文章编号: 1672 - 3317 (2024) 01 - 0045 - 07

# 光学和微波遥感数据联合反演 植被覆盖表层土壤含水率

周美玲<sup>1</sup>,张德宁<sup>2</sup>,王浩<sup>3</sup>,魏征<sup>4\*</sup>,林人财<sup>4</sup> (1.江西省水投江河信息技术有限公司,南昌 330029; 2.德州市潘庄灌区运行维护中心,山东德州 253000; 3.中国电建集团昆明勘测设计研究院有限公司,昆明 650051; 4.中国水利水电科学研究院,北京 100038)

摘 要: 【目的】探究 Vertical-Vertical(VV)、Vertical-Horizontal(VH)极化及双极化方式对微波遥感反演表层  $0\sim10$  cm 土壤含水率影响,分析不同数据源(Landsat-8, L8; Sentinel-2, S2)得到的归一化植被指数(NDVI)、归一化水体指数(NDWI)对表层土壤含水率遥感反演精度的影响。【方法】基于 VV、VH 单一极化和双极化模式,结合 S2 和 L8 计算的 NDVI 与 NDWI 估算植被含水率(VWC),消除植被对土壤的后向散射影响,得到土壤后向散射系数,基于水云模型反演北京市大兴区表层土壤含水率。【结果】对于 VV 极化,VV+S2 $_{NDWI}$  反演  $0\sim10$  cm 土层的土壤含水率精度最高( $R^2=0.763$ ,RMSE=1.55%);对于 VH 极化,VH+S2 $_{NDVI}$  反演的  $0\sim10$  cm 土层的土壤含水率精度最高( $R^2=0.895$ ,RMSE=0.89%)。【结论】NDVI 更适用于去除水云模型中的植被影响,且双极化方式反演  $0\sim10$  cm 土层的土壤含水率精度较高。

关键词:含水率; Sentinel-1; 双极化; 多源遥感; NDVI; NDWI

中图分类号: S161

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2023312

OSID:

周美玲, 张德宁, 王浩, 等. 光学和微波遥感数据联合反演植被覆盖表层土壤含水率[J]. 灌溉排水学报, 2024, 43(1): 45-51.

ZHOU Meiling, ZHANG Dening, WANG Hao, et al. Inversion of surface soil moisture under vegetated areas based on optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2024, 43(1): 45-51.

# 0 引言

【研究意义】表层土壤含水率在能量平衡、气候变化和陆地水循环中扮演着重要角色,是作物生长发育、产量估算、水资源管理、气候变化等研究领域的关键指标<sup>[1]</sup>。准确、实时地获取表层土壤含水率,对于精准灌溉、农业水资源管理具有重要意义。

【研究进展】与传统的土壤含水率测定方法相比,遥感方法可实现区域尺度监测且成本低廉<sup>[2]</sup>。目前,基于遥感反演表层土壤含水率的方法主要分为光学遥感和微波遥感<sup>[3]</sup>。光学遥感易受云、雨等自然因素影响,在实际应用中难以获得完整的时间序列数

.

收稿日期: 2023-07-10 修回日期: 2023-10-13

据。微波遥感由于波长较长,电磁波穿透能力较强, 基本不受云、雨天气的影响, 受到越来越多学者的 青睐。微波遥感可分为主动微波遥感和被动微波遥 感。被动微波遥感的时间分辨率较高,但空间分辨 率较低(9~60 km),区域尺度应用不理想。主动微 波遥感的空间分辨率较高,电磁波穿透力较强,不受 天气因素影响, 可实现全天候地面观测, 且对土壤介 电常数较为敏感。其中, Sentinel-1(S1)合成孔径 雷达(SAR)的空间分辨率为 20 m, 其多频率、多 极化、多角度、多模式的数据特征为高精度反演表 层土壤含水率提供了可能[4]。王龙等[5]基于 S1 和实 测表层土壤含水率,使用水云模型反演了锡林浩特 市草原的表层土壤含水率, 为草原表层土壤干旱监 测提供了技术支撑。曾旭婧等[6]利用 S1 和 Landsat-8 (L8) 联合反演北安—黑河高速沿线区域的表层土 壤含水率,结果表明 Vertical-Vertical (VV) 极化反 演精度优于 Vertical-Horizontal(VH)极化。Bao 等[7] 利用 L8 计算了多种植被指数,用于表征植被含水率 (VWC), 基于改进的水云模型反演了西班牙典型

