

分类号: K90
学号: 20232018026

密级:
单位代码: 10759

石河子大学

硕士学位论文



基于微波遥感数据的多尺度农田土壤水分 反演方法研究

学位申请人	詹慧
指导教师	郭鹏 教授
申请学位门类级别	理学硕士
学科、专业名称	地理学
研究方向	地图学与地理信息系统
所在学院	城市与环境学院

中国·新疆·石河子

2026年5月

分类号：
学号：20232018026

密级：
单位代码：10759

石河子大学

硕士学位论文



基于微波遥感数据的多尺度农田土壤水分 反演方法研究

学位申请人	詹慧
指导教师	郭鹏 教授
申请学位门类级别	理学硕士
学科、专业名称	地理学
研究方向	地图学与地理信息系统
所在学院	城市与环境学院

中国·新疆·石河子

2026年5月

**Research on Multi-Scale Inversion Method of Farmland Soil Moisture
Based on Microwave Remote Sensing Data**

A Dissertation Submitted to

Shihezi University

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Natural Science

By

Zhan Hui

(Cartography and Geography Information System)

Dissertation Supervisor: Prof. Guo Peng

May, 2026

石河子大学学位论文独创性声明及使用授权声明

学位论文独创性声明

本人所提交的学位论文是在我导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明并表示谢意。

研究生签名： 

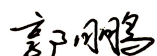
时间： 2026 年 5 月 27 日

使用授权声明

本人完全了解石河子大学有关保留、使用学位论文的规定，学校有权保留学位论文并向国家主管部门或指定机构送交论文的电子版和纸质版。有权将学位论文在学校图书馆保存并允许被查阅。有权自行或许可他人将学位论文编入有关数据库提供检索服务。有权将学位论文的标题和摘要汇编出版。保密的学位论文在解密后适用本规定。

研究生签名： 

时间： 2026 年 5 月 27 日

导师签名： 

时间： 2026 年 5 月 27 日

摘要

土壤水分是表征区域农业水分状况与作物生长环境的重要参数，在干旱和半干旱地区农业水资源管理与生态监测中具有关键作用。遥感技术为土壤水分大范围监测提供了重要手段，但现有研究在农田尺度应用中仍面临空间分辨率不足、时序稳定性与尺度一致性难以兼顾等问题。高分辨率遥感反演虽能刻画农田空间异质性，但时序稳定性不足；被动微波产品具备良好的时序稳定性，却难以反映农田尺度空间细节；多源融合研究则普遍缺乏对尺度协同机制及农田应用的系统分析。针对上述问题，本研究以干旱半干旱灌溉农业区——玛纳斯河流域农田为研究对象，综合利用合成孔径雷达（Synthetic Aperture Radar, SAR）、SMAP（Soil Moisture Active Passive）土壤水分产品及多源光学与热红外遥感数据，围绕“SAR 高分辨率反演-SMAP 空间降尺度-多尺度融合应用”的技术主线，分别从 10m、9km 及 1km 三个层次系统开展农田土壤水分反演与动态监测研究。得到以下结论：

（1）县域尺度高分辨率反演，融合 Sentinel-1 SAR 与 Sentinel-2 多光谱数据，构建多源遥感特征参数体系，引入 Pearson 相关系数与 SHAP（SHapley Additive exPlanations）方法筛选出最优特征组合（NDWI、 H_c 、 $\cos\theta$ 、MSAVI、FVI、 m_c 及 $VV\times VH$ 、 $VV+VH$ ），在此基础上，构建融合随机森林回归（Random Forest Regression,RFR）与支持向量机回归（Support Vector Regression,SVR）的 Stacking 集成模型。结果表明，Stacking 模型在复杂农田异质条件下反演精度与稳定性显著优于多元线性回归（Multiple Linear Regression,MLR）、SVR 及 RFR 等单一模型。

（2）流域尺度 SMAP 空间降尺度，针对 SMAP 9km 产品空间分辨率较低的问题，依托 GEE（Google Earth Engine）平台，引入 MODIS 数据的植被参数（NDVI）、地表温度（LST）及蒸散发（ET）等辅助变量，构建基于随机森林降尺度模型的 NDVI-LST 和 NDVI-LST-ET 组合对比。通过对比单月建模、多月池化建模及留一月交叉验证（Leave-One-Month-Out,LOMO）等策略，明确 NDVI-LST-ET 组合的单月样本模型在时序稳定性与空间适应性方面整体最优。降尺度结果实现了 SMAP 土壤水分由 9km 向 1km 的空间细化，有效刻画了流域农田土壤水分的空间梯度与季节变化特征。

