

doi: 10.6046/zrzyyg.2020416

引用格式: 艾璐,孙淑怡,李书光,等. 光学与 SAR 遥感协同反演土壤水分研究进展[J]. 自然资源遥感,2021,33(4):10-18.
(Ai L, Sun S Y, Li S G, et al. Research progress on the cooperative inversion of soil moisture using optical and SAR remote sensing[J].
Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4):10-18.)

光学与 SAR 遥感协同反演土壤水分研究进展

艾 璐, 孙淑怡, 李书光, 马红章

(中国石油大学(华东)理学院, 青岛 266580)

摘要: 土壤水分在农业生产应用中有着不可替代的作用,农业用水、估产、旱情监测等都与土壤水分有着密不可分的关系,因此进行土壤水分变化的监测具有重要意义。目前遥感技术是进行大区域土壤水分变化监测的有效手段。光学遥感对地表植被组份信息敏感,微波可穿透植被获取植被下土壤水分信息,但合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)的后向散射对土壤水分变化的敏感性受冠层影响较大。在植被覆盖区,微波遥感会受到地表粗糙度和植被的双重影响,因此采用光学和 SAR 遥感协同的策略能更好地去除植被和粗糙度影响,提高土壤水分的反演精度。总结了目前光学与 SAR 遥感协同反演土壤水分研究中常用的遥感模型和反演方法,并对研究中存在的困难与未来发展进行了总结与展望。

关键词: 土壤水分; 光学遥感; SAR; 植被; 粗糙度; 散射模型

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)04-0010-09

0 引言

土壤水分在农业用水管理、农作物估产、旱情监测和精准灌溉中起着非常重要的作用,因此快速精准地监测土壤水分空间变化具有重要意义^[1-5]。通过探针法或重量法来测定土壤水分的传统方法,虽然精度高,但不能满足大范围土壤水分监测的需求。遥感技术具有覆盖广、时效强的特点,是目前大尺度土壤水分监测的主要手段^[2,6-8]。

光学遥感能提供高光谱分辨率、高空间分辨率的数据,基于光学遥感的土壤水分监测技术主要适用于裸露地表,在植被覆盖区由于无法直接获取土壤的光谱信息,导致其土壤水分监测能力有限。热红外遥感可基于地表温度的变化来估算土壤水分,在低植被覆盖区,热惯量法^[9]是最常用的反演方法,因为土壤热惯量随着土壤水分含量的增加而增大,导致地表昼夜温差降低;在中高植被覆盖区,温度植被干旱指数法(temperature vegetation dryness index, TVDI)是联合光学与热红外遥感进行土壤水分反演或土壤干旱程度监测的常用方法。光学和热

红外遥感容易受到云、雾等大气条件的影响,土壤水分监测的连续性难以得到保证^[10-13]。合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)对大气的穿透能力强,具有在各种气象条件下的全天候对地观测能力,且 SAR 回波强度对土壤水分变化有较高的灵敏性。目前基于星载 SAR 后向散射系数与土壤水分的相关性^[14],进行区域土壤水分反演的遥感技术方法已得到普遍应用。

在植被覆盖区,由于植被层对微波的强烈散射作用,造成 SAR 后向散射系数对土壤水分变化的敏感性下降,降低了土壤水分的反演精度^[15-19]。光学遥感可有效提取植被冠层的信息,因此光学与 SAR 遥感协同反演土壤水分能够结合二者优点,提高土壤水分的反演精度^[20]。本文简要总结了光学与 SAR 遥感协同反演土壤水分研究中相关模型与算法的进展情况和存在的主要问题,并对农田区土壤水分反演研究的前景进行展望。

1 常用模型

大部分陆地地表均有植被覆盖,植被的存在使

收稿日期: 2020-12-23; 修订日期: 2021-04-01

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“复杂城市地表不透水面多源高分遥感成像机理与分层优化提取方法”(编号: 41971292)和山东省自然科学基金项目“光学与微波遥感协同反演植被覆盖区土壤水分研究”(编号: ZR2017MD007)共同资助。

第一作者: 艾 璐(1996-),女,硕士研究生,主要从事光学和微波遥感协同反演土壤水分研究。Email: 873176610@qq.com。

通信作者: 李书光(1964-),男,硕士生导师,主要从事声学教学和应用研究。Email: lshguang@upc.edu.cn。

得利用微波遥感反演土壤水分的难度大大增加。在植被覆盖区,微波遥感会受到地表粗糙度和植被的双重影响,因此基于微波遥感技术的土壤水分反演研究中如何去除土壤粗糙度和植被的影响尤为重要。国内外学者研究发现,不同波段对于土壤水分和冠层参数的响应度不同^[21],每个波段都有自身敏感的对象,比如,光学遥感数据对植被信息较敏感,而 SAR 遥感数据对土壤水分信息更敏感^[22],因此,将光学遥感与 SAR 两者相结合来消除植被层对土壤水分反演的影响受到了学者们的普遍关注。目

