

钟雪, 杨明龙, 唐秀娟, 等. 土壤水分卫星遥感反演方法研究进展[J]. 干旱气象, 2024, 42(4): 637-648. [ZHONG Xue, YANG Minglong, TANG Xiujuan, et al. Progress of satellite remote sensing inversion method for soil moisture[J]. Journal of Arid Meteorology, 2024, 42(4): 637-648], DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2024)-04-0637

## 土壤水分卫星遥感反演方法研究进展

钟雪<sup>1,2</sup>, 杨明龙<sup>1,2</sup>, 唐秀娟<sup>3</sup>, 韩澳禧<sup>1,2</sup>

(1. 昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093; 2. 云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心, 云南 昆明 650093; 3. 昆明市测绘研究院, 云南 昆明 650091)

**摘要:**在全球变暖背景下,土壤水分是影响气候干旱、作物生长和环境变化的关键因素。利用遥感技术反演土壤水分,不仅能提高干旱预警能力,对于农业发展、生态保护和修复也具有重要意义。本文总结了当前土壤水分反演常用的遥感数据并分析其发展趋势,从光学、主被动微波角度详细阐述了各反演方法的原理、优缺点及发展方向,并进一步探讨了土壤水分研究的4个主要领域:主被动微波、多源数据融合、空间尺度转换及方法和模型的改进。最后,总结了遥感技术在土壤水分反演领域的演变趋势,并对未来发展提出展望。

**关键词:**土壤水分;反演模型;多源数据;协同反演

**文章编号:**1006-7639(2024)04-0637-12 DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2024)-04-0637

**中图分类号:**S152.7

**文献标志码:**A

### 0 引言

土壤水分是指存储在土壤间隙中的水量,对陆地与大气水热交换、地球水循环和能量循环起着关键作用(Yee, 1966; Zeng et al., 2015; 杨扬等, 2023)。尽管在水资源中占比较少,土壤水分在物质能量守恒及气候变化中的作用非常重要(樊磊, 2017)。作为陆地与大气中水热交换的重要因子,土壤水分能引起地表反照率、蒸散发和热容量等物理变化,从而间接影响干旱、洪涝、飓风等多种气候现象(Shukla and Mintz, 1982; 覃湘栋等, 2021b);同时,也是动植物及微生物的重要生存资源。

传统的土壤水分监测方法,如烘干法、电阻探测法、时域反射法和电容法等(Sreedeeep et al., 2004; 周鹏等, 2010),受站点分布和地表异质性的限制,难以支持大范围、大尺度的土壤水分监测。相比之下,遥感数据凭借其多时相、多波段的特点,借助卫星的成功发射和稳定运行,为大尺度的土壤水分动态监测(Lievens et al., 2017)提供了可能。研究者们开发了多种算法和模型,显著提升土壤水分产品的时空分

辨率及精度。如Leng等(2019)结合光学数据和被动微波数据,开发了适用于中国的全天候高空间分辨率土壤水分产品,弥补了光学数据受气候因素影响造成的不足。张双成等(2022)结合Sentinel-1雷达数据和Sentinel-2光学数据,通过水云模型消除植被的影响,有效反演农田表层土壤水分。Meng等(2016)利用Radarsat-2与Landsat-8数据反演玉米各生长阶段的土壤水分,证明土壤粗糙度是土壤水分的影响因素之一。利用卫星遥感快速准确地监测土壤水分已成为目前最具发展潜力的方法之一(EL Hajj et al., 2016; 李忆平和李耀辉, 2017; 王莺等, 2022)。

本文从土壤水分遥感反演的原理出发,总结目前常用的卫星遥感数据,并从光学遥感和微波遥感2个方面综合分析土壤水分遥感协同反演的技术方法、特点、优势及存在的问题,揭示未来发展趋势,为利用遥感数据反演土壤水分提供理论基础和技术支持。

### 1 土壤水分遥感反演数据

随着遥感大数据时代的到来,遥感数据的应用

收稿日期:2023-10-25; 改回日期:2024-04-21

基金项目:国家自然科学基金项目(41861054, 62266026)资助

作者简介:钟雪(1997—),女,云南红河人,硕士生,主要从事GIS与遥感应用研究。E-mail: 2226763632@qq.com。

通信作者:杨明龙(1982—),男,贵州岑巩人,博士,副教授,主要从事资源环境与遥感研究。E-mail: yangml3000@qq.com。

范围广泛,具有的观测范围广、空间连续性强、数据源受大气影响小、探测深度广及波段信息丰富等优势,成为土壤水分反演研究的关键工具。目前有关卫星遥感反演土壤水分的研究多集中在方法综述,缺乏对卫星遥感数据类型的详细介绍,而遥感数据的类型、分辨率关系着土壤水分反演精度及反演方法的选择,故从光学和微波两方面详细归纳总结土壤水分反演的遥感数据。

### 1.1 土壤水分光学遥感反演数据

土壤水分反演中应用的光学遥感数据主要包括可见光-近红外和热红外数据。利用这些多光谱

卫星遥感传感器接收的地表发射率和温度信息,研究者能够识别不同地物。随着遥感技术的进步,光学遥感卫星的种类和性能持续增强(表1)。在早期研究中,主要使用 NOAA(National Oceanic and Atmospheric Administration,美国国家海洋和大气管理局)、MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer,中分辨率成像光谱仪)等低分辨率数据进行大尺度土壤水分反演(武晓波等,1998;FUJII et al., 2009)。随着 Landsat 和 Sentinel 等高分辨率遥感数据陆续投入使用,围绕这些数据的土壤水分研究也大量增加(姜传礼等,2023)。

表 1 光学卫星数据  
Tab. 1 Optical satellite data

数据	卫星名称	时间分辨率/d	空间分辨率/m	波段	时间序列
AVHRR	NOAA 15	1~2	1 100	5	1998 年至今
	NOAA 19				2009—2011 年
	MetOp-A				2006 年至今
	MetOp-B				2012 年至今
	MetOp-C				2018 年至今
ASTER	Terra	15	15/30/90	14	1999 年至今
MODIS	Terra	1	500/100	36	1999 年至今
	Aqua				2002 年至今
Landsat	Landsat5	16	30/60	7	1984—2013 年
	Landsat8	16	15/30/100	11	2013 年至今
Sentinel-2	Sentinel-2A	10	10/60	12	2015 年至今
	Sentinel-2B				2017 年至今

### 1.2 土壤水分微波遥感反演数据

微波遥感数据分为被动微波和主动微波 2 类:被动微波利用微波辐射计获取地表辐射信息进行土壤水分反演,适用于区域和全球尺度的低空间分辨率研究(Karthikeyan et al., 2019);主动微波通过向地表发射微波信号并接收反射回来的后向散射信息,多用于小区域的土壤水分反演(方西瑶等, 2022)。随着对地观测卫星的增多,微波探测的波

段从 C 波段发展到 L 波段,丰富了微波数据集(表2)。常用的被动微波卫星和微波辐射计包括 AMSR-E、AMSR-2、SMOS、SMAP 等;而用于土壤水分反演的主动微波传感器主要使用合成孔径雷达、RadarSat、ASCAT、Sentinel-1 和中国的高分三号(GF-3)等。