（3）多尺度融合与时序分析，综合 10m 高分辨率 SAR 反演结果与 1km 降尺度 SMAP 土壤水分，分别构建基于线性融合（MLR）与非线性融合（SVR）的模型。结果表明，SVR 融合在保持宏观一致性的同时提升了农田尺度空间细节表达能力，精度验证结果显示其在生长季 10 月达到最高精度（ $R=0.690$ ， $RMSE=0.0659\text{cm}^3/\text{cm}^3$ ）。基于 SVR 融合后的 1km 土壤水分数据，对流域农田生长季土壤水分动态进行分析，土壤水分呈现“5 月较高-6、7 月持续下降-9 月最低-10 月回升”的阶段变化特征；空间上，高值区由局部斑块扩展为中南部连续分布，低值区稳定分布于北部及东北部，反映了流域“山地-绿洲-荒漠”梯度格局与灌溉活动的综合影响。

本研究构建了面向农田尺度应用的多源遥感土壤水分反演技术体系，在高分辨率反演方法优化、

被动微波土壤水分降尺度策略比较及多尺度融合机制分析等方面取得进展，实现土壤水分在空间精细表达与区域时序稳定性之间的协同提升。研究成果可为干旱半干旱区农田水分动态监测、农业水资源管理及作物生长评估提供重要技术支撑。

关键词：农田土壤水分；SAR；SMAP；空间降尺度；多尺度融合

Abstract

Soil moisture is a key parameter for characterizing regional agricultural water conditions and crop growth environments, and it plays a critical role in agricultural water resource management and ecological monitoring in arid and semi-arid regions. Remote sensing technology provides an effective means for large-scale soil moisture monitoring; however, existing studies still face challenges at the farmland scale, including insufficient spatial resolution and the difficulty of balancing temporal stability with scale consistency. High-resolution remote sensing inversion can capture the spatial heterogeneity of farmland but often lacks temporal stability, whereas passive microwave products provide good temporal stability but fail to represent fine-scale spatial details. In addition, multi-source fusion studies generally lack systematic analyses of scale coordination mechanisms and their applicability to farmland conditions. To address these issues, this study focuses on the farmland of the Manas River Basin, an arid and semi-arid irrigated agricultural region. By integrating synthetic aperture radar (SAR), passive microwave soil moisture products (SMAP), and multi-source optical and thermal infrared remote sensing data, this study follows the technical framework of "SAR high-resolution inversion - SMAP spatial downscaling - multi-scale fusion application". Farmland soil moisture retrieval and dynamic monitoring were systematically conducted across three spatial levels of 10 m, 9 km, and 1 km. The main conclusions are as follows:

(1) County-scale high-resolution soil moisture retrieval: Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 multispectral data were integrated to construct a multi-source remote sensing feature parameter system. Pearson correlation analysis and the SHAP (SHapley Additive exPlanations) method were introduced to quantitatively evaluate feature contributions, leading to the selection of an optimal feature combination (NDWI, H_c , $\cos\theta$, MSAVI, FVI, m_c , $VV \times VH$, $VV+VH$). Based on these features, a Stacking ensemble model combining support vector regression (SVR) and random forest regression (RFR) was developed. The results demonstrate that the Stacking model exhibits superior retrieval accuracy and stability under complex farmland heterogeneity, significantly outperforming single models such as multiple linear regression (MLR), SVR, and RFR.

(2) Watershed-scale SMAP spatial downscaling: To address the coarse spatial resolution of SMAP 9 km products, a random forest-based downscaling framework was developed on the Google Earth Engine (GEE) platform by incorporating auxiliary variables derived from MODIS, including vegetation parameters (NDVI), land surface temperature (LST), and evapotranspiration (ET). Comparative experiments were conducted using two variable combinations, namely NDVI-LST and NDVI-LST-ET, within the random forest downscaling model. Downscaling strategies, including monthly modeling, multi-month pooled sample-based modeling, and leave-one-month-out (LOMO) cross-validation, were systematically evaluated.