前,综合运用光学和 SAR 遥感技术进行土壤水分的监测研究,已取得了一系列突破,发展了众多土壤水分反演的相关算法和模型。

1.1 土壤微波散射模型

近年来,基于电磁波传输理论的地表微波辐射理论模型取得了显著的发展,如积分方程模型(integrated equation model, IEM)和其改进模型(advanced integral equation model, AIEM)。IEM 模型是使用较广泛的一个面散射模型,具有较广的粗糙度适用范围^[23],对于裸露地表, SAR 后向散射系数 σ_{pq}^0 可表达为:

$$\begin{aligned} \sigma_{pq}^0 = & \frac{k^2}{2} |f_{pq}|^2 e^{-4s^2k^2\cos^2\theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(4s^2k^2\cos^2\theta)^n}{n!} W^n(2k\sin\theta, 0) + \\ & \frac{k^2}{2} Re(f_{pq}^* F_{pq}) e^{-3s^2k^2\cos^2\theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(4s^2k^2\cos^2\theta)^n}{n!} W^n(2k\sin\theta, 0) + \\ & \frac{k^2}{8} |f_{pq}|^2 e^{-2s^2k^2\cos^2\theta} \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(s^2k^2\cos^2\theta)^n}{n!} W^n(2k\sin\theta, 0) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: W^n 为表面相关函数的幂次傅里叶变换; Re 为表面反射率; $*$ 表示共轭; k 为波数; s 为土壤表面均方根高度; θ 为雷达入射角; f_{pq} 为基尔霍夫系数; F_{pq} 为补偿场系数; pq 表示极化状态。

由于 IEM 模型对不同粗糙度条件下的地表微波散射模拟精度存在差异。Wu 等^[24]和 Chen 等^[25]通过修正菲涅尔反射系数的计算方法和粗糙度功率谱函数,使模型模拟精度得到进一步提高,改进后模型被称为 AIEM 模型。相关研究表明,相比 IEM 模型, AIEM 模型不仅有更宽的粗糙度适用范围,而且具有更强的模拟宽波段和大角度观测数据的能力^[26-28]。

为消除地表粗糙度影响,提高土壤水分反演精度,国内外学者基于观测数据或理论模型模拟数据,发展了土壤粗糙度半经验模型,如 Dubois 模型^[29]和 Oh 模型^[30]。

Dubois 模型是计算 SAR 同极化后向散射系数的半经验模型,适用于当 $1.5\text{ GHz} \leq f \leq 11\text{ GHz}$, $30^\circ \leq \theta \leq 65^\circ$ 和 $0.3\text{ cm} \leq ks \leq 3.0\text{ cm}$, $m_v \leq 0.35\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 和 $NDVI \leq 0.4$ 的地表,其中 f 为频率; m_v 为土壤水分; $NDVI$ 为归一化植被指数,具体可表达为:

$$\sigma_{vv}^0 = 10^{-2.35} \frac{\cos^3\theta}{\sin\theta} 10^{0.046\varepsilon_r \tan\theta} (ks \sin^3\theta)^{1.1} \lambda^{0.7}, \quad (2)$$

$$\sigma_{hh}^0 = 10^{-2.75} \frac{\cos^{1.5}\theta}{\sin\theta^5} 10^{0.028\varepsilon_r \tan\theta} (ks \sin^{1.4}\theta) \lambda^{0.7}, \quad (3)$$

式中: ε_r 为介电常数的实部; λ 为波长。

Oh 模型是基于实测数据发展而来的半经验模型,可从多极化雷达观测结果中获取土壤水分和表面均方根高度,在 $0.1\text{ cm} \leq ks \leq 6\text{ cm}$, $10^\circ \leq \theta \leq 70^\circ$,

$0.09\text{ cm}^3/\text{cm}^3 \leq m_v \leq 0.31\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 等条件下较为适用,经验方程为:

$$q' = \frac{\sigma_{hv}^0}{\sigma_{vv}^0} = 0.23 \sqrt{\Gamma_0} (1 - e^{-ks}), \quad (4)$$

$$p' = \frac{\sigma_{hh}^0}{\sigma_{vv}^0} = \left[1 - \left(\frac{2\theta}{\pi} \right)^{[1/(3\Gamma_0)]} e^{-ks} \right]^2, \quad (5)$$

$$\Gamma_0 = \left| \frac{1 - \sqrt{\varepsilon_r}}{1 + \sqrt{\varepsilon_r}} \right|^2, \quad (6)$$

式中 Γ_0 为土壤菲涅尔反射系数。

1.2 PROSAIL 模型

PROSAIL 模型是由 PROSPECT 叶片光谱模型和 SAIL 模型耦合得到的^[31]。PROSPECT 模型是由 Allen 等^[32]于 1969 年提出的平板模型改进而来。输入叶片的微观结构参数及生化参数,模型可模拟从可见光—中红外波段范围内的叶片反射与透射光谱。SAIL 模型是适用于农田冠层的最具代表性的辐射传输模型之一,是 Verhoef^[33]在 SUIT 模型^[34]的基础上发展而来的。SAIL 模型考虑了影响冠层辐射传输的叶倾角、叶片光谱、土壤光谱、叶面积指数(leaf area index, LAI)、热点大小等参数,可以准确的模拟冠层光谱。Jacquemoud^[35]首先证明了 PROSPECT 模型和 SAIL 模型在理论上耦合的可行性,之后 PROSAIL 模型被广泛用于植被生物量、冠层含水量 m_{veg} 和 LAI 等方面的研究。