利用这两类数据进行大量研究后,土壤水分的反演技术不断提高,为农业、气象和环境管理提供重要的数据支持。

表 2 微波遥感数据  
Tab. 2 Microwave remote sensing data

传感器	卫星	时间分辨率/d	空间分辨率	波段类型	时间序列
ASCAT	MetOp-A/B/C	3	12~25 km	C 波段(主动)	2007 年至今
AMSR-E	Aqua	2	25 km	多波段(被动)	2002 年至今
AMSR-2	GCOM W1	2	25 km	多波段(被动)	2012 年至今
SMOS	SMOS	1~3	35 km	L 波段(被动)	2010 年至今
SMAP	SMAP	3	3~40 km	L 波段(主被动)	2015 年至今
MWRI	FY-3	1~3	25 km	多波段(被动)	2013 年至今
SAR	Sentinel-1	6	5×20 m	C 波段(主动)	2014 年至今
SAR	GF-3	2~3	1~500 m	C 波段(主动)	2016 年至今

## 2 光学遥感土壤水分反演方法

土壤水分含量的不同导致水分子在吸收光谱区间存在明显反射率差异(王俊霞等,2019),这种差异为计算土壤水分含量提供了一种有效手段。根据传感器类型和电磁波频率的不同,光学遥感土壤水分反演可分为可见光-近红外遥感和热红外遥感,各自的光学数据原理及方法如图1、表3所示。

### 2.1 可见光-近红外遥感

可见光-近红外遥感通过分析土壤和植被的物理和生化特性所引起的反射率变化,用于估算土壤水分(马春芽等,2018)。目前,常用的反演方法包括反射率法和指数法。

#### 2.1.1 反射率法

Bowers 和 Hanks(1965)发现光学遥感反射信号与土壤水分之间存在相关关系,为光学遥感反演土壤水分开辟了新路基。最初,这种方法主要应用于

实验室条件下的土壤监测(刘培君等,1997)。后来,为提高反演精度以适应更大范围的应用,研究者考虑了土壤质地和植被覆盖等影响因素,通过构建反射率与土壤水分含量线性或非线性的经验方程,实现土壤水分的反演。例如,刘伟东等(2004)通过最佳波段选择比较了相对反射率法、一阶微分法和差分法的预测效果,并在小汤山区域使用高光谱影像建立了土壤表面水分的空间分布图。张传波等(2022)考虑植被因素,基于作物冠层近红外、红外波段反射率,构建多元线性回归模型反演农田土壤水分。此外,为精确地量化环境参数的影响,一些学者提出了半经验和机理反演模型,如高斯半经验模型、KM 双通量辐射传输模型、多层辐射传输模型等(Sadeghi et al.,2015;Zeng et al.,2016)。这些模型虽然复杂但能有效模拟土壤水分与反射率之间的非线性关系,避免了经验模型中繁琐的定标过程。

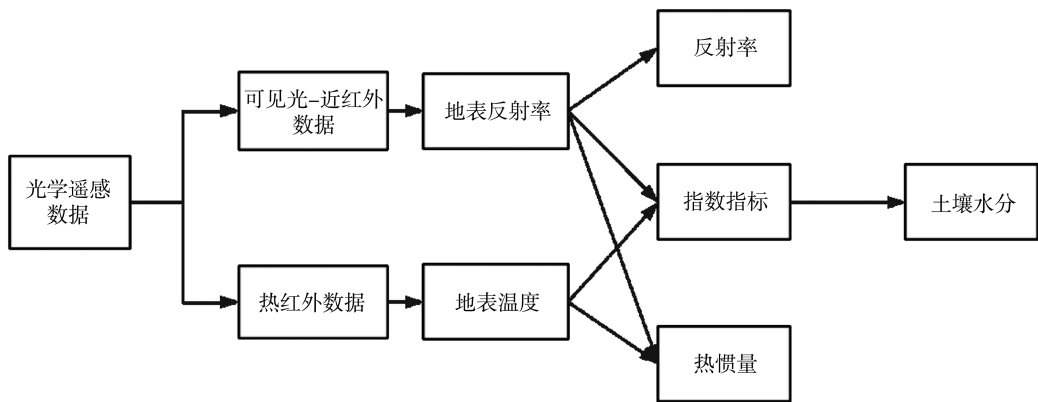


图1 光学数据反演原理图(覃湘栋等,2021a)  
Fig. 1 Schematic of the optical data inversion(Qin et al. , 2021a)

表3 光学数据反演方法对比

Tab. 3 Comparison of the optical data inversion methods

方法	使用数据类型	反演使用参数	优点	缺点
反射率法	可见光-近红外	地表反射率	算法简单,适用于裸土区	反演精度低,偏经验化
指数法	可见光-近红外和热红外	植被指数或缺水指数	适用于植被覆盖区域	具有滞后性,仅描述土壤水分相对状态
热惯量法	可见光-近红外和热红外	土壤热惯量	适用于裸土区	需要大量辅助数据、计算复杂

#### 2.1.2 指数法

研究发现土壤水分会影响植被叶片与大气间的温差。经过实测发现土壤水分与地表温度、植被间存在线性关系(Ehrler,1973),进而提出了多种表征作物区土壤水分状态的指数,如作物水分胁迫指数(Crop Water Stress Index, CWSI)(Feiziasl et al.,2014)、植被供水指数(Vegetation Water Supply Index, VWSI)(Grillakis et al.,2021)、距平植被指数

(Anomaly Vegetation Index, AVI)(宋扬等,2017)、植被条件指数(刘帆等,2013)等。基于地表能量守恒原理构建的Ts-VI特征空间通过归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)与地表温度构建的二维散点图可反映植被的水分胁迫状态,进而反演土壤水分。Sandholt等(2002)基于Ts-VI特征空间提出了温度植被干旱指数(Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI)。表4为常见的



几种土壤水分特征指数,这些指数广泛应用于干旱评估和土壤水分估算。如王美林等(2019)利用MODIS数据构建TVDI指数分析玛曲地区土壤水分的时空变化;苏永荣等(2015)针对干湿边选取方法,提出了改进的定量温度植被指数,减少了传统方法中干边选取与植被覆盖类型的计算误差。

表4 土壤水分特征指数  
Tab. 4 Soil moisture characteristic index

指数名称	计算公式	适用条件	文献
归一化植被指数	$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{Red}}{R_{NIR} + R_{Red}}$	仅适用于定性土壤水分监测	(潘宁等,2019)
作物水分胁迫指数	$CWSI = \frac{(T_c - T_a) - (T_c - T_a)_{min}}{(T_c - T_a)_{max} - (T_c - T_a)_{min}}$	适用于植被覆盖区反演	(Jackson et al. ,1981)
植被供水指数	$VSWI = B \times \frac{NDVI}{T_s}$	适用于植被覆盖密度大的区域反演	(Moran et al. ,1994)
植被条件指数	$VCI = \frac{NDVI_i - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \times 100$	适用于植被区,但需要较长时序数据	(Kogan,1990)
距平植被指数	$AVI = NDVI_i - \overline{NDVI}$	适用于植被区,但需要较长时序数据	(陈维英等,1994)
温度植被干旱指数	$TVDI = \frac{T_s - (a_{min} + b_{min} \times NDVI)}{(a_{max} + b_{max} \times NDVI) - (a_{min} + b_{min} \times NDVI)}$	适用于植被区,但对植被覆盖要求高	(Sandholt et al. ,2002)
垂直干旱指数	$PDI = \frac{R_{Red} + M \times R_{NIR}}{\sqrt{1 + M^2}}$	适用于裸土区	(Ghulam et al. ,2007a)
改进垂直干旱指数	$MPDI = \frac{PDI - f_v PDI_v}{1 - f_v}$	适用于植被区,需大量辅助数据	(Pohn et al. ,1974)