The results indicate that the monthly sample-based model using the NDVI-LST-ET combination achieves the best overall performance in terms of temporal stability and spatial adaptability. The downscaling results successfully refine SMAP soil moisture from 9 km to 1 km resolution, effectively capturing the spatial gradients and seasonal variation characteristics of farmland soil moisture at the watershed scale.

(3) Multi-scale fusion and temporal dynamics analysis: By integrating the 10 m high-resolution SAR retrieval results with the 1 km downscaled SMAP soil moisture data, linear (MLR) and nonlinear (SVR) fusion models were developed. The results indicate that SVR-based fusion enhances the representation of fine-scale spatial details while maintaining regional-scale consistency. Accuracy assessment indicates that the SVR fusion model achieves the highest accuracy in October of the growing season ($R=0.690$, $RMSE=0.0659 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$). Based on the SVR-fused soil moisture data, the temporal dynamics of farmland soil moisture during the growing season were analyzed. The soil moisture exhibits a clear stage-dependent pattern: relatively high in May, continuously decreasing from June to July, reaching the minimum in September, and recovering in October. Spatially, high-value areas expand from localized patches to continuous distributions in the central and southern regions, while low-value areas remain stable in the northern and northeastern regions, reflecting the combined effects of the basin's "mountain-oasis-desert" gradient pattern and irrigation practices.

This study establishes a multi-source remote sensing framework for farmland-scale soil moisture retrieval, achieving advancements in high-resolution retrieval methods, comparative analysis of passive microwave downscaling strategies, and multi-scale fusion mechanisms, thereby improving the synergy between spatial detail and regional temporal stability of soil moisture data. The results provide important technical support for farmland soil moisture dynamic monitoring, agricultural water resource management, and crop growth assessment in arid and semi-arid regions.

Key words: Farmland soil moisture; Synthetic Aperture Radar (SAR); Soil Moisture Active Passive (SMAP); spatial downscaling; multi-scale fusion

目录

摘要.....	I
Abstract.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 土壤水分遥感监测研究进展.....	2
1.2.2 微波遥感土壤水分反演研究进展.....	3
1.2.3 机器学习方法在土壤水分反演中的应用.....	5
1.2.4 现有研究不足与关键科学问题.....	6
1.3 研究内容与技术路线.....	7
1.3.1 研究内容.....	7
1.3.2 技术路线.....	8
第 2 章 研究区与数据来源.....	10
2.1 研究区概况.....	10
2.1.1 自然地理与气候条件.....	10
2.1.2 土地利用与农业特征.....	10
2.2 遥感数据及预处理.....	11
2.2.1 SAR 数据.....	11
2.2.2 土壤水分产品数据.....	13
2.2.3 光学与热红外遥感数据.....	14
2.2.4 农田掩膜数据.....	15
2.3 野外调查与原位数据.....	16
2.3.1 样点布设与采样方案.....	16
2.3.2 土壤水分实测方法与数据质量控制.....	18
2.4 本章小结.....	20
第 3 章 研究方法.....	21
3.1 特征参数构建.....	21
3.1.1 SAR 数据特征提取.....	21
3.1.2 SAR 反演辅助参数.....	22
3.1.3 降尺度辅助参数.....	22

3.2	土壤水分反演与降尺度方法体系	24
3.2.1	特征分析与变量筛选方法	24
3.2.2	土壤水分反演模型	24
3.2.3	SMAP 空间降尺度原理	26
3.3	模型精度评价与验证方案	27
3.3.1	精度评价指标体系	27
3.3.2	训练与验证策略	28
3.4	本章小结	28
第 4 章	县域尺度农田土壤水分反演方法与特征响应分析	29
4.1	农田土壤水分反演特征筛选	29
4.1.1	特征因子相关性分析	30
4.1.2	基于 SHAP 的特征贡献度分析	31
4.1.3	基于 Stacking 模型的最优特征组合	32
4.2	农田土壤水分反演模型对比	33
4.2.1	不同反演模型性能对比	33
4.2.2	模型泛化能力与稳定性分析	35
4.3	农田土壤水分反演结果分析	35
4.3.1	特征因子对反演结果的响应特征	35
4.3.2	反演结果的空间分布特征	37
4.3.3	反演模型误差及成因分析	38
4.4	本章小结	39
第 5 章	流域尺度被动微波土壤水分空间降尺度方法研究	41
5.1	SMAP 原始产品在流域农田的趋势验证	41
5.1.1	时序趋势一致性	41
5.1.2	原始空间尺度验证	41
5.2	基于随机森林的流域尺度土壤水分空间降尺度	43
5.2.1	空间降尺度方法	43
5.2.2	降尺度时序反演策略	44
5.2.3	降尺度精度分析与验证	45
5.3	流域农田降尺度结果的空间格局与时序表现	50
5.3.1	降尺度空间分布格局	50
5.3.2	降尺度空间季节性表现	51
5.4	本章小结	52
第 6 章	多尺度融合农田土壤水分反演及生长季动态分析	53