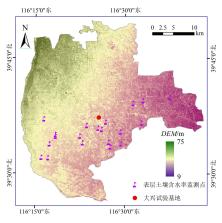
基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD1900500); 国家自然科学基金重点项目(52130906); 中国水利水电科学研究院流域水循环模拟与调控国家重点实验室自主研究课题(SKL2022TS13)

**作者简介:** 周美玲(1986-),女。工程师,主要从事水资源与水利水电工程技术研究。 E-mail: 553889062@qq.com

通信作者: 魏征 (1983-), 男。正高级工程师,主要从事灌区作物耗水时空分布与灌溉制度优化研究。E-mail: weizheng@jwhr.com

<sup>©《</sup>灌溉排水学报》编辑部,开放获取 CC BY-NC-ND 协议

区域的表层土壤含水率,结果表明基于归一化水体 指数(NDWI)计算的植被含水率适宜作为模型输入 参数。Lin 等<sup>[8]</sup>使用 VV 极化反演得到北京市大兴区 和河北省固安县的表层土壤含水率。研究表明,与 VV 极化相比, VH 极化信号与实测表层土壤含水率 之间的相关性更强,因此 VH 极化更适用于表层土 壤含水率的反演<sup>[9]</sup>。另有研究认为,与仅使用 VV 或 VH 极化相比,同时使用 VV 和 VH 极化可提高表层 土壤含水率的估算精度[10]。【切入点】目前,不同 区域、不同植被覆盖、不同气候条件下的微波遥感 反演表层土壤含水率的极化方法在选择上存在差异。 主动微波遥感反演表层土壤含水率的方法多以 VV 极化为主,基于 VV 和 VH 双极化方式反演表层土 壤含水率的遥感模型较少。【拟解决的关键问题】 鉴于此,本研究以 VV、VH 极化结合 NDVI 和 NDWI 反演表层土壤含水率,对比分析 2 种极化方式



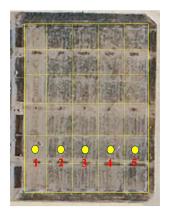
(a) 野外表层土壤含水率监测点

反演表层土壤含水率的精度,提出 VV 和 VH 双极 化方式,分别结合 Sentinel-2(S2)和 L8 计算的归一化植被指数(NDVI)和 NDWI,通过水云模型去除植被后向散射的影响,建立表层土壤含水率的反演模型,为指导区域尺度表层土壤含水率反演提供 科学指导。

# 1 材料及方法

#### 1.1 研究区概况

大兴区位于北京市南郊,地处海河流域范围内,高程介于 9~75 m,属暖温带半湿润大陆性季风气候。大兴气象站 1959—2020 年气象资料显示,大兴区年平均降水量为 551.9 mm,年平均水面蒸发量为 1 275 mm。土壤类型主要为砂壤土,种植的主要粮食作物为小麦和玉米。土壤含水率监测点及布设见图 1。



(b) 典型农田表层土壤含水率监测点布设

图 1 研究区

Fig.1 The study area

#### 1.2 数据来源

#### 1.2.1 Sentinel-1

Sentinel-1(S1)卫星由 Sentinel-1A 和 Sentinel-1B组成,均载有 C 波段 SAR,单颗卫星的时间分辨率为 12 d,2 颗卫星组成系统的时间分辨率为 6 d。本研究所用的 S1 数据为 L1 级斜距单视复数(SLC)产品,获取模式为干涉宽幅模式(IW),重采样后的空间分辨率为 20 m×20 m,极化方式为 VV 和 VH。数据可从欧洲航天局(https://scihub.copernicus.eu/)免费获取,获取日期见表 1。使用 Google Earth Engine(GEE)平台对影像进行预处理,得到后向散射系数,作为水云模型的重要输入参数之一。