## 2.2 热红外遥感

热红外遥感反演土壤水分的原理是基于土壤含水量变化引起的土壤热传导系数、密度及比热容的改变,这些物理变化影响土壤温度。利用热红外遥感数据,可以通过测定植被、冠层和土壤表面的温度,建立与土壤水分相关的指标并进行反演。其中,热惯量法是最常用的方法之一。

热惯量法通过分析日夜温差和地表反射率来计算地表热惯量,从而反演土壤水分(Price,1985)。最初,研究者使用地表边界条件和能量平衡公式计算一维热传导方程,以此得到地表温度与热惯量之间的关系(Ghulam et al. , 2007b)。之后的研究逐渐引入地表风速、粗糙度和空气湿度等辅助数据,得到一种计算地表热惯量的遥感方法。为减少对辅助数据的依赖,部分学者尝试使用地表温度的傅里叶级数二阶近似计算蒸发潜热,通过遥感卫星获取地表一天中的最大温差改进热惯量模型(周雨石,2018)。但该方法要求精确的卫星过境数据,并需要辅以地基温度测量数据,限制了其应用范围。巩文军等(2019)基于表观热惯量法,通过混合像元分解技术处理植被覆盖,结合植被供水指数法反演非均匀覆盖灌区的土壤水分,反演结果与实测数据的相关系数达0.73。岳胜如等(2016)通过重复地面采样提高了热惯量法反演结果的相关系数,0~10 cm、0~20 cm、0~30 cm土壤表层反演结果与实测数据的相关系数分别为0.59、0.66、0.65,增强了乌审旗地区

土壤水分监测的可靠性。

综上所述,反射率法经历了从简单的经验模型向复杂机理模型的发展,使其更能适应不同区域的土壤水分反演要求。然而,当前可用于此方法的产品较少,且在阴雨天气下其性能受限。指数法操作简单,易于理解,对进行土壤水分的时空分析具有一定优势,但由于缺少必要的气象因素,其在大范围应用和高精度要求方面存在局限。热惯量法虽然理论基础坚实且应用广泛,但在蒸散发量大、植被覆盖复杂和密集的区域,准确获取地表昼夜温差挑战较大,这可能降低土壤水分反演的准确性。

## 3 微波遥感土壤水分反演方法

介电常数是影响亮温信息和雷达后向散射系数的关键因素,而土壤含水量的变化直接决定了土壤介电常数的大小。亮温信息、土壤介电常数与土壤水分三者之间的数理关系构成了微波遥感土壤水分反演的理论基础。相比光学遥感,微波遥感具有更强的穿透能力,能够穿透云雾、植被等障碍,克服光学遥感因遮挡而获取信息不足的缺陷,从而获取较为准确的地表信息。微波遥感土壤水分反演方法通常分为主动微波和被动微波两大类。

### 3.1 主动微波遥感反演

主动微波遥感主要利用传感器如合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)和散射计获取的雷达后向散射系数来描述土壤的散射能力,并据此

构建与土壤水分的关系,实现土壤水分的反演。SAR数据由于其高空间分辨率,能够细致地反映地表的细微空间信息特征,因此被广泛应用于土壤水分研

究。主动微波的反演方法包括经验法、理论建模法、半经验法和人工智能法(表5),这些方法从不同角度处理和解析SAR数据,以精确估算土壤水分含量。

表5 主动微波土壤水分反演方法

Tab. 5 Active microwave soil moisture inversion method

方法	原理	优点	缺点	文献
经验法	统计学数值拟合	反演过程简单;辅助数据需求较少;局部区域应用价值高	精确度较低;普适性较差	(Cognard et al.,1995)
理论建模法	电磁波散射分析理论	输入参数具有很强的逻辑性,反演机理明确;适用性较强	输入参数多;机理模拟本身存在理想假设	(Stogryn,1967)
半经验法	理论建模和数值拟合	输入参数相对较少;稳定性好	缺乏时空普适性,需要根据研究区变化再次拟合	(Oh et al.,1992)
人工智能法	智能算法训练	可行性较强;计算效率高	对于训练样本要求较高、物理机理薄弱	(Oh, 2006)

3.1.1 经验法

经验法基于统计理论,使用后向散射系数与实测土壤水分数据进行反演。Dobson和Ulaby(1986)发现机载雷达观测数据和实测土壤数据之间存在线性关系,并据此构建了简单的线性经验模型。随后Cognard等(1995)利用欧洲遥感卫星(EuroPea Remote Sensing Sateillte,ERS)数据,通过线性模型反演土壤水分。然而,由于地表几何特征的差异,线性关系可能会有显著变化。王雅婷等(2019)在现有线性模型的基础上,采用查找表(Look Up Table,LUT)法模拟地表粗糙度进行改进,从而提高了地表异质性较强区域的反演精度。尽管遥感卫星数据的可用性不断提高,且可获取的参数也在不断增加,但当研究范围较广时,仅通过少量的实测数据进行线性拟合,反演过程仍存在不确定性,难以保证反演精度。

3.1.2 理论建模法

理论建模法依据电磁波随机表面散射的分析原理,结合土壤水分、地表粗糙度、入射角、波长和频率等参数建立模型,以计算后向散射系数,进而完成土壤水分的反演。该方法通常适用于从光滑到粗糙的各种地表类型。以下为几种常见模型:

- 1)小扰动方法(Small Perturbation Method,SPM)  
当地表粗糙度较小时使用,该方法考虑了地表细微不平整对散射的影响。
- 2)几何光学模型(Geometrical Optics Model,GOM)  
适用于极度粗糙的地表,此模型假设地表特征远大于波长,主要通过地表的几何形状对入射波的影响来估算散射。
- 3)物理光学模型(Physical Optics Model,POM)  
适用于地表粗糙度与波长相近的情况,该模型

- 考虑波的衍射效应以及地表粗糙度对散射的贡献。
- 4)积分方程模型(Integral Equation Model,IEM)  
由于小扰动方法、几何光学模型、物理光学模型3种模型之间没有连续性,IEM模型基于电磁波辐射传输方程,通过解决地表粗糙度相关的积分方程来计算散射,适用于光滑到中等粗糙的地表。
- 5)高级积分方程模型(Advanced Integral Equation Model,AIEM)  
为了更好的区分光滑地表与粗糙地表之间的水分反演精度,AIEM模型中恢复格林函数与绝对相位项,相比IEM模型单次散射项更加准确。
- 6)密歇根微波植被散射模型(Michigan Micro-wave Canopy Scattering model,MIMICS)

Ulaby等(1990)考虑到植被覆盖的影响,提出了MIMICS模型。该模型详细将植被系统划分为枝叶层、树干层和地表层,利用微波辐射传输方程进行构建,能更全面地分析植被的影响,有效弥补了传统理论模型在处理植被覆盖密集区域时的局限性。