6.1 多尺度土壤水分融合方法	53
6.2 多尺度融合空间分析与精度评价	54
6.2.1 SAR 反演流域农田结果分析	54
6.2.2 同尺度下多源数据空间差异	55
6.2.3 多尺度融合反演精度验证与评价	58
6.3 生长季农田土壤水分时序动态分析	59
6.3.1 流域农田土壤水分时序分析	59
6.3.2 局部农田土壤水分时序变化	61
6.4 本章小结	62
第 7 章 结论与展望	64
7.1 主要结论	64
7.2 创新点	65
7.3 研究展望	65
参考文献	67
致谢	73
作者简介	74
石河子大学硕士研究生学位论文导师评阅表	75

第1章 绪论

1.1 研究背景与意义

土壤水分 (Soil Moisture, SM) 作为陆地表层水循环、能量交换以及生态过程耦合中的关键变量, 在全球气候系统调节、农业生产过程维持及生态环境演变中发挥着基础性与控制性作用。尤其在干旱与半干旱地区, 土壤水分更是农业生产系统运行和生态系统稳定的重要限制因子, 直接关系到作物根区水分供给、地下水补给过程以及区域生态平衡状态^[1-3]。在农业生产系统中, 土壤水分直接影响作物出苗率、生长速率及最终产量形成过程。研究表明, 农田土壤水分不仅是农业精准灌溉的重要依据, 也是实现农业节水与稳产增产的基础参数^[4-7]。不同生育阶段作物对水分的需求存在差异, 水分不足或过剩均可能降低水分利用效率并增加生产风险^[8]。因此, 准确获取土壤水分信息并识别其时空变化规律, 对于优化灌溉制度、提升水资源利用效率具有重要意义。在我国西北干旱区, 农业灌溉用水占区域水资源消耗总量约 70%左右, 如何通过高精度监测技术获取农田土壤水分信息并制定科学灌溉策略, 已成为保障区域粮食安全的关键技术问题^[9]。

传统土壤水分监测主要依赖烘干称重法、时域反射 (Time Domain Reflectometry, TDR)、频域反射 (Frequency Domain Reflectometry, FDR) 以及中子探针等技术手段^[10-11]。这些方法能够在站点尺度上提供高精度的土壤水分观测数据, 在局地水文过程研究和模型验证中发挥了重要作用。然而, 由于观测范围有限、设备成本较高以及维护难度较大的特点, 难以在区域尺度上实现连续空间覆盖^[12]。此外, 地面观测数据本质上属于点尺度信息, 在空间外推过程中易受地表异质性和土壤空间变异性的影响, 导致区域尺度分析的不确定性增加。遥感技术的快速发展为突破传统观测局限提供了新的技术路径^[13], 凭借其覆盖范围广、获取频率高、数据连续性强的优势, 遥感技术能够在区域乃至全球尺度获取地表关键参数信息。近年来, 多光谱、热红外及微波等不同谱段遥感卫星的持续发展, 为土壤水分反演提供了丰富的数据基础。而不同类型遥感数据在空间分辨率与时序稳定性方面往往难以兼顾, 即光学遥感数据空间分辨率高, 能精细刻画农田尺度地表结构, 但易受云雨天气影响, 时序稳定性差; 微波遥感数据尤其是被动微波数据, 虽能实现全天候连续观测并对土壤水分敏感, 但空间分辨率通常较低, 难以满足农田精细化管理需求。这种空间分辨率与时序稳定性之间的权衡, 构成了当前遥感土壤水分研究亟待解决的关键科学问题。在此研究背景下, 多源遥感数据融合逐渐成为提升土壤水分反演能力的重要方向。光学遥感与微波遥感在观测机理和尺度表达上具有互补性, 联合