#### 1.2.2 Sentinel-2

Sentinel-2(S2)卫星由 Sentinel-2A 和 Sentinel-2B 组成,单颗卫星时间分辨率为 10 d,2 颗卫星组成系统的时间分辨率为 5 d,搭载的多光谱成像仪(MSI)共包含 13 个波段,波段空间分辨率介于

10~60 m, 幅宽为 290 km。数据可从 https://scihub.copernicus.eu/免费获取, 获取日期见表 1。使用GEE 平台对影像进行预处理,得到 *NDVI* 和 *NDWI*。

表1不同数据来源及获取日期

Tab.1 Different data sources and their acquisition dates

数据来源		获取日期	_
Sentinel-1	20210803	20210815	20210827
	20220805	20220810	20220822
Sentinel-2	20210805	20210815	20210825
	20220805	20220820	20220901
London O	20210806	20210822	20210907
Landsat-8	Landsat-8 20220801	20220817	20220902
实测表层土壤含水率 20210803 20220805	20210803	20210815	20210827
	20220805	20220810	20220822

#### 1.2.3 Landsat-8

Landsat-8(L8)卫星携带陆地成像仪(OLI)和热红外传感器(TIRS)2 个传感器,重访周期为16 d。本研究采用 OLI 数据,光谱介于 0.43~12.51

μm,空间分辨率介于 15~100 m。数据可从 https://glovis.usgs. gov/免费获取,获取日期见表 1。使用 GEE 平台对影像进行预处理,得到 *NDVI* 和 *NDWI*。1.2.4 表层土壤含水率

于 2021 年采用 "手持式 ProCheck+GS3" 在大 兴区农田测定 20 个典型监测点 0~10 cm 土层的土壤 含水率,每个监测点测定3次,监测点位的空间分 布信息详见图 1。监测农田作物类型有玉米、红薯、 花生、大豆。对于每个监测样点,选择地形开阔且 周围无遮挡物的耕地为样点,并以该样点为圆心, 以 1 m 为半径,在周长线上均匀测量 4 个点位的表 层土壤含水率, 计算 5 个点位的平均土壤含水率作 为该监测样点的土壤含水率,利用 Global Positioning System (GPS) 记录该监测点经纬度坐标, 各监测点间距均>20 m。表层土壤含水率获取日期 与 S1 过境日期一致, S1 后向散射系数对表层土壤 含水率非常敏感,应保持地面观测日期与 S1 过境日 期一致。S2 和 L8 用于计算 NDVI 和 NDWI, NDVI 和 NDWI 与作物生长状态相关,作物生长状态在 1~2 周内变化较小[11]。2022 年于大兴区典型夏玉米 农田布设 5 套 FDR62 型土壤温湿度传感器,测定夏 玉米农田土壤含水率。2 a 共收集 75 个实测土壤含 水率数据(表 2), 其中 48个数据用于模型建立, 27个数据用于模型验证。

表 2 实测表层土壤含水率分类统计结果

Tab.2 Statistical results of measured surface soil moisture

实测表层土壤含水率/%	个数	平均值/%	
(8, 12]	2	20.7	
(12, 16]	4		
(16, 20]	29		
(20, 24]	24	20.7	
(24, 28]	12		
(28, 32]	4		