近年来,新的理论模型研究相对较少,多数研究主要集中在结合植被效应对现有模型进行改进,以反演裸土区及植被覆盖区的土壤水分。如雷志斌等(2019)从8种植被指数中筛选出最优的归一化差异水指数构建了植被含水量模型,再将此模型与MIMICS模型相结合,改进了植被对散射后向系数的影响,实现了在植被茂盛区使用水平极化(Horizontally Polarization,HH)、垂直极化(Vertically Polarization,VV)及HH+VV 3种极化模式进行土壤水分反演。研究表明,HH+VV双通道模式在土壤水分反演中的精度最高。

3.1.3 半经验法

半经验法结合了理论模型与经验模型,兼有两者的优缺点,其反演精度及可行性具有一定的科学

性和合理性。目前主要的半经验模型有 Oh 模型 (Oh et al., 1994)、Dubois 模型 (Dubois et al., 1995) 和水云模型 (Attema and Ulaby, 1978)。

1) Oh 模型适用于黑土、红壤、湿土等多种土壤类型的水分反演,依据不同土壤类型中水分含量和地表粗糙度的差异,利用雷达后向散射系数建立半经验的散射模型。

Oh 模型可以根据地表粗糙度的差异,进行多角度观测,并与介电常数、入射角和散射系数的极化比相关联,从而构建半经验关系。该模型需要多极化数据来提升精度,且主要适用于裸土区的土壤水分反演,通过引入散射系数相位 (Oh et al., 1994) 的概念可以弥补单极化数据在应用范围上的不足。

2) Dubois 模型是用于计算 SAR 同极化后散射系数的半经验模型。研究 (Dubois et al., 1995) 表明,当 NDVI 值大于 0.4 时, Dubois 模型的反演精度会降低。然而,对于裸土和植被稀疏区域,当植被参数处于适用范围内时,该模型的反演结果较好,误差可控制在  $0.04 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$  之内。

3) 水云模型是当前应用最广泛的半经验模型,该模型简化了植被的辐射机理,并将植被层划分为两个部分,①将植被层视为一个均匀且密度一致的整体;②只考虑植被的单次散射,忽略植被与土壤之间可能发生的二次散射。根据植物体、植被冠层下垫面和土壤三者间的散射机理关系,并结合植被含水量及入射角,可以建立水云模型。该模型将散射过程分为植被体散射和经过植被双层衰减的土壤散射两部分。

为更好地评估水云模型,许多研究通过引入植被指数对其进行了改进。如方西瑶等 (2022) 利用 Sentinel-1 数据并结合 MODIS 数据计算的 NDVI 指数,优化了水云模型。在时间序列上,该模型的反演结果与站点实测值的相关系数 ( $R^2$ ) 为 0.78~0.82,为青藏高原地区土壤水分监测提供了重要参考;李伯祥等 (2019) 也基于 Sentinel-1 数据,利用 FY-3 B WMRI 数据计算的极化差异指数,结合水云模型去

除植被含水量的影响,构建了一个半经验模型来反演农田土壤水分,得到 VV 极化的  $R^2$  为 0.74,而 VH 极化的  $R^2$  仅为 0.18,从而证实了 VV 极化在土壤水分反演中结果远远优于 VH 极化。

### 3.1.4 人工智能法

随着人工智能技术的快速发展,越来越多的研究者将各种机器学习算法运用到土壤水分反演中。神经网络 (Back Propagation, BP) 算法在研究初期最受青睐,其原理是将从微波数据提取的雷达后向散射系数作为输入数据,土壤水分作为输出数据,以输入输出样本数据进行网络训练,构建 BP 预测模型反演土壤水分 (Weimann, 1998)。随后,研究者开始引入植被指数 (吴善玉, 2019) 和多极化后向散射系数 (郭交等, 2019) 来构建训练样本,并进一步使用遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) (赵飞飞, 2021) 和支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) (Tong et al., 2020) 等更复杂的机器学习技术进行样本训练,通过迭代法寻找最优解,然后以最优参数作为初始值和阈值进行反复训练,直到达到所需的精度为止。随着数据源逐渐丰富,反演的训练样本和算法呈现多样化趋势。这些进步不仅提高了土壤水分反演的精确度,还拓展了其应用范围。

## 3.2 被动微波遥感反演

被动微波遥感主要基于土壤的辐射亮温与水分含量之间的强相关性来反演土壤水分。该方法通过辐射计接收土壤发射的微波或亮温温度间接反演土壤水分。被动微波遥感具有穿透能力强、重访周期短和对土壤水分敏感等优点,在土壤水分反演中得到广泛应用。被动微波反演方法主要有统计拟合法、机理模拟法和人工智能法 (表 6)。

### 3.2.1 统计拟合法

统计拟合法通过分析地表亮温或发射率与土壤水分之间的统计关系来完成土壤水分的反演。依据土壤水分含量不同造成的地表发射率差异,开发了土壤水分与地表发射率之间的线性经验模型。随后, Wang 等 (1982) 考虑到植被覆盖等因素的影

表 6 被动微波土壤水分反演方法

Tab. 6 Passive microwave soil water inversion method

方法	原理	优势	劣势	文献
统计拟合法	统计学数值拟合	计算简单;局部应用价值较高	精度提升困难、缺乏机理分析、缺乏普适性	(Wang et al., 1982)
机理模拟法	基于辐射传输过程模拟确定土壤水分与亮温的函数关系	理论成熟;改进方向较为明确;反演精度较高;普适性较强	包含较多理想性假设;需要一定的辅助数据;需要先验条件且较为费时	(Zhao et al., 2011)
人工智能法	智能算法训练	较之机理模拟,计算效率高、费时少;拟合效果更好和反演精度高	物理基础薄弱、依赖训练样本选取,但良好训练样本获取较为困难	(Zhao et al., 2018)



响,在此基础上引入植被和地表粗糙度等优化因子,发展了一个更为复杂的非线性经验模型。随着遥感数据的丰富,部分学者进一步研究出了包括多元线性回归在内的更复杂的反演方法。例如,姚一飞等(2022)利用全子集筛选法选取最优的光谱指数组合,采用多元线性回归法构建土壤水分反演模型,明显提升了经验关系的鲁棒性。尽管统计拟合法反演过程简单易行,但缺乏机理支撑,空间普适性较差,因此增强经验关系的鲁棒性依然是反演的关键难点。

### 3.2.2 机理模拟法

机理模拟法考虑了粗糙地表经过植被和大气等因素将地表信息反射到传感器的过程,并详细分析了这一传输过程中地表辐射如何受植被层散射和大气衰减的影响。该方法通过建模将环境因素参数化,分析土壤水分与亮温之间的关系,运用迭代分析法构建模型来反演土壤水分。常见的模型有 $Q/H$ 、 $H_p$ 、 $Q_p$ 、 $\tau$ - $\omega$ 等。