应用可弥补单一数据源的不足。同时,随着遥感数据量持续增长,大数据技术与人工智能算法的发展为多源数据高效处理提供了新手段^[14-15]。机器学习方法凭借其强大的模式识别和非线性建模能力,在遥感参数反演领域表现出显著优势。与传统物理模型和经验统计模型相比,机器学习方法无需严格假设函数形式,可通过训练自动建立输入变量与目标参数之间的映射关系,有效提升模型泛化能力与预测精度^[16]。

理论上,开展基于多源遥感的农田土壤水分研究,有助于深化对多尺度地表信息协同作用机制的认识,为构建区域尺度土壤水分反演理论框架提供方法支撑。方法上,引入机器学习算法并结合空间降尺度技术,可在保持被动微波数据时序稳定性的前提下显著提升空间分辨率,更精细地刻画农田尺度土壤水分空间异质性。应用上,高精度、多尺度一致的土壤水分信息不仅可为农业精准灌溉提供科学依据,还能为流域水资源调配和农业灾害预警提供关键数据支撑。因此,在多源遥感数据日益丰富和计算能力不断提升的背景下,融合机器学习方法开展农田土壤水分反演与空间降尺度研究,对于突破空间分辨率与时序稳定性之间的技术瓶颈、推动多尺度土壤水分信息一体化表达具有重要意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 土壤水分遥感监测研究进展

土壤水分遥感监测经历了从定性识别向定量反演、从单一数据源向多源融合、从经验统计向智能算法驱动的发展演进。遥感手段在突破传统地面观测空间代表性不足方面展现出显著优势,使区域乃至全球尺度的土壤水分动态监测成为可能^[17-19]。当前,遥感土壤水分监测方法主要分为基于光学与热红外遥感的方法和基于微波遥感的方法,两类技术在观测机理、适用范围及反演精度等方面各具特点,形成互补关系。

基于光学与热红外遥感的土壤水分估算方法,主要利用地表反射率、植被指数及地表温度等参数与土壤水分之间的间接关联。其理论基础在于,土壤水分变化通过调节蒸散发影响地表能量平衡和植被生长状态,在遥感观测中表现为植被指数变化及地表温度差异。典型方法包括温度-植被指数特征空间法、地表温度-植被覆盖度三角形模型等,在区域干旱监测和农业墒情评估中得到广泛应用^[20]。这些方法具有计算过程相对简便、数据来源较为丰富等优点,在中尺度区域分析中具有较好的应用效果。然而,光学遥感对云层和大气条件较为敏感,在多云或降雨频繁地区数据获取受限;同时,高植被覆盖条件下植被信号对土壤信息的遮蔽效应增强,容易导致反演精度下降^[21]。相比之下,微波遥感技术在土壤水分监测中表现出更为直接的物理敏感性。微波信号能够穿透一定厚度的植被层和云层,并对土壤介电常数变化具有较高响应能力,在土壤水分定量反演中

具有天然优势^[22]。根据传感器工作方式,微波遥感可分为主动微波与被动微波两类。主动微波遥感通过向地表发射电磁波并接收其后向散射信号获取地表信息,后向散射系数受土壤水分、地表粗糙度及植被结构等多种因素影响^[23]。被动微波遥感则通过测量地表自然辐射的亮温信号,基于辐射传输模型反演土壤水分,反演过程具有明确的物理基础,在长期连续观测中表现出较好的稳定性与一致性^[24]。随着多类型遥感卫星观测能力的不断提升,遥感土壤水分监测逐渐由单一数据源应用向多源数据协同方向发展。多源数据之间在空间分辨率、时间分辨率及观测机理方面存在明显差异,这种差异在一定程度上构成了信息互补的基础。光学数据在空间细节刻画方面具有优势,而微波数据在时序稳定性与水分敏感性方面表现稳定,通过合理整合多源遥感信息,可以在一定程度上突破单一数据源所带来的局限性。因此,在当前遥感技术发展背景下,如何充分发挥多源数据之间的协同优势,实现多尺度信息的一体化表达,成为当前重要研究方向之一。与此同时,多变量协同分析与多源数据融合逐渐成为研究热点。通过引入植被指数、地表温度、地形因子以及地表能量平衡参数等多种辅助变量,研究者能够更加全面地刻画影响土壤水分变化的多种驱动因素。这种由单变量向多变量综合分析的转变,不仅拓展了遥感土壤水分研究的技术路径,也为后续多尺度数据融合与空间转换研究奠定了重要基础。