1.3 水云模型

水云模型是 Ulaby 等^[36]在 1984 年提出,该模型将植被层假定为一个各向同性散射体,把地表后向

散射描述为植被直接散射与经过植被双程衰减的土壤散射之和。水云模型一般表示为:

$$\sigma_{\text{can}}^0 = \sigma_{\text{veg}}^0 + \tau^2 \sigma_{\text{soil}}^0, \quad (7)$$

$$\sigma_{\text{veg}}^0(\theta) = A VI \cos\theta [1 - \tau^2(\theta)], \quad (8)$$

$$\tau^2(\theta) = \exp(-2B VI \sec\theta), \quad (9)$$

式中: σ_{can}^0 为地表总后向散射系数; σ_{veg}^0 为植被层直接后向散射系数; σ_{soil}^0 为土壤直接后向散射系数; τ^2 为植被层的双程衰减因子; VI 为植被冠层含水量 (vegetation water content, VWC) 或冠层植被指数; A 和 B 分别为与植被类型有关的经验系数。

实际应用中关于 VI 的确定, Lievens 等^[37] 选取 LAI, VWC 和 NDVI 作为植被指标初始化水云模型, 得到土壤水分, 结果显示, 该研究区利用 LAI 推导土壤水分的精度远远高于其他 2 种植被指数。2015 年, Kweon 等^[38] 利用植被含水量影响雷达穿透深度的特点对水云模型进行了修正, 回归了经验系数 A 和 B 。

1.4 比值模型

比值模型由 Joseph 等^[39] 在 2008 年提出, 模型假设对特定为雷达系统土壤后向散射系数与雷达总后向散射系数的比值仅与冠层参数有关。模型可表示为:

$$\frac{\sigma_{pq\text{soil}}^0}{\sigma_{pq}^0} = F(v), \quad (10)$$

式中 v 为冠层参数。

为去除植被影响, Joseph 等^[40] 用植被指数的平方和 e 指数的线性组合来表达 F , 即

$$a VI^2 + \exp(-b VI) + C = F(v), \quad (11)$$

式中 a, b, c 均为模型经验系数。

2012 年, Prakash 等^[41] 单独使用植被指数的二次多项式作为 F 的表达式, 即

$$a VI^2 + b VI + c = F(v). \quad (12)$$

2018 年, Bai 等^[42] 用植被指数的线性函数和幂指数函数的组合来表示 F , 即

$$a VI + b VI^e = F(v). \quad (13)$$

在实际应用中, 一般由光学遥感数据提取的植被指数, 通过合适的函数形式来表示土壤后向散射系数与地表总后向散射系数的比值, 同时借助理论模型模拟数据或实测数据进行函数式的定标, 从而

实现土壤后向散射系数的计算。

1.5 MIMICS 模型

MIMICS (michigan microwave canopy scattering model) 模型是 Ulaby 等^[43] 于 1990 年基于辐射传输理论提出的描述连续森林植被冠层一阶微波散射模型, 该模型将森林植被分为树冠层、树干层和土壤层^[44]。冠层叶片被抽象为圆形且有一定厚度的介电圆盘, 各级树枝以及树干均被抽象为一定尺度大小的介电圆柱体。对低矮植被或农作物覆盖的地表, MIMICS 可简化为:

$$\sigma_{pq}^0 = \sigma_{pq1}^0 + \sigma_{pq2}^0 + \sigma_{pq3}^0 + \sigma_{pq4}^0, \quad (14)$$

$$\sigma_{pq1}^0 = \frac{\sigma_{pq1} \cos \theta_i}{k_p + k_q} (1 - T_p T_q), \quad (15)$$

$$\sigma_{pq2}^0 = 2 T_p T_q (\Gamma_p + \Gamma_q) h \sigma_{pq2}, \quad (16)$$

$$\sigma_{pq3}^0 = \sigma_{pq1}^0 T_p T_q \Gamma_p \Gamma_q, \quad (17)$$

$$\sigma_{pq4}^0 = \sigma_{pq3}^0 T_p T_q, \quad (18)$$

式中: Γ_p 为地表反射率; h 为植被冠层高度; σ_{pq3} 为土壤层雷达后向散射截面; σ_{pq1} 为单位体积冠层的雷达后向散射截面; σ_{pq2} 为单位体积冠层的雷达双向散射截面; k_p 为冠层消光系数; T_p 为冠层单程透过率。

基于 MIMICS 的模拟, 利用回归的方法可建立模型参数 σ_{pq1} , σ_{pq2} , k_p 和 T_p 与冠层植被指数 (或冠层含水量或冠层 LAI) 的关系, 实现模型的参数化和地表各散射分量的分离计算。

2 基于模型的协同反演方法

国内外学者主要基于光学遥感数据对植被冠层较敏感, SAR 数据对土壤水分较敏感的特征, 构建光学 + SAR 遥感土壤水分的协同反演方法。联合使用光学和 SAR 数据进行土壤水分反演的技术路线如图 1 所示。关键步骤包括: ①光学遥感数据与 SAR 数据的辐射校正与配准等预处理; ②基于植被冠层的地面实测数据或 PROSAIL 模拟数据构建光学遥感数据与冠层参数的关系, 并利用光学遥感数据提取微波模型所需的冠层参数; ③利用定标后的水云模型、参数化的 MIMICS 模型或比值模型等微波模型去除植被影响, 得到土壤后向散射系数; ④基于土壤散射模型消除土壤粗糙度影响后得到土壤水分反演结果。