#### 1) $Q/H$ 模型

该模型充分考虑了地表粗糙度,在土壤水分反演中适用范围较广。

#### 2) $H_p$ 模型

该模型基于 $Q/H$ 模型,假设 $Q=0$ ,降低了正交极化的影响,对反射率的影响效果较小,适用于L波段。

#### 3) $Q_p$ 模型

该模型基于 $Q/H$ 模型,假设 $H_p=1$ ,对入射角和高频波段适用性较好。

#### 4) $\tau$ - $\omega$ 模型

该模型加入了粗糙度、大气、植被类型、微波频率、极化方式以及地表温度等参数,削弱了土壤、植被、大气3种介质在微波传输过程的影响。

针对以上模型,机理模拟法不断完善了效应分析过程,从而提高了反演的精度和空间适应性。

### 3.2.3 人工智能法

人工智能法基于多种要素间的非线性关系,通过训练样本来构建用于反演的人工智能算法。研究者使用单频亮温数据与土壤水分作为输入层构建人工神经网络,发现该模型反演效果较好(Liou et al., 2001)。随后,研究者尝试使用多种土壤特性因子和亮温数据作为预测因子,分析人工神经网络的预测能力(Ebrahimi et al., 2014)。随着人工智能算法的持续改进,研究者致力于分析不同算法如卷积神经网络、随机森林(Random Forest, RF)、支持向量机等反演精度,部分学者在现有算法基础上加入

新的参数因子进行优化,以提高反演精度。当前,智能算法正在逐步与机理模型融合,通过综合考虑多种地表参数,逐渐提升算法的精度和稳定性。

## 4 土壤水分反演的研究现状

根据不同类型的遥感数据,光学和微波遥感反演方法各有优缺点。光学遥感技术成熟,且能实现大面积区域的土壤水分反演,但遥感数据空间分辨率较低,且易受天气条件影响。相比之下,微波遥感分辨率高,穿透能力强,不受天气影响,其理论也相对完善,但植被覆盖和地表粗糙度在一定程度上会影响反演精度。针对以上反演方法的优缺点,土壤水分的卫星遥感反演可大致分为以下4类。

### 4.1 主被动微波遥感联合反演

主被动微波遥感联合反演方法结合了辐射计空间分辨率低但对土壤水分十分敏感、以及主动微波遥感空间分辨率高、对植被冠层结构和地表粗糙度更加敏感的特点,可实现数据源的互补,从而提高反演精度。例如,马红章等(2016)利用主被动微波联合反演对地表粗糙度和土壤水分的敏感性,提出了一种基于L波段的主被动协同反演裸土土壤水分算法,该算法克服了常规算法对实测数据的依赖性,反演结果与实测数据相关性为0.6637。吴茜(2017)通过将植被指数带入水云模型进行修正,并结合相控阵L波段合成孔径雷达影像数据进行主动微波反演,随后与辐射计数据结合,建立了一种主被动微波联合反演土壤水分的算法。

### 4.2 多源数据融合反演

使用光学和微波数据等单一数据源反演土壤水分时,其精度会受到土壤类型、植被类型、植被覆盖密度等地表特征因子影响。数据融合可以消除或减少这些因素的影响,提高反演精度。常用的数据融合方法包括单源波段融合和多源数据融合。例如,王川(2020)结合Landsat8和Sentinel-1 SAR数据,计算归一化水分指数并基于有效粗糙度概念对水云模型进行定标,用于火烧迹地的土壤水分反演,验证结果表明, $R^2$ 高达0.87。关韵桐(2019)使用Landsat8和Sentinel-2光学数据计算NDVI,区分裸土、稀疏植被及高植被区,结合Sentinel-1计算的雷达后向散射系数,基于AIEM模型构建同极化不同角度后向散射系数与粗糙度的回归方程,并结合修正水云模型得到植被冠层后向散射系数,从而减少植被的影响。验证结果表明,光学与微波数据在裸露或稀疏植被及高植被覆盖区的反演结果较好。余凡和赵英时(2011)将Landsat7的中红外波段、近

红外波段、红波段进行融合,反演植被区的土壤水分,发现将数据融合后,反演精度在一定程度上得到提高。

#### 4.3 空间尺度转换

由于光学传感器、微波辐射计及合成孔径雷达的土壤水分产品空间分辨率不同,适用于不同的空间尺度。例如,辐射计的空间分辨率较低,一般应用于全球范围的研究,而光学传感器和合成孔径雷达的空间分辨率较高,一般应用于区域或流域的研究。单一数据源的产品存在许多不确定性。综合利用多源数据,通过降尺度方法能够获得空间分辨率更佳的土壤水分分布信息。目前,光学与微波数据的协同降尺度方法包括多元统计回归法、物理模型法、权重分解法和机器学习等。

多元统计回归法通过光学数据计算地表温度、植被指数、反照率等变量,与低空间分辨率的土壤水分数据建立回归关系,进而将该关系应用于高分辨率数据以获得分辨率更高的土壤水分含量信息。魏祖帅(2019)使用地表温度、NDVI等多个因子与SMAP土壤水分数据构建了回归模型,然后将其应用于高分辨率的数据中,从而得到1 km分辨率的土壤水分分布信息。该方法简单易行,适用性强,但主要依赖统计关系,因而缺乏物理基础。因此,一些研究基于物理模型法(Merlin et al., 2009)估算土壤的蒸散发效率,以此作为土壤水分的指标对土壤水分产品进行降尺度。而权重分解法则使用光学数据计算得到的TVDI、NDVI等指数作为空间权重因子,与土壤水分数据建立关系,实现数据的降尺度,研究表明这种方法可使微波遥感数据在大尺度监测方面发挥更大的优势(孟祥金等, 2019)。

近年来,机器学习法在土壤水分降尺度领域的应用越来越广泛,如人工神经网络和梯度增强决策树回归等(Wei et al., 2019)。这些方法通过训练样本建立精确的关系模型。由于训练时需要大量的样本数据,样本的代表性、相关性及样本组合的选择都会明显影响模型精度。Srivastava等(2013)利用人工神经网络、支持向量机和相关向量机3种机器学习方法,将MODIS的地表温度和SMOS数据集降尺度,并使用土壤水分亏缺指数评价这些方法的降尺度效果,发现在季节变换尺度下人工神经网络模型的性能更好。

#### 4.4 反演方法改进

随着遥感技术的快速发展,其应用领域也不断扩展。为适应不同范围的反演差异,提高反演精度,研究者在优化反演方法和模型上投入了大量

精力。反演初期,利用多极化、多角度及多波段的方式,有效减少反演过程中的不确定性,并通过修正后向散射系数以提高反演精度。反演中期,整合与土壤水分直接相关的参数,如降水、蒸散发、日照时数以及地形相关的坡度、坡向和高程等,进一步减少预测的不确定性。通过引入机器学习法如人工神经网络、遗传算法、支持向量机和随机森林等,研究者能够建立输入和输出样本之间的相关性,解决模型过拟合问题,减轻植被覆盖和地表粗糙度对模型的影响。例如,孙波等(2019)利用遗传算法模拟自然选择过程中的选择、交叉和变异机制,与支持向量机结合提出了GA-SVM优化算法。此外,Tao等(2019)利用粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)不断调整粒子位置和速度,优化BP神经网络,明显提高了土壤水分反演精度。

### 5 小结与展望

通过对光学、主被动微波及其协同反演的研究可以发现,土壤水分的光学反演方法逐渐从经验拟合法向机理分析法转变。土壤水分的微波遥感反演显示出3种主要发展趋势:首先,微波遥感反演法的时空普适性逐渐提高;其次,微波遥感数据逐渐多元化,研究者开始关注高时空分辨率数据的应用;最后,智能算法在微波遥感中不断得到改进和完善。光学遥感对地表植被信息敏感,可以为微波遥感模型提供修正参数。微波遥感因其穿透力较强,可穿透低矮植被监测土壤信息,为多源数据协同反演提供了物理基础。