1.2.2 微波遥感土壤水分反演研究进展

在微波遥感土壤水分监测研究中,主动微波遥感与被动微波遥感技术已成为当前最具代表性的两类技术路径。主动微波遥感以合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar,SAR)为代表,凭借其高空间分辨率和对地表介电特性变化的敏感性,在农田尺度土壤水分监测研究中展现出独特优势^[25-26]。SAR后向散射系数与土壤介电常数密切相关,而介电常数又与土壤水分直接相关,为土壤水分反演提供了物理基础。然而,后向散射信号同时受地表粗糙度、植被结构及观测几何条件等多种因素影响,使得从SAR数据中提取纯土壤水分信息具有挑战性^[23]。为降低多种干扰因素对反演结果的影响,研究者提出了多种物理模型和经验模型。Dubois模型和Oh模型通过建立雷达后向散射系数与土壤水分及粗糙度参数之间的经验关系实现土壤水分定量估算;积分方程模型(Integral Equation Model,IEM)在电磁散射理论上建立更加严格的物理表达,为多参数联合反演提供了理论支撑^[24-27]。近年来,以Sentinel-1为代表的新一代SAR卫星系统凭借其较高空间分辨率(10~20 m)、较短重访周期(6~12天)以及数据免费开放的优势,极大地推动了农田土壤水分反演研究的发展^[28-29]。Sentinel-1数据在农业区的应用实践表明,高分辨率SAR数据能够有效捕捉农田尺度土壤水分空间差异,并为精细化农田管理提供重要信息来源。因此,越来越多研究开始尝试将SAR数据与光学遥感数据进行融合,通过引入植被指数等辅助变量降低植被干扰提高反演精度^[30]。

在多源融合方面,将光学遥感数据与SAR数据联合使用,能够在一定程度上提升

土壤水分反演模型的稳定性。何连等^[31]通过结合 Landsat8 与 Sentinel-1 数据,利用 Alpha 变化检测方法有效降低粗糙度与植被干扰对反演结果的影响,显著提高反演精度。Holtgrave 等^[32]在研究中引入 NDVI 数据,对植被覆盖变化进行校正,验证了植被指数在减弱植被干扰方面的重要作用。王娇等^[33]则基于高级积分方程模型(Advanced Integral Equation Model,AIEM)构建数据库,实现了绿洲区表层土壤水分的高精度预测。这些研究表明,多源数据融合不仅能够提升反演精度,还能够增强模型在复杂环境条件下的适用能力。被动微波遥感在土壤水分长期连续观测方面具有突出的优势。被动微波遥感通过测量地表自然辐射的微波亮温信号,并基于辐射传输理论反演土壤水分,其反演过程具有较为明确的物理基础,因此在区域尺度乃至全球尺度的长期监测中表现出较好的稳定性。目前国际上广泛应用的被动微波土壤水分产品主要来自 SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) 和 SMAP (Soil Moisture Active Passive) 等卫星任务^[34]。SMOS 卫星首次搭载 L 波段二维干涉式辐射计,实现了全球范围内土壤水分与海洋盐度的同步观测;SMAP 卫星则通过 L 波段辐射计与雷达系统的协同观测,在数据精度和时序稳定性方面取得了显著提升^[35-36]。这些产品在气候变化监测、农业干旱预警以及水文模型驱动等领域已得到广泛应用,并逐渐成为区域尺度水文研究的重要数据来源。尽管被动微波遥感在时序稳定性方面具有明显优势,但其空间分辨率受天线孔径物理限制通常较低。SMAP 产品的空间分辨率一般为 9~36 km,而 SMOS 产品的空间分辨率约为 25~50 km,难以反映农田内部复杂的空间差异特征^[37-38]。因此,在实际研究中,如何在保持被动微波数据时序稳定性的前提下提升其空间分辨率,逐渐成为遥感土壤水分研究中的重要方向。为解决这一问题,空间降尺度(downscaling)方法逐渐发展成为研究热点。降尺度方法的核心思想是通过引入高分辨率辅助变量,如植被指数、地表温度、地形参数以及蒸散发等,与低分辨率土壤水分之间建立统计或物理关系,从而实现空间尺度转换^[39]。基于光学与热红外数据的回归方法应用较为广泛,其中基于植被指数与地表温度关系构建的“三角形”或“梯形”模型,因其物理意义明确且计算效率较高,在区域尺度研究中取得了较好效果^[40]。此外,基于雷达数据的主动-被动融合方法也逐渐受到关注,该类方法通过利用高分辨率 SAR 数据中的空间信息,对被动微波土壤水分产品进行细化处理,从而更好地保留土壤水分空间分异特征。随着数据融合技术的发展,SMAP 主被动融合产品在空间降尺度研究中取得了重要进展。研究表明,通过融合 L 波段雷达与辐射计数据,SMAP 产品的空间分辨率可由原始 9km 进一步提升至 3 km 甚至更高,显著增强其在区域尺度农业研究中的适用能力^[41-42]。然而,不同区域地表条件差异显著,降尺度模型的稳定性与泛化能力仍然存在不确定性。因此,如何在多源数据支持下构建稳定可靠的降尺度模型,仍然是当前研究中需要进一步深入探索的重要问题。