# 1.3 研究方法

# 1.3.1 水云模型

Attema 等<sup>[12]</sup>基于辐射传输方程提出水云模型,模型假设代表植被的"云"由相同的水粒子组成,根据泊松过程均匀分布在整个空间,且仅考虑单次散射作用。水云模型将植被覆盖区域的总后向散射系数概括为从植被层直接反射的植被体散射和土壤表面散射<sup>[13]</sup>(图 2),植被与土壤间的多次散射忽略不计<sup>[14]</sup>。水云模型表达式如下:

$$\sigma_0 = \sigma_v + T^2 \sigma_s, \tag{1}$$

$$\sigma_{\mathbf{v}} = A\cos\theta \left(1 - T^2\right),\tag{2}$$

$$T^2 = \exp(-2BVWC/\cos\theta), \tag{3}$$

式中:  $\sigma_0$ 为总后向散射系数;  $\sigma_v$ 为植被后向散射系数;  $\sigma_s$ 土壤后向散射系数;  $T^2$  为植被双层衰减因子;

 $\theta$ 为入射角(°); *VWC* 为植被含水率(kg/m²); *A*、*B* 取决于植被类型和电磁波频率,野外监测点对应的地表覆盖类型有玉米、红薯、花生、大豆,故采用 Bindlish 等<sup>[15]</sup>研究中不同地表覆盖下的参数值,*A*=0.001 2,*B*=0.091。Jackson 等<sup>[16-17]</sup>建立了 *VWC*与 *NDVI* 和 *NDWI* 的关系,*VWC* 计算式为:

$$VWC=1.913NDVI^2-0.3215NDVI,$$
 (4)

$$NDVI = \frac{R_{\text{nir}} - R_{\text{red}}}{R_{\text{nir}} + R_{\text{red}}},$$
 (6)

$$NDWI = \frac{R_{\text{nir}} - R_{\text{swir}}}{R_{\text{nir}} + R_{\text{swir}}},$$
 (7)

式中:  $R_{\text{nir}}$ 为 S2 或 L8 近红外波段反射率;  $R_{\text{red}}$ 为 S2 或 L8 红光波段反射率;  $R_{\text{swir}}$ 为 S2 或 L8 短波红外波段反射率。

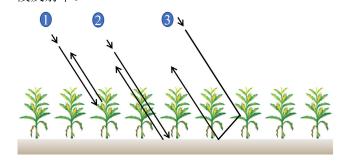


图 2 土壤和植被对后向散射的贡献[11]

Fig.2 The contribution of soil and vegetation

canopy to backscattering

#### 1.3.2 通用全局优化算法

1stOpt 是七维高科有限公司开发的计算机工具软件包。其操作简单、运行稳定、功能强大<sup>[18]</sup>,使用的通用全局优化算法(UGO)有较强的容错、寻优功能,已被广泛用于非线性回归、曲线拟合、非线性复杂工程模型参数求解等领域。

# 1.3.3 评价指标

为评价表层土壤含水率的反演精度,基于决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)对模型进行评价。 $R^2$  表示模型的拟合程度, $R^2$  越大,模型效果越好;RMSE 表示模型反演值与实测值的一致性,RMSE 越小,模型的一致性越好。

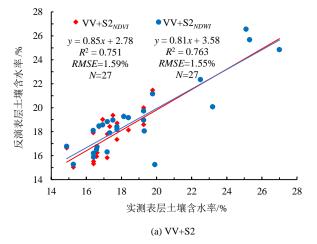
# 2 结果与分析

#### 2.1 VV 极化反演表层土壤含水率及验证

将 VV 极化分别与 S2 和 L8 影像的 NDVI 和 NDWI 相结合( $S2_{NDVI}$ 、L8 $_{NDVI}$ 、S2 $_{NDWI}$ 、L8 $_{NDVI}$ 、,建立 4 种表层土壤含水率的反演模式:  $VV+S2_{NDVI}$ 、 $VV+L8_{NDVI}$ 、 $VV+L8_{NDVI}$ 、  $VV+L8_{NDVI}$ 、 由以上 4 种

模式构建表层土壤含水率估算模型并对其进行验证,结果见图 3。 $R^2$ 介于 0.720~0.763,RMSE介于 1.55%~1.68%。VV 极化联合 NDVI 或 NDWI 均能得到较高精度的表层土壤含水率模拟值。对比 VV 极化下的 4 种模型可知, $VV+S2_{NDWI}$ 得到的表层土壤含水