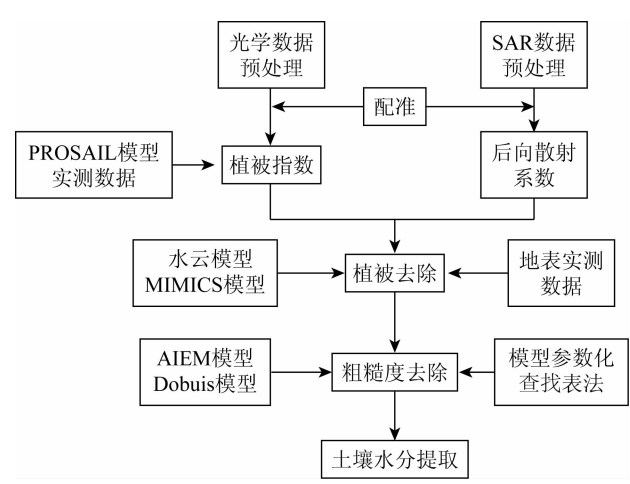


图 1 土壤水分反演技术路线

Fig.1 Roadmap for soil moisture retrieval technology

2.1 植被影响消除方法

1) 光学 + 水云模型法。利用 PROSAIL 模型与水云模型相结合的方法进行土壤水分的反演中,学者们利用 PROSAIL 模型,建立冠层参数(如冠层含水量或 LAI)与冠层植被指数(如比值植被指数(ratio vegetation index,RVI)、NDVI 或归一化水分指数(normalized difference water index,NDWI)等)的关系^[45-46],基于水云模型实现植被层影响的消除。

孔金玲等^[11]利用 TM 数据分别选取 NDVI 和 NDWI 指数对植被冠层含水量进行反演,通过水云模型消除植被层对土壤后向散射系数的影响,联合 RADARSAT-2 数据反演了旱区不同植被覆盖下地表土壤水分,结果表明 NDVI 适合去除该地表条件下稀疏植被覆盖产生的影响;韩玲等^[47]采用多种植被指数反演植被含水量,发现将 RVI 引入水云模型,剔除植被层对雷达后向散射系数影响的效果更好,VV 极化比 VH 极化更适合于低矮植被覆盖地表的土壤水分反演;马腾等^[45]采用不同的植被指数分别与冠层含水量建立关系,联合水云模型去除植被影响,结果表明不同植被覆盖率下存在各自最优的植被指数,土壤水分反演中,不同植被覆盖率地表应采用不同的植被指数;Yadav 等^[48]综合 Landsat8 数据和 Sentinel-1A 数据,将植被覆盖度与水云模型结合,进行土壤水分的反演;周鹏等^[1]使用 Landsat5 光学遥感数据获取改进型归一化差分水分指数(normalized difference moisture index,NDMI),建立 NDMI 与冠层含水量间的关系,通过水云模型消除植被覆盖影响,实现了土壤水分的反演;Park 等^[49]通过研究理论散射模型与水云模型植被参数间的关系,对水云模型原始表达式和改进表达式进行了评价,指出冠层含水量为水云模型中最佳植被描述符;Wang 等^[50]利用多时序 MODIS 数据提取 NDVI,增

强植被指数(enhanced vegetation index,EVI),LAI 和光合有效辐射分量(fraction of photosynthetically active radiation,FPAR)参数,并进行不同组合代入水云模型消除植被影响,结果表明使用 NDVI 和 LAI 组合时效效果最好。

2) 光学 + 比值模型法。利用比值模型方法进行土壤水分的反演中,学者们利用不同的植被指数和函数形式来表示裸土后向散射系数与总后向散射系数间的比值关系。

2008 年,Joseph 等^[39]利用冠层参数对土壤散射进行植被校正,并构建了比值模型,反演了玉米整个生长周期的土壤水分;2010 年,Joseph 等^[40]将植被指数的二次方引入比值模型,基于冠层含水量去除植被效应,利用 3 个角度的极化数据对沙漠土地表进行了土壤水分反演;2012 年,Mattar 等^[51]选择 NDVI 去除植被效应,得到了较好的结果;2015 年,Bai 等^[42]选择了 4 种植被参数(LAI,VWC,NDVI 和 EVI)来参数化比值模型,结果表明比值模型和水云模型的有效性与研究区域高度相关,且从土壤水分反演的准确性来看,比值模型优于水云模型。

3) 光学 + MIMICS 模型法。利用光学与 MIMICS 模型相结合的方法进行土壤水分的反演中,学者们利用光学数据提取冠层含水量,再基于参数化的 MIMICS 实现地表组分散射分量的分离计算,实现植被影响的去除。

De Roo 等^[6]基于 MIMICS 模型的模拟确定冠层植被指数与冠层的消光系数、散射系数的关系,实现了 MIMICS 模型的参数化,利用 L 波段与 C 波段联合 Oh 半经验模型反演了大豆覆盖地表农田的土壤水分;鲍艳松等^[52]利用 MIMICS 模型分析了植被微波散射与 NDVI 间的关系,建立了反演土壤水分的半经验模型;雷志斌等^[53]联合高分三号和 Landsat8

遥感数据,首先利用 PROSAIL 模型和实测植被数据进行冠层最优植被指数的筛选后构建植被含水量反演模型,然后利用简化的 MIMICS 模型进行土壤水分反演;余凡等^[10]联合 PROSAIL 模型和 MIMICS 模型,提出 MIMICS 模型的参数化方法,通过引入植被均方根高度对由冠层重叠造成的雷达阴影进行校正,对甘肃张掖地区农业灌溉区进行了土壤水分估算。

