.
- [56] Njoku E G, Ashcroft P, Chan T K, et al. Global survey and statistics of Radio – Frequency Interference in AMSR – E land observations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(5): 938 – 947.
- [57] Mladenova I, Lakshmi V, Jackson T J, et al. Validation of AMSR – E soil moisture using L – band airborne radiometer data from National Airborne Field Experiment 2006 [J]. Eres, 2011, 115(8): 2096 – 2103.
- [58] Albergel C, Zakharova E, Calvet J C, et al. A first assessment of the SMOS data in southwestern France using in situ and airborne soil moisture estimates: the CAROLS airborne campaign [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(10): 2718 – 2728.
- [59] Parrens M, Zakharova E, Lafont S, et al. Comparing soil moisture retrievals from SMOS and ASCAT over France [J]. Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 2011, 16(2): 423 – 440.
- [60] Liu Y Y, Dorigo W A, Parinussa R M, et al. Trend – preserving blending of passive and active microwave soil moisture retrievals [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123(3): 280 – 297.
- [61] Yin J, Zhan X, Zheng Y, et al. Enhancing model skill by assimilating SMOPS blended soil moisture product into noah land surface model [J]. Journal of Hydrometeorology, 2015, 16(2): 917 – 931.