率反演精度最高( $R^2$ =0.763,RMSE=1.55%)。因此,VV 极化和  $S2_{NDWI}$  结合可反映植被覆盖对土壤后向散射的影响,有利于表层土壤含水率的高精度反演。



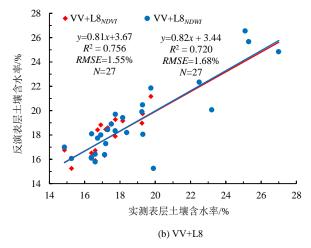


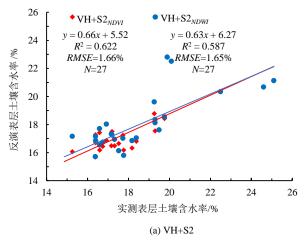
图 3 VV 极化下的反演值与实测值对比

Fig.3 Comparison of inversion value and measured value under VV

# 2.2 VH 极化反演表层土壤含水率及验证

将 VH 极化分别与 S2 和 L8 影像的 NDVI 和 NDWI 相结合( $S2_{NDVI}$ 、L8 $_{NDVI}$ 、S2 $_{NDWI}$ 、L8 $_{NDWI}$ ),建立 4 种表层土壤含水率反演模式:VH+S2 $_{NDWI}$ 、VH+ L8 $_{NDWI}$ 、VH+S2 $_{NDWI}$ 、VH+L8 $_{NDWI}$ 。由以上 4 种模式构建表层土壤含水率估算模型并对其进行验证,结果见图 4。 $R^2$  介于 0.587~0.630、RMSE 介于 1.65%~ 2.53%。采用 VH 极化联合 NDVI 或 NDWI 均能得到较好的表层土壤含水率反演效果。对比 VH

极化下的 4个模型可知,VH+S2 $_{NDVI}$ 得到的表层土壤含水率反演精度最高( $R^2$ =0.622,RMSE=1.66%)。由图 4 可知,VH+S2 $_{NDVI}$ 、VH+L8 $_{NDVI}$ 的表层土壤含水率反演值偏小,大部分散点落在 1:1 线下方;VH+S2 $_{NDWI}$ 、VH+L8 $_{NDWI}$ 组合下的反演值与实测值差距较小,散点基本分布在 1:1 线的两侧。与 VH 极化相比,VV 极化下的表层土壤含水率反演值与实测值机合效果更优。



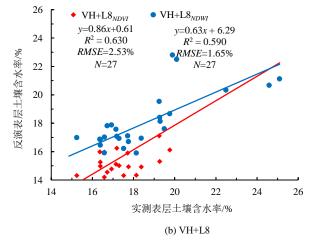


图 4 VH 极化下的反演值与实测值对比

Fig.4 Comparison of inversion value and measured value under VH

#### 2.3 VV 和 VH 双极化反演表层土壤含水率及验证

由通用全局优化算法得 VV 和 VH 双极化反演 表层土壤含水率的最佳极化系数,得到最佳的双极 化方式为(0.485VV+0.515VH),为方便描述,将该双极化简称为 Dual-Polarized(DP)。将 DP 分别

与  $S2_{NDVI}$ 、 $S2_{NDWI}$ 、 $L8_{NDVI}$ 、 $L8_{NDWI}$ 结合,建立 4 种 表层土壤含水率反演模型:  $DP+S2_{NDVI}$ 、 $DP+L8_{NDVI}$ 、 $DP+L8_{NDWI}$ 。由以上 4 种组合模型构建的表层土壤含水率估算模型及其验证结果见图 5。由图 5 可知, $R^2$ 介于  $0.846\sim0.895$ 、RMSE介于

 $0.89\% \sim 0.99\%$ 。  $DP+S2_{NDVI}$  的  $R^2$  最高,RMSE 最小( $R^2=0.895$ ,EMSE=0.89%)。  $DP+S2_{NDVI}$  可较好地描述植被覆盖对土壤后向散射的影响,进而得到准确的表层土壤含水率。与 VV 或 VH 单一极化相比,