2.2 土壤粗糙度消除与土壤水分计算

微波遥感中常用均方根高度 s 和相关长度 l 这 2 个参数来表示土壤的粗糙程度。

1) 模型参数化法。Zribi 等^[54]基于 IEM 模拟数据的分析发现,在保持其他参数不变的情况下,2 个不同入射角的后向散射差 ($\Delta\sigma^0$) 仅与 s^2/l 比值表示的粗糙度成正比;Rahman 等^[55]假定在 2 次图像采集的时间内,只有土壤水分发生变化,而植被和土壤粗糙度保持不变。利用 IEM 和干燥土壤条件下的 SAR 图像,反演粗糙度 s 和 l 参数,并将所得到的粗糙度用于参数化 IEM,从而在不需要辅助数据的情况下实现 SAR 图像的土壤水分的反演;Zhu 等^[56]进一步使用无监督的变化检测方法,将时间序列数据分为多个子序列,在较大程度上消除了由于粗糙度变化而造成的多时相土壤水分反演的误差。

2) 查找表法。除了非常粗糙的表面,SAR 后向散射系数对土壤水分的敏感性受相关长度的影响较均方根高度弱,因此基于 IEM 模型或 AIEM 模型建立查找表时可通过固定相关长度只改变均方根高度来简化粗糙度参数个数。Han 等^[46]首先基于查找表利用采样点的土壤水分来获取土壤有效粗糙度,并建立有效粗糙度与后向散射系数间的经验函数,最后通过查找表反演土壤水分;Zhu 等^[56]将裸露土壤水分的先验信息整合到基于查找表的遗传算法 (genetic algorithm, GA) 反演中,使用时序性多角度 L 波段 SAR 进行土壤水分反演,后又将此方法扩展到 C 波段和 X 波段上,联合使用多波段 SAR 数据来提高土壤水分反演结果的空间分辨率。

3 基于机器学习的反演方法

近年来随着机器学习^[57]在诸多领域应用中取得了突破性进展,BP 神经网络^[58-59]、随机森林^[48]、深度学习^[60]等已经被应用到土壤水分的遥感反演中,从多源遥感数据中挖掘更丰富的隐含信息^[61],表现出了强大的发展潜力^[62]。余凡等^[58]提出了一种基于 GA-BP 神经网络优化的光学和 SAR 数据

协同反演土壤水分的方法,与传统模型方法进行对比发现,利用神经网络进行植被覆盖区的土壤水分反演是可靠的;Notarnicola 等^[63]基于人工神经网络 (artificial neural networks, ANN) 反演土壤水分,发现随着输入 ANN 特征量的增加,土壤水分反演精度可得到逐步提高;Kolassa 等^[64]使用神经网络方法反演全球土壤水分,结果表明神经网络方法对于短期土壤水分变化比较敏感,在植被密集区反演效果更好;姜红等^[60]分别利用光学数据计算改进的温度植被干旱指数 (modified temperature vegetation drought index, MTVDI) 和 SAR 土壤后向散射系数 σ_{soil}^0 作为支持向量机 (support vector machine, SVM) 回归算法的输入特征量,结果显示两者共同输入时比任何单一参数时效果都好;Hajj 等^[2]结合水云模型和神经网络算法,利用 X 波段的雷达数据和光学影像实现了灌溉草地区域的土壤水分反演。

4 总结与展望

利用光学和 SAR 数据协同反演土壤水分比利用单一数据源更具优势。光学遥感对地表植被信息敏感性高,为协同反演提供植被先验信息支持。微波具有一定的穿透性,可穿透农作物等低矮植被冠层探测到植被覆盖下的土壤信息,这为协同反演提供了物理基础。在综合利用光学和 SAR 遥感技术进行土壤水分反演研究方面,尽管经过多年的研究发展取得了一系列的研究成果,但土壤水分产品精度还不能满足实际应用需求,依然面临重重困难,但挑战与机遇并存,主要体现在以下几个方面:

1) 提高算法模型对地表空间异质性变化的适应性。由于地表类型复杂,不仅土壤质地结构和粗糙度有空间变化,还有植被类型、植被形态和植被浓密程度的不同所带来的影响。尽管目前发展了众多的光学和 SAR 协同的土壤水分反演模型和算法,但算法在不同地表条件下的适用性不同,土壤水分产品精度还有巨大的提升空间,发展能适应地表空间异质性变化的土壤粗糙度与植被影响的去除算法和持续改进相关模型的模拟精度仍然是该研究领域的重点和难点。

2) 土壤水分时效性强,多星组网提升卫星的时间分辨率。土壤水分具有较强的时效性,而目前高空间分辨率光学和 SAR 卫星的重访周期长,地表土壤水分变化的时间序列信息还无法得到有效利用。未来多颗卫星的组网观测,可以有效缩短重访观测

的时间,高时间分辨率的 SAR 土壤水分观测将促进土壤水分时序信息的挖掘与应用,对提高土壤水分的反演精度有重要的推动作用。

3) 光学与 SAR 遥感机理差异大,深度挖掘光学与 SAR 遥感的协同机理。光学和 SAR 遥感对冠层信息的遥感机理不同,光学遥感主要提供冠层的叶片信息,而冠层的叶片、枝和杆等组分对 SAR 的后向散射均有影响,因此,进行光学遥感信息与微波遥感信息的机理研究和两者之间的内在联系与转化机理研究是提高光学和 SAR 协同的土壤水分反演精度的基础。