在联合反演土壤水分领域,尽管取得了一些研究成果,但不同数据的自身限制使得土壤水分产品的精度仍无法满足实际应用需求。当前,土壤水分遥感仍面临以下挑战和机遇。

1)光学反演易受云雾天气影响。通过反射率法、指数法和热惯量法提取地表信息时,云雾的遮挡会降低数据的提取精度。为此,许多研究者采用云覆盖区域周围的插值运算或使用往期该地点的无云影像来代替,以提取有效的地表信息。但这两种去云方法与实际光谱信息存在差异,因此,未来的研究需重点开发和优化去云算法,以提高光学数据的可用性。

2)针对高时空分辨率的多源数据协同反演,目前主要集中在光学与SAR数据协同以及微波数据的降尺度两个方面。光学与SAR数据协同反演侧重于提取植被类型、植被覆盖密度、地表粗糙度、土壤类型等地表信息,并结合各种模型进行改进。尽



管目前用于协同反演的算法和模型众多,但它们对于地表空间异质性的适应性不同,未来需要针对地表空间异质性变化去除植被、地表粗糙度、土壤质地结构等影响的算法和模型进行改进,以提高反演精度。对于微波数据的降尺度,由于中国地貌类型复杂,现有方法仍存在转换关系不确定和降尺度结果空间不完整等问题。今后还需结合实测土壤水分数据,以补充空缺数据,并利用多种高科技手段进一步开展土壤水分降尺度研究。

3) 尽管现代遥感探测器能够穿透地表,但其探测深度通常限于1~10 cm,最深为30 cm。在土壤水分反演过程中,受多种因素的影响,反演的土壤水分的深度越深,精度越低。未来研究可将土壤水分遥感反演与土壤热学、水力学结合,将土壤水分数据与径流、植物生长等环境要素紧密联系,实现深层土壤水分的高精度反演。

尽管目前利用遥感技术反演土壤水分还面临诸多挑战,但随着多颗卫星监测网络的建成与应用,可以有效缩短重访观测的时间间隔,促进土壤水分时序信息的挖掘与应用,从而更精确地反演土壤水分。同时,通过与地质、水文等相关学科的结合,土壤水分反演模型的普适性和准确性将得到明显提升,成为未来发展的重要趋势。

#### 参考文献:

- 陈维英,肖乾广,盛永伟,1994. 距平植被指数在1992年特大干旱监测中的应用[J]. 环境遥感(2): 106-112.
- 樊磊,2017. 基于多源数据的土壤水分估算及森林火灾风险评估应用[D]. 北京:中国科学院大学.
- 方西瑶,蒋玲梅,崔慧珍,2022. 基于Sentinel-1雷达数据的青藏高原地区土壤水分反演研究[J]. 遥感技术与应用,37(6): 1447-1459.
- 巩文军,郭乙霏,王文婷,等,2019. 基于混合象元分解的Landsat8与MODIS数据融合反演土壤墒情方法研究[J]. 灌溉排水学报,38(7): 123-128.
- 关韵桐,2019. 基于SAR与光学数据的高原湿地土壤水分反演研究——以大山包湿地为例[D]. 昆明:云南师范大学.
- 郭交,刘健,宁纪锋,等,2019. 基于Sentinel多源数据的农田地表土壤水分反演模型构建与验证[J]. 农业工程学报,35(14): 71-78.
- 姜传礼,赵健赞,丁圆圆,等,2023. SPA算法与机器学习的黄河源土壤水分反演[J]. 光谱学与光谱分析,43(6): 1961-1967.
- 雷志斌,孟庆岩,田淑芳,等,2019. 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,21(12): 1965-1976.
- 李伯祥,陈晓勇,徐雯婷,2019. 基于水云模型的Sentinel-1A双极化反演植被覆盖区土壤水分[J]. 水土保持研究,26(5): 39-44.
- 李忆平,李耀辉,2017. 气象干旱指数在中国的适应性研究进展[J]. 干旱气象,35(5): 709-723.
- 刘帆,申双和,杨炳玉,等,2013. 不同土壤水分条件下玉米叶片/冠层气孔导度的光谱监测模型[J]. 中国农业气象,34(6): 727-732.
- 刘培君,张琳,艾里西尔·库尔班,等,1997. 卫星遥感估测土壤水分的一种方法[J]. 遥感学报,1(2): 135-138.
- 刘伟东,FRÉDÉRIC BARET,张兵,等,2004. 高光谱遥感土壤湿度信息提取研究[J]. 土壤学报,41(5): 700-706.
- 马春芽,王景雷,黄修桥,2018. 遥感监测土壤水分研究进展[J]. 节水灌溉(5): 70-74.
- 马红章,刘素美,彭爱华,等,2016. L波段主被动微波协同反演裸土土壤水分[J]. 农业工程学报,32(19): 133-138.
- 孟祥金,毛克彪,孟飞,等,2019. 基于空间权重分解的降尺度土壤水分产品的中国土壤水分时空格局研究[J]. 高技术通讯,29(4): 402-412.
- 潘宁,王帅,刘焱序,等,2019. 土壤水分遥感反演研究进展[J]. 生态学报,39(13): 4615-4626.
- 覃湘栋,庞治国,江威,2021a. 土壤水分光学遥感反演方法研究进展和挑战[J]. 人民珠江,42(11): 38-45.
- 覃湘栋,庞治国,江威,等,2021b. 土壤水分微波反演方法进展和发展趋势[J]. 地球信息科学学报,23(10): 1728-1742.
- 宋扬,房世波,梁瀚月,等,2017. 基于MODIS数据的农业干旱遥感指数对比和应用[J]. 国土资源遥感,29(2): 215-220.
- 苏永荣,宫阿都,吕潇然,等,2015. 基于改进温度植被干旱指数的农田土壤水分反演方法[J]. 遥感信息,30(6): 96-101.
- 孙波,梁勇,汉牟田,等,2019. 基于GA-SVM的GNSS-IR土壤湿度反演方法[J]. 北京航空航天大学学报,45(3): 486-492.
- 王川,2020. 联合光学和微波遥感数据反演根河林区火烧迹地土壤含水量[D]. 北京:北京林业大学.
- 王俊霞,潘耀忠,朱秀芳,等,2019. 土壤水分反演特征变量研究综述[J]. 土壤学报,56(1): 23-35.
- 王美林,姜群鸥,邵雅琪,等,2019. 基于TVDI的玛曲土壤湿度时空变化及其影响因素[J]. 中国水土保持科学,17(4): 141-152.
- 王雅婷,孔金玲,杨亮彦,等,2019. 基于SVR的旱区稀疏植被覆盖下土壤水分遥感反演[J]. 地球信息科学学报,21(8): 1275-1283.
- 王莺,张强,王劲松,等,2022. 21世纪以来干旱研究的若干新进展与展望[J]. 干旱气象,40(4): 549-566.
- 魏祖帅,2019. 青藏高原地区SMAP土壤水分降尺度方法研究[D]. 武汉:武汉大学.