DP 双极化方式反演的表层土壤含水率精度最高(平均  $R^2$ 为 0.871),表明双极化反演表层土壤含水率的精度更高。

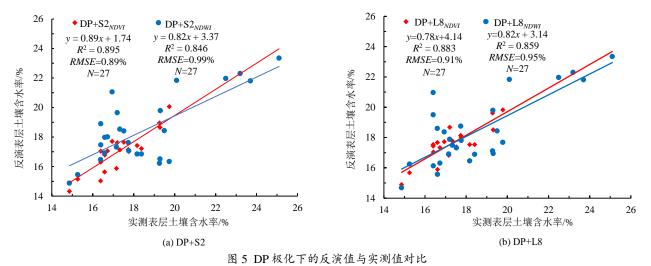


Fig.5 Comparison of inversion value and measured value under DP

# 3 讨论

VWC 是水云模型的重要参数之一。本研究利用 NDVI 和 NDWI 来表征 VWC, 在表层土壤含水率反 演中取得了较好的效果。NDVI 在去除植被影响方面 的效果更好,这与马腾等[19]推荐使用 NDWI 计算 VWC 的见解不同。这可能归因于气候差异 $^{[20]}$ ,气象 因子的变化会影响电磁波信号传输。此外,也有学 者利用 MCARI<sup>[8]</sup>、EVI<sup>[21]</sup>描述 VWC, 用于反演表层 土壤含水率。极化方式是影响微波遥感反演表层土 壤含水率精度的重要因素之一。本研究表明, VV 极 化反演表层土壤含水率的精度更高,这与 Lin 等<sup>[8]</sup>的 研究结论相似。然而, Pasolli 等[22]发现, VH 极化在 反演表层土壤含水率时相比 VV 极化更为敏感。因 此, VV 和 VH 极化的适应性仍存在争议。此外,不 同土壤参数 (表面粗糙度、植被覆盖度) 对总后向 散射系数存在不同的影响,取决于极化方式[23]。因 此, Santi 等<sup>[24]</sup>建议使用不同的极化组合方式,以降 低表层土壤含水率反演的不确定性。本研究提出的 双极化方式反演表层土壤含水率模型的精度比单一 极化方式的精度更高,考虑2种极化方式权重的方 法可较好地描述北京大兴区植被覆盖对土壤后向散 射的影响,进而得到准确的区域表层土壤含水率, 可为指导区域农业灌溉及农业水资源管理提供科学 指导。然而,这种组合方式在我国其他地区,如西 北干旱地区、新疆地区的适用性还需进一步探讨。

由于 S2 和 L8 卫星的电磁波穿透能力有限,电磁信号仅可探测至地表以下 10 cm 深度处,无法探测至根区土壤,故本研究仅提出了表层土壤含水率

的遥感反演模型。深层土壤含水率是水文和气候预测模型的重要参数,会影响表层土壤蒸发和植被蒸腾,进而调节土壤-植被-大气间的水和能量平衡<sup>[25]</sup>。Chen等<sup>[26]</sup>基于数据同化方法在位山灌区开展站点尺度根层土壤含水率模拟,模拟结果较好。刘苏峡等<sup>[27]</sup>基于土壤含水率监测站点数据,建立了表层土壤含水率和深层土壤含水率之间的线性关系,相关性随土壤深度增加而降低。未来研究应关注如何由区域尺度表层土壤含水率预测区域尺度根层土壤含水率,由水量平衡原理预测作物耗水量,为农业干旱监测提供科学指导。

# 4 结 论

- 1 )单一极化反演表层土壤含水率时, $VV+S2_{NDW}$ 精度较高。
- 2) NDVI 去除植被影响的效果较好,推荐使用 NDVI 表征植被含水率;双极化方式 DP+S2<sub>NDVI</sub> 反演 表层土壤含水率的精度最高,推荐使用该组合方式 反演表层土壤含水率。

(作者声明本文无实际或潜在利益冲突)

#### 参考文献:

- [1] LEGATES D R, MAHMOOD R, LEVIA D F, et al. Soil moisture: A central and unifying theme in physical geography[J]. Progress in Physical Geography: Earth and Environment, 2011, 35(1): 65-86.
- [2] FANG X, ZHU Q, REN L, et al. Large-scale detection of vegetation dynamics and their potential drivers using MODIS images and BFAST: A case study in Quebec, Canada[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 206: 391-402.