4) 多频段多角度光学和 SAR 遥感数据的综合运用。不同频段微波对地物的穿透程度不同,高频微波对植被更敏感,而低频微波具有更强的穿透性,对土壤参数更为敏感。多频段 SAR 遥感数据富含从冠层到土壤层的垂直分布信息。多角度遥感从不同方向探测地物,可提供地物立体信息,富含植被冠层垂直信息和介质层粗糙度信息,因此多频段多角度的光学与 SAR 遥感数据的综合运用在消除植被冠层对微波散射影响以及土壤粗糙度影响方面有巨大潜力。同时,机器学习方法能够智能挖掘不同类型传感器、不同地表的遥感数据的深层次内在关系,机器学习方法的运用对提高土壤水分反演精度有重要的推动作用。

尽管目前光学和 SAR 协同的土壤水分反演面临很多有待解决的问题,但随着光学卫星和 SAR 技术的深入发展,多角度、多波段和多时相光学与微波遥感数据的丰富,遥感模型的普适性和准确性的提高,基于机器学习的光学与微波协同作用的深度挖掘,土壤粗糙度与植被冠层影响去除方法的完善,光学和 SAR 协同反演土壤水分的应用一定有着光明的发展前景。

参考文献(References):

[1] 周 鹏,丁建丽,王 飞,等. 植被覆盖地表土壤水分遥感反演[J]. 遥感学报,2010,14(5):959-973.
Zhou P,Ding J L,Wang F,et al. Retrieval methods of soil water content in vegetation covering areas based on multi-source remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing,2010,14(5):959-973.

[2] Hajj M E,Baghdadi N,Zribi M,et al. Soil moisture retrieval over irrigated grassland using X-band SAR data[J]. Remote Sensing of Environment,2016,176:202-218.

[3] 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.

[4] Narayanan R M,Hegde M S. Soil moisture estimation using combined multifrequency SAR data:A comparison between two inversion models using simulation[J]. Geocarto International,2000,15(3):65-76.

[5] Zhao T,Hu L,Shi J,et al. Soil moisture retrievals using L-band radiometry from variable angular ground-based and airborne observations[J]. Remote Sensing of Environment,2020,248:111958.

[6] De Roo R D,Du Y,Ulaby F T,et al. A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2001,39(4):864-872.

[7] Verhoest N E C,Lievens H,Wagner W,et al. On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic aperture Radar[J]. Sensors,2008,8(7):4213-4248.

[8] Marzahn P,Ludwig R. On the derivation of soil surface roughness from multi parametric PolSAR data and its potential for hydrological modeling[J]. Hydrology and Earth System Sciences,2009,13(3):381-394.

[9] 赵 凯,黄资或. 基于改进热惯量模型的表层土壤水反演研究[J]. 测绘与空间地理信息,2017,40(5):41-43.
Zhao K,Huang Z Y. The study of soil moisture retrieval based on improved thermal inertia model[J]. Geomatics and Spatial Information Technology,2017,40(5):41-43.

[10] 余 凡,赵英时. ASAR 和 TM 数据协同反演植被覆盖地表土壤水分的新方法[J]. 中国科学(地球科学),2011,41(4):532-540.
Yu F,Zhao Y S. A new semi-empirical model for soil moisture content retrieval by ASAR and TM data in vegetation-covered areas[J]. Science China Earth Sciences,2011,41(4):532-540.

[11] 孔金玲,李菁菁,甄珮珮,等. 微波与光学遥感协同反演旱区地表土壤水分研究[J]. 地球信息科学学报,2016,18(6):857-863.

[12] Kong J L,Li J J,Zhen P P,et al. Inversion of soil moisture in arid area based on microwave and optical remote sensing data[J]. Journal of Geo-Information Science,2016,18(6):857-863.

[13] 李 奎,张 瑞,段金亮,等. 利用 SAR 影像与多光谱数据反演广域土壤湿度[J]. 农业工程学报,2020,36(7):134-140.
Li K,Zhang R,Duan J L,et al. Wide-area soil moisture retrieval using SAR images and multispectral data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2020,36(7):134-140.

[14] 马红章,张临晶,孙 林,等. 光学与微波数据协同反演农田区土壤水分[J]. 遥感学报,2014,18(3):673-685.
Ma H Z,Zhang L J,Sun L,et al. Farmland soil moisture inversion by synergizing optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing,2014,18(3):673-685.

[15] Paloscia S,Pettinato S,Santi E,et al. Soil moisture mapping using Sentinel-1 images:Algorithm and preliminary validation[J]. Remote Sensing of Environment,2013,134:234-248.

[16] Huang S,Ding J,Liu B,et al. The capability of integrating optical and microwave data for detecting soil moisture in an oasis region