- 吴茜, 2017. 主被动微波协同反演植被覆盖地表土壤水分方法研究[D]. 泰安: 山东农业大学.
- 吴善玉, 2019. 基于神经网络算法的多源遥感联合反演土壤湿度研究[D]. 南京: 南京信息工程大学.
- 武晓波, 阎守邕, 田国良, 等, 1998. 在 GIS 支持下用 NOAA/AVHRR 数据进行旱情监测[J]. 遥感学报, 2(4): 280–284.
- 杨扬, 王丽娟, 黄小燕, 等, 2023. 基于 ERA5-Land 产品的黄河流域蒸散时空变化特征[J]. 干旱气象, 41(3): 390–402.
- 姚一飞, 王爽, 张珺锐, 等, 2022. 基于 GF-1 卫星遥感的河套灌区土壤含水率反演模型研究[J]. 农业机械学报, 53(9): 239–251.
- 余凡, 赵英时, 2011. 基于主被动遥感数据融合的土壤水分信息提取[J]. 农业工程学报, 27(6): 187–192.
- 岳胜如, 李瑞平, 邹春霞, 等, 2016. 基于多波段 MODIS 遥感数据的乌审旗土壤含水量监测研究[J]. 水土保持通报, 36(2): 146–150.
- 张传波, 李卫国, 王晶, 等, 2022. 波段反射率和植被指数结合的作物生长季农田土壤水分估测[J]. 江苏农业学报, 38(1): 111–118.
- 张双成, 鲍琳, 马中民, 等, 2022. 多源哨兵数据解译农田区土壤湿度算法研究[J]. 测绘科学, 47(8): 94–104.
- 赵飞飞, 2021. 多源遥感数据协同的贵州石漠化地区土壤水分反演研究[D]. 贵阳: 贵州大学.
- 周鹏, 丁建丽, 王飞, 等, 2010. 植被覆盖地表土壤水分遥感反演[J]. 遥感学报, 14(5): 959–973.
- 周雨石, 2018. 基于改进热惯量模型土壤含水量时空变化研究—以黑河上游八宝河流域为例[D]. 开封: 河南大学.
- ATTEMA E P, ULABY F T, 1978. Vegetable modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 13(2): 357–364.
- BOWERS S A, HANKS R J, 1965. Reflection of radiant energy from soils[J]. Soil Science, 100(2): 130–138.
- COGNARD A L, LOUMAGNE C, NORMAND M, et al, 1995. Evaluation of the ERS 1/synthetic aperture radar capacity to estimate surface soil moisture: Two-year results over the naizin watershed[J]. Water Resources Research, 31(4): 975–982.
- DOBSON M C, ULABY F T, 1986. Preliminary evaluation of the SIR-B response to soil moisture, surface roughness, and crop canopy cover[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, GE-24(4): 517–526.
- DUBOIS P C, VAN ZYL J, ENGMAN T, 1995. Measuring soil moisture with imaging radars [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 33(4): 915–926.
- EBRAHIMI E, BAYAT H, NEYSHABURI M R, et al, 2014. Prediction capability of different soil water retention curve models using artificial neural networks [J]. Archives of Agronomy and Soil Science, 60(6): 859–879.
- EHLER W L, 1973. Cotton leaf temperatures as related to soil water depletion and meteorological factors [J]. Agronomy Journal, 65(3): 404–409.
- EL HAJJ M, BAGHDADI N, ZRIBI M, et al, 2016. Soil moisture retrieval over irrigated grassland using X-band SAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 176: 202–218.
- FEIZIASL V, FOTOVAT A, ASTARAEI A, et al, 2014. Determination of soil and plant water balance and its critical stages for rainfed wheat using Crop Water Stress Index (CWSI)[J]. Journal of Water and Soil, 28(4): 804–817.
- FUJII H, KOIKE T, IMAOKA K, 2009. Improvement of the AMSR-E algorithm for soil moisture estimation by introducing a fractional vegetation coverage dataset derived from MODIS data[J]. Journal of the Remote Sensing Society of Japan, 29(1): 282–292.
- GHULAM A, QIN Q M, TEYIP T, et al, 2007a. Modified perpendicular drought index (MPDI): A real-time drought monitoring method [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 62(2): 150–164.
- GHULAM A, QIN Q M, ZHAN Z M, 2007b. Designing of the perpendicular drought index [J]. Environmental Geology, 52(6): 1 045–1 052.
- GRILLAKIS M G, KOUTROULIS A G, ALEXAKIS D D, et al, 2021. Regionalizing root-zone soil moisture estimates from ESA CCI soil water index using machine learning and information on soil, vegetation, and climate [J]. Water Resources Research, 57(5), DOI: 10.1029/2020WR029249.
- JACKSON R D, IDSO S B, REGINATO R J, et al, 1981. Canopy temperature as a crop water stress indicator [J]. Water Resources Research, 17(4): 1 133–1 138.
- KARTHIKEYAN L, PAN M, KONINGS A G, et al, 2019. Simultaneous retrieval of global scale vegetation optical depth, surface roughness, and soil moisture using X-band AMSR-E observations [J]. Remote Sensing of Environment, 234, DOI: 10.1016/j.rse.2019.111473.
- KOGAN F N, 1990. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas [J]. International Journal of Remote Sensing, 11(8): 1 405–1 419.
- LENG P, LI Z L, LIAO Q Y, et al, 2019. Determination of all-sky surface soil moisture at fine spatial resolution synergistically using optical/thermal infrared and microwave measurements [J]. Journal of Hydrology, 579, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124167.
- LIEVENS H, REICHEL R H, LIU Q, et al, 2017. Joint Sentinel-1 and SMAP data assimilation to improve soil moisture estimates [J]. Geophysical Research Letters, 44 (12): 6 145–6 153.
- LIU Y A, LIU S F, WANG W J, 2001. Retrieving soil moisture from simulated brightness temperatures by a neural network [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote

- Sensing, 39(8): 1 662–1 672.
- MENG Q Y, XIE Q X, WANG C M, et al, 2016. A fusion approach of the improved Dubois model and best canopy water retrieval models to retrieve soil moisture through all maize growth stages from Radarsat-2 and Landsat-8 data [J]. *Environmental Earth Sciences*, 75(20), 1377. DOI: 10.1007/s12665-016-6182-4.
- MERLIN O, AL BITAR A, WALKER J P, et al, 2009. A sequential model for disaggregating near-surface soil moisture observations using multi-resolution thermal sensors [J]. *Remote Sensing of Environment*, 113(10): 2 275–2 284.
- MORAN M S, CLARKE T R, INOUE Y, et al, 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index [J]. *Remote Sensing of Environment*, 49(3): 246–263.
- OH Y, 2006. Robust inversion technique for retrieving soil moisture from multi-polarised backscatter of bare surface [J]. *Electronics Letters*, 42(7): 414–415.
- OH Y, SARABANDI K, ULABY F T, 1994. An inversion algorithm for retrieving soil moisture and surface roughness from polarimetric radar observation [C]//*Proceedings of IGARSS '94-1994 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Pasadena, CA, USA. IEEE, 1 582–1 584. DOI: 10.1109/IGARSS.1994.399504.
- OH Y, SARABANDI, K, ULABY F T, 1992. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 370–381.
- POHN H A, OFFIELD T W, WATSON K, 1974. Thermal inertia mapping from satellite-discrimination of geology unit in Oman [J]. *Journal of Research of the U.S. Geological Survey*, 2(2): 147–158.
- PRICE J C, 1985. On the analysis of thermal infrared imagery: The limited utility of apparent thermal inertia [J]. *Remote Sensing of Environment*, 18(1): 59–73.
- SADEGHI M, JONES S B, PHILPOT W D, 2015. A linear physically-based model for remote sensing of soil moisture using short wave infrared bands [J]. *Remote Sensing of Environment*, 164: 66–76.
- SANDHOLT I, RASMUSSEN K, ANDERSEN J, 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status [J]. *Remote Sensing of Environment*, 79(2/3): 213–224.
- SHUKLA J, MINTZ Y, 1982. Influence of land-surface evapotranspiration on the earth's climate [J]. *Science*, 215(4539): 1 498–1 501.
- SREEDEEP S, RESHMA A C, SINGH D N, 2004. Measuring soil electrical resistivity using a resistivity box and a resistivity probe [J]. *Geotechnical Testing Journal*, 27(4): 411–415.
- SRIVASTAVA P K, HAN D W, RAMIREZ M R, et al, 2013. Machine learning techniques for downscaling SMOS satellite soil moisture using MODIS land surface temperature for hydrological application [J]. *Water Resources Management*, 27(8): 3 127–3 144.
- STOGRYN A, 1967. Electromagnetic scattering from rough, finitely conducting surfaces [J]. *Radio Science*, 2(4): 415–428.
- TAO L L, WANG G J, CHEN X, et al, 2019. Soil moisture retrieval using modified particle swarm optimization and back-propagation neural network [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 85(11): 789–798.
- TONG C, WANG H Q, MAGAGI R, et al, 2020. Soil moisture retrievals by combining passive microwave and optical data [J]. *Remote Sensing*, 12(19). DOI: 10.3390/rs12193173.
- ULABY F T, SARABANDI K, MCDONALD K, et al, 1990. Michigan microwave canopy scattering model [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 11(7): 1 223–1 253.
- WANG J R, MCMURTREY J E III, ENGMAN E T, et al, 1982. Radiometric measurements over bare and vegetated fields at 1.4-GHz and 5-GHz frequencies [J]. *Remote Sensing of Environment*, 12(4): 295–311.
- WEI Z S, MENG Y Z, ZHANG W, et al, 2019. Downscaling SMAP soil moisture estimation with gradient boosting decision tree regression over the Tibetan Plateau [J]. *Remote Sensing of Environment*, 225: 30–44.
- WEIMANN A, 1998. Inverting a microwave backscattering model by the use of a neural network for the estimation of soil moisture [C]//*IGARSS '98. Sensing and Managing the Environment*. 1998 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings. Seattle, WA, USA. IEEE, 1 837–1 839. DOI: 10.1109/IGARSS.1998.703668.
- YEE K, 1966. Numerical solution of initial boundary value problems involving Maxwell's equations in isotropic media [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 14(3): 302–307.
- ZENG J Y, LI Z, CHEN Q, et al, 2015. Evaluation of remotely sensed and reanalysis soil moisture products over the Tibetan Plateau using in-situ observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 163: 91–110.
- ZENG W Z, XU C, HUANG J S, et al, 2016. Predicting near-surface moisture content of saline soils from near-infrared reflectance spectra with a modified Gaussian model [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 80(6): 1 496–1 506.
- ZHAO T J, ZHANG L X, SHI J C, et al, 2011. A physically based statistical methodology for surface soil moisture re-



trieval in the Tibet Plateau using microwave vegetation indices [J]. Journal of Geophysical Research, 116 (D8), D08116. DOI: 10.1029/2010JD015229.

ZHAO W, SÁNCHEZ N, LU H, et al, 2018. A spatial down-

scaling approach for the SMAP passive surface soil moisture product using random forest regression [J]. Journal of Hydrology, 563: 1 009–1 024.

## Progress of satellite remote sensing inversion method for soil moisture

ZHONG Xue<sup>1,2</sup>, YANG Minglong<sup>1,2</sup>, TANG Xiujuan<sup>3</sup>, HAN Aoxi<sup>1,2</sup>

(1. School of Land Resources Engineering Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China;

2. Application Engineering Research Center of Spatial Information Surveying and Mapping Technology in Plateau and Mountainous Areas Set by Universities in Yunnan Province, Kunming 650093, China;

3. Kunming Surveying and Mapping Institute, Kunming 650091, China)

**Abstract:** In the context of global warming, soil moisture is a key factor affecting climate drought, crop growth, and environmental change. Using remote sensing technology to estimate soil moisture not only enhances drought early warning capabilities but also holds significant implications for agricultural development, ecological protection, and restoration. This article summarizes the currently used remote sensing data for soil moisture inversion and analyzes its development trends. It elaborates in detail on the principles, advantages, and disadvantages of each inversion method from optical and active-passive microwave perspectives, and further explores four main areas of soil moisture research: active-passive microwave, multisource data fusion, spatial scale conversion, and methods and model improvements. Finally, it outlines the evolutionary trends of remote sensing technology in the field of soil moisture inversion and presents a future outlook.

**Key words:** soil moisture; inversion model; multi-source data; collaborative inversion

(责任编辑:邓祖琴;校对:黄小燕)

## 欢迎订阅 2024 年《干旱气象》

《干旱气象》由中国气象局主管,甘肃省气象局主办,中国气象局兰州干旱气象研究所及中国气象学会干旱气象学委员会承办,是我国干旱气象领域科学研究的专业性学术期刊,反映全球及区域干旱事件形成机理、监测预测、风险预警、评估预估,以及干旱半干旱区高影响天气、气候现象的最新研究成果,充分展示干旱气象领域整体的研究和应用水平。期刊主要刊载干旱气象及相关领域有一定创造性的学术论文、研究综述、简评,国内外干旱气象发展动态综合评述、学术争鸣以及相关学术活动。具体包括:国内外重大干旱事件分析、全球及干旱区气候变化、干旱气象灾害评估及对策研究、水文、生态与环境、农业与气象、可再生能源开发与利用、地理信息与遥感技术的应用等。本刊还免费刊载干旱气象研究成果、研究报道、学术活动、会议消息等。《干旱气象》已被《中国学术期刊(光盘版 CAJ-CD)》、万方数据-数字化期刊群、中国核心期刊(遴选)数据库、中国科技论文统计源期刊、重庆维普中文科技期刊数据库、教育阅读网、台湾华谊线上图书馆等全文收录。

《干旱气象》内容丰富、信息量大、研读性强,适合广大气象科研业务工作者、各相关专业技术人员、大专院校师生阅读。

《干旱气象》为双月刊,国内外公开发行。2024 年正刊 6 期,每期定价 36 元,全年 216 元。欢迎广大读者订阅,并可以随时邮局款汇购买,款到开正式发票。

编辑部地址:甘肃省兰州市城关区东岗东路 2070 号

邮政编码:730020 联系电话:0931-2402270

银行汇款:建设银行兰州市嘉峪关路支行

账号:62050138000800000057

中国气象局兰州干旱气象研究所

电子信箱:ghs\_ghqx@sina.com; ghqx@iamcma.cn

户名:中国气象局兰州干旱气象研究所