壤水分反演[J]. 干旱气象, 2015, 33(2): 213-219.

XIA Yanqiu, MA Jinhui, QU Chuang, et al. Study of soil moisture retrieval based on landsat ETM + image data in the Bailongjiang Basin[J]. Journal of Arid Meteorology, 2015, 33(2): 213-219.

[3]

夏燕秋, 马金辉, 屈创, 等. 基于 Landsat ETM+数据的自龙江流域土

- [4] 田国良. 土壤水分的遥感监测方法[J]. 环境遥感, 1991(2): 89-98, 161. TIAN Guoliang. Methods for monitoring soil moisture using remote sensing technique[J]. National Remote Sensing Bulletin, 1991(2): 89-98, 161.
- [5] 王龙, 宫辉力, 潘云, 等. 基于 Sentinel-1 SAR 数据的锡林浩特市典型草原土壤水分反演[J]. 干旱气象, 2019, 37(6): 979-986.

  WANG Long, GONG Huili, PAN Yun, et al. Retrieval of soil moisture in typical steppe of Xilinhot based on Sentinel-1 SAR data[J]. Journal of Arid Meteorology, 2019, 37(6): 979-986.
- [6] 曾旭婧, 邢艳秋, 单炜, 等. 基于 Sentinel-1A 与 Landsat 8 数据的北黑高速沿线地表土壤水分遥感反演方法研究[J]. 中国生态农业学报, 2017, 25(1): 118-126.
  - ZENG Xujing, XING Yanqiu, SHAN Wei, et al. Soil water content retrieval based on Sentinel-1A and Landsat 8 image for Bei'an-Heihe Expressway[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2017, 25(1): 118-126.
- [7] BAO Y S, LIN L B, WU S Y, et al. Surface soil moisture retrievals over partially vegetated areas from the synergy of Sentinel-1 and Landsat 8 data using a modified water-cloud model[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 72: 76-85.
- [8] LIN R C, CHEN H, WEI Z, et al. Improved surface soil moisture estimation model in semi-arid regions using the vegetation red-edge band sensitive to plant growth[J]. Atmosphere, 2022, 13(6): 930.
- [9] WANG C M, GU X F, ZHOU X, et al. Chinese soil moisture observation network and time series data set for high resolution satellite applications[J]. Scientific Data, 2023, 10: 424.
- [10] HEGAZI E H, YANG L B, HUANG J F. A convolutional neural network algorithm for soil moisture prediction from Sentinel-1 SAR images[J]. Remote Sensing, 2021, 13(24): 4 964.
- [11] BOUSBIH S, ZRIBI M, HAJJ M E, et al. Soil moisture and irrigation mapping in A semi-arid region, based on the synergetic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data[J]. Remote Sensing, 2018, 10(12): 1 953.
- [12] ATTEMA E P W, ULABY F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 1978, 13(2): 357-364.
- [13] 李新尧. 基于 Sentinel-1 SAR 数据的表层土壤水分遥感反演[D]. 西安: 西北大学, 2019.

  LI Xinyao. Study of retrieving surface soil moisture based on Sentinel-1
  - LI Xinyao. Study of retrieving surface soil moisture based on Sentinel-1 SAR data[D]. Xi'an: Northwest University, 2019.
- [14] KUMAR K, RAO H P S, ARORA M K. Study of water cloud model vegetation descriptors in estimating soil moisture in Solani catchment[J]. Hydrological Processes, 2015, 29(9): 2 137-2 148.
- [15] BINDLISH R, BARROS A P. Parameterization of vegetation backscatter in radar-based, soil moisture estimation[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(1): 130-137.