- [J]. Remote Sensing, 2020, 12(9): 1358.
- [16] 何连, 秦其明, 任华忠, 等. 利用多时相 Sentinel-1 SAR 数据反演农田地表土壤水分[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 142-148.
- He L, Qin Q M, Ren H Z, et al. Soil moisture retrieval using multi-temporal Sentinel-1 SAR data in agricultural areas[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(3): 142-148.
- [17] 刘正春, 冯美臣, 徐立帅, 等. 基于 Sentinel 多源数据的晋南农田地表土壤水分反演[J]. 中国农学通报, 2020, 36(20): 51-58.
- Liu Z C, Feng M C, Xu L S, et al. Soil moisture retrieval of farmland in southern Shanxi: Based on Sentinel multi-source data[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2020, 36(20): 51-58.
- [18] 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.
- Zhang Y, Ding J L, Zhou P. Model algorithm of soil moisture retrieval base on microwave remote sensing in arid regions[J]. Arid Land Geography, 2011, 34(4): 671-678.
- [19] 王树果, 李新, 韩旭军, 等. 利用多时相 ASAR 数据反演黑河流域中游地表土壤水分[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(5): 582-587, 552.
- Wang S G, Li X, Han X J, et al. Derivation of surface soil moisture in the middle stream of Heihe River Basin using multi-temporal ASAR images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2009, 24(5): 582-587, 552.
- [20] 梁顺林, 白瑞, 陈晓娜, 等. 2019 年中国陆表定量遥感发展综述[J]. 遥感学报, 2020, 24(6): 618-671.
- Liang S L, Bai R, Chen X N, et al. Review of China's land surface quantitative remote sensing development in 2019[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(6): 618-671.
- [21] Karthikeyan L, Pan M, Konings A G, et al. Simultaneous retrieval of global scale vegetation optical depth, surface roughness, and soil moisture using X-band AMSR-E observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 234: 111473.
- [22] Notarnicola C. A bayesian change detection approach for retrieval of soil moisture variations under different roughness conditions[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 11(2): 414-418.
- [23] Zeng J, Chen K S, Bi H, et al. A comprehensive analysis of rough soil surface scattering and emission predicted by AIEM with comparison to numerical simulations and experimental measurements[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(6): 1696-1708.
- [24] Wu T D, Chen K S, Shi J, et al. A transition model for the reflection coefficient in surface scattering[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(9): 2040-2050.
- [25] Chen K S, Wu T D, Tsang L, et al. 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, 2003, 41(1): 90-101.
- [26] Wu T D, Chen K S. A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(4): 743-753.
- [27] Yang Y, Chen K S, Tsang L, et al. Depolarized backscattering of rough surface by AIEM model[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(11): 4740-4752.
- [28] 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.
- [29] Dubois P C, Van Zyl J, Engman T. Measuring soil moisture with imaging Radars[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(4): 915-926.
- [30] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and an inversion technique for Radar scattering from bare soil surfaces[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 370-381.
- [31] Wigneron J-P, Laguerre L, Kerr Y H. A simple parameterization of the L-band microwave emission from rough agricultural soils[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(8): 1697-1707.
- [32] Allen W A, Gausman H W, Richardson A J, et al. Interaction of isotropic light with a compact plant leaf[J]. Josa, 1969, 59(10): 1376-1379.
- [33] Verhoef W. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model[J]. Remote Sensing of Environment, 1984, 16(2): 125-141.
- [34] Suits G H. The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy[J]. Remote Sensing of Environment, 1971, 2: 117-125.
- [35] Jacquemoud S. Inversion of the PROSPECT + SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra: Theoretical study[J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 44(2-3): 281-292.
- [36] Ulaby F T, Allen C T, Eger Iii G, et al. Relating the microwave backscattering coefficient to leaf area index[J]. Remote Sensing of Environment, 1984, 14(1-3): 113-133.
- [37] Lievens H, Verhoest N E. On the retrieval of soil moisture in wheat fields from L-band SAR based on water cloud modeling, the IEM, and effective roughness parameters[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(4): 740-744.
- [38] Kwon S K, Oh Y. A modified water-cloud model with leaf angle parameters for microwave backscattering from agricultural fields[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(5): 2802-2809.
- [39] Joseph A T, Van der Velde R, O'Neill P E, et al. Soil moisture retrieval during a corn growth cycle using L-band (1.6 GHz) Radar observations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(8): 2365-2374.
- [40] Joseph A T, Van der Velde R, O'Neill P E, et al. Effects of corn on C- and L-band Radar backscatter: A correction method for soil moisture retrieval[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 114(11): 2417-2430.
- [41] Prakash R, Singh D, Pathak N P. A fusion approach to retrieve soil

moisture with SAR and optical data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2012,5 (1):196-206.

[42] Bai X,He B. Potential of Dubois model for soil moisture retrieval in prairie areas using SAR and optical data[J]. International Journal of Remote Sensing,2015,36(21-22):5737-5753.

[43] Ulaby F T,Sarabandi K,Mcdonald K,et al. Michigan microwave canopy scattering model[J]. International Journal of Remote Sensing,1990,11(7):1223-1253.

[44] 杜鹤娟,柳钦火,李 静,等. 光学与微波植被指数协同反演农作物叶面积指数的可行性分析[J]. 遥感学报,2013,17(6):1587-1611.

Du H J,Liu Q H,Li J,et al. Retrieving crop leaf area index by combining optical and microwave vegetation indices:A feasibility analysis[J]. Journal of Remote Sensing,2013,17(6):1587-1611.

[45] 马 腾,韩 玲,刘全明. 考虑地表粗糙度改进水云模型反演西班牙农田地表土壤含水率[J]. 农业工程学报,2019,35(24):129-135.

Ma T,Han L,Liu Q M. Inversion of surface soil moisture content of Spanish farmland using modified water cloud model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2019,35(24):129-135.

[46] Han L,Chen L W,Zhang Y C,et al. A method of microwave soil moisture inversion without dependence on the field measurement data[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences,2018,XLII-3:459-465.

[47] 韩 玲,张延成. 光学与微波数据协同反演植被覆盖区土壤水分[J]. 水资源与水工程学报,2018,29(4):230-235.