1.2.3 机器学习方法在土壤水分反演中的应用

随着多源遥感数据规模快速增长,土壤水分反演问题呈现出高维、多变量及强非线性特征,传统物理模型或经验回归模型在复杂地表条件下逐渐暴露出局限性。物理模型通常需要大量难以准确获取的先验参数,如地表粗糙度、植被结构参数以及土壤介电常数等,影响模型适用性与稳定性^[43-45];经验统计模型虽然在计算效率方面具有一定优势,但其对复杂非线性关系的表达能力有限。因此,亟需一种能够有效处理多变量与非线性关系的新型建模方法。在此背景下,机器学习方法凭借其优良的非线性建模能力和多变量处理能力,逐渐成为土壤水分反演与空间降尺度研究中的重要技术手段之一^[16]。当前应用较为广泛的机器学习方法主要包括随机森林(Random Forest,RF)、支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、梯度提升回归树(Gradient Boosting Regression Tree,GBRT)以及人工神经网络(Artificial Neural Network,ANN)等,这些算法在处理多维特征变量以及应对复杂非线性问题方面具有显著优势,并在多个研究区域中表现出较好的预测精度与稳定性^[46-51]。在区域尺度土壤水分反演研究中,RF 因其对异常值不敏感以及具有较强泛化能力,逐渐成为应用最为广泛的算法之一;SVM 则在处理小样本数据时具有较好表现,其通过构建最优超平面实现变量之间的非线性映射,在复杂地表环境中同样展现出较强的适应能力;梯度提升树等集成学习方法通过多模型组合方式逐步优化预测结果,在处理复杂数据结构时能够显著降低模型误差。近年来,深度学习技术的发展为土壤水分研究引入新方法。卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)在处理空间数据方面具有独特优势,能够通过卷积运算提取图像中的空间特征信息,在高分辨率遥感数据处理中表现出较强能力。长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)在处理时间序列数据方面表现突出,能够有效捕捉土壤水分变化过程中的时间依赖特征,在多时相数据分析中表现出较好的预测效果。这些深度学习方法的引入,使得土壤水分反演研究在空间与时间维度上均获得了新的发展空间。

在高分辨率 SAR 数据土壤水分反演中,机器学习方法的应用逐渐成为提升反演精度的重要手段。研究者通过引入 SAR 后向散射系数,并结合 MODIS 植被指数、地表温度以及数字高程模型(DEM)等多源辅助变量,构建多维特征空间,实现对土壤水分的综合估算^[52-54]。已有研究表明,在农田尺度条件下,基于 RF 或 SVM 构建的模型,其反演结果在精度和稳定性方面均优于传统经验模型^[55]。同时,多时相 SAR 数据的引入,使模型能够在时间维度上捕捉土壤水分的动态变化特征,进一步提升反演结果的时序稳定性。在被动微波土壤水分降尺度研究中,机器学习方法同样展现出较强应用潜力。通过引入高分辨率植被指数、地表温度、反照率以及地形因子等辅助变量,机器学习模型能够学习低分辨率土壤水分产品与高分辨率环境特征之间的复杂非线性关系,实现对 SMAP 或 SMOS 产品的空间细化。Fang 等^[41]在研究中利用 RF 对 SMAP 土壤水分产品