Han L,Zhang Y C. Synergistic inversion of soil moisture in vegetation-covered area based on optical and microwave data[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering,2018,29(4):230-235.

[48] Yadav V P,Prasad R,Bala R,et al. An improved inversion algorithm for spatio-temporal retrieval of soil moisture through modified water cloud model using C-band Sentinel-1A SAR data[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,173:105447.

[49] Park S E,Jung Y T,Cho J H,et al. Theoretical evaluation of water cloud model vegetation parameters[J]. Remote Sensing,2019,11(8):894.

[50] Wang L,He B,Bai X,et al. Assessment of different vegetation parameters for parameterizing the coupled water cloud model and advanced integral equation model for soil moisture retrieval using time series Sentinel-1A data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing,2019,85(1):43-54.

[51] Mattar C,Wigneron J P,Sobrino J A,et al. A combined optical-microwave method to retrieve soil moisture over vegetated areas[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2012,50(5):1404-1413.

[52] 鲍艳松,刘良云,王纪华. 综合利用光学、微波遥感数据反演土壤湿度研究[J]. 北京师范大学学报(自然科学版),2007,43(3):228-233.

Bao Y S,Liu L Y,Wang J H. Soil moisture estimation based on optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science),2007,43(3):228-233.

[53] 雷志斌,孟庆岩,田淑芳,等. 基于 GF-3 和 Landsat8 遥感数据的土壤水分反演研究[J]. 地球信息科学学报,2019,21(12):1965-1976.

Lei Z B,Meng Q Y,Tian S F,et al. Soil moisture retrieval study based on GF-3 and Landsat8 remote sensing data[J]. Journal of Geo-Information Science,2019,21(12):1965-1976.

[54] Zribi M,Dechambre M. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band Radar data[J]. Remote Sensing of Environment,2003,84(1):42-52.

[55] Rahman M M,Moran M S,Thoma D P,et al. A derivation of roughness correlation length for parameterizing Radar backscatter models[J]. International Journal of Remote Sensing,2007,28(18):3995-4012.

[56] Zhu L,Walker J P,Ye N,et al. Roughness and vegetation change detection:A pre-processing for soil moisture retrieval from multi-temporal SAR imagery[J]. Remote Sensing of Environment,2019,225:93-106.

[57] Santi E,Daboor M,Pettinato S,et al. Combining machine learning and compact polarimetry for estimating soil moisture from C-band SAR data[J]. Remote Sensing,2019,11(20):2451.

[58] 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[J]. 红外与毫米波学报,2012,31(3):283-288.

Yu F,Zhao Y S,Li H T. Soil moisture retrieval based on GA-BP neural networks algorithm[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves,2012,31(3):283-288.

[59] Santi E. Neural networks applications for the remote sensing of hydrological parameters[M]//Artificial Neural Networks—Models and Applications Book. TechOpen,2016:309-334.

[60] 姜 红,玉素甫江·如素力,拜合提尼沙·阿不都克日木,等. 基于支持向量机回归算法的土壤水分光学与微波遥感协同反演[J]. 地理与地理信息科学,2017,33(6):30-36.

Jiang H,Yusufjiang R,Baihetinisha A,et al. Soil moisture retrieval by synergizing optical and microwave remote sensing data based on support vector machine regression algorithm[J]. Journal of Geo-Information Science,2017,33(6):30-36.

[61] Ma H,Liu S. The potential evaluation of multisource remote sensing data for extracting soil moisture based on the method of BP neural network[J]. Canadian Journal of Remote Sensing,2016,42(2):117-124.

[62] Getachew A,Tsegaye T,Berhan G,et al. Combined use of Sentinel-1 SAR and Landsat sensors products for residual soil moisture retrieval over agricultural fields in the upper Blue Nile Basin,Ethiopia[J]. Sensors,2020,20(11):3282.

[63] Notarnicola C,Angiulli M,Posa F. Soil moisture retrieval from remotely sensed data: Neural network approach Versus Bayesian method[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2008,46(2):547-557.

[64] Kolassa J,Reichle R H,Liu Q,et al. Estimating surface soil mois-

ture from SMAP observations using a neural network technique [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204: 43 – 59.

Research progress on the cooperative inversion of soil moisture using optical and SAR remote sensing

AI Lu, SUN Shuyi, LI Shuguang, MA Hongzhang

(College of Science, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China)

Abstract: Soil moisture (SM) plays an irreplaceable role in agricultural production, and agricultural water use, yield estimation, and drought monitoring are all closely related to SM. Therefore, it is of great significance to monitor the changes in SM. At present, the remote sensing technique is an effective tool for the monitoring of the changes in SM in large areas. Optical remote sensing is sensitive to the composition of surface vegetation, while microwaves can penetrate vegetation to obtain the information of SM under vegetation. Meanwhile, the sensitivity of synthetic aperture Radar (SAR) backscattering to the changes in SM is greatly affected by the vegetation canopy. In areas covered by vegetation, microwave remote sensing will be affected by both surface roughness and vegetation. Therefore, the joint application of optical and SAR remote sensing can well remove the impacts of vegetation and surface roughness, thus improving the inversion accuracy of SM. This paper summarizes the remote sensing models and retrieval methods commonly used in the research on the cooperative inversion of SM using optical and SAR remote sensing. Meanwhile, it proposes the difficulties in the research and the future development of the cooperative inversion.

Keywords: soil moisture; optical remote sensing; SAR; vegetation canopy; roughness; scattering model

(责任编辑: 陈 理)