- [16] JACKSON T J, VINE D M L, 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): 2 136-2 151.
- [17] JACKSON T J, CHEN D Y, COSH M, et al. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 92(4): 475-482.
- [18] DANSON F M, ROWLAND C S, BARET F. Training a neural network with a canopy reflectance model to estimate crop leaf area index[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(23): 4 891-4 905.
- [19] 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 Teng, HAN Ling, LIU Quanming. 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.
- [20] 陈宇翔, 郑荣伟, 王庆明, 等, 关中地区参考作物蒸发蒸腾量时空变化特征及主要因子分析[J]. 灌溉排水学报, 2022, 41(4): 76-83.

  CHEN Yuxiang, ZHENG Rongwei, WANG Qingming, et al. Spatiotemporal variation in reference evapotranspiration over Guanzhong region and its determinants[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(4): 76-83.
- [21] BAI X J, HE B B, LI X W. Optimum surface roughness to parameterize advanced integral equation model for soil moisture retrieval in prairie area using radarsat-2 data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(4): 2 437-2 449.
- [22] PASOLLI L, NOTARNICOLA C, BERTOLDI G, et al. Soil moisture monitoring in mountain areas by using high-resolution SAR images: Results from a feasibility study[J]. European Journal of Soil Science, 2014, 65(6): 852-864.
- [23] WANG J J, WU F, SHANG J L, et al. Saline soil moisture mapping using Sentinel-1A synthetic aperture radar data and machine learning algorithms in humid region of China's East coast[J]. Catena, 2022, 213: 106 189.
- [24] SANTI E, DABBOOR 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): 2 451.
- [25] 梁顺林, 李小文, 王锦地. 定量遥感: 理念与算法[M]. 北京: 科学出版 社, 2019.
- [26] CHEN H, LIN R C, ZHANG B Z, et al. Improving soil water content and surface flux estimation based on data assimilation technique[J]. Remote Sensing, 2022, 14(13): 3 183.
- [27] 刘苏峡, 邢博, 袁国富, 等. 中国根层与表层土壤水分关系分析[J]. 植物生态学报, 2013, 37(1): 1-17.
  - LIU Suxia, XING Bo, YUAN Guofu, et al. Relationship analysis between soil moisture in root zone and top-most layer in China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2013, 37(1): 1-17.

# Inversion of surface soil moisture under vegetated areas based on optical and microwave remote sensing data

ZHOU Meiling<sup>1</sup>, ZHANG Dening<sup>2</sup>, WANG Hao<sup>3</sup>, WEI Zheng<sup>4\*</sup>, LIN Rencai<sup>4</sup>

- (1. Jiangxi Provincial Water Conservancy InvestmentJiangheInformation Technology Co.,Ltd, Nanchang 330029, China;
  - 2. Operation and Maintenance Center of PanzhuangIrrigation District, Dezhou 253000, China;
    - 3. Kunming Engineering Corporation Limited, Kunming 650051, China;
    - 4. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

**Abstract:** 【Objective】 The effects of Vertical-Vertical (VV) polarization, Vertical-Horizontal (VH) polarization, and dual polarization on microwave remote sensing retrieval of surface soil moisture (0-10 cm) were investigated. And analyze different data sources (Landsat-8, L8; Sentinel-2, S2) Effect of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Normalized Difference Water Index (NDWI) on the accuracy of remote sensing estimation of surface soil moisture. 【Method】 Based on the single polarization of VV and VH and the dual polarization model, NDVI and NDWI calculated by S2 and L8 were used to estimate vegetation water content (VWC), eliminate the influence of vegetation on backscattering, and obtain the soil backscattering coefficient. Then the water cloud model was used to invert the surface soil moisture in Daxing District of Beijing. 【Result】 For VV polarization, the estimation accuracy of VV+S2 $_{NDWI}$  was best ( $R^2$ =0.763, RMSE=1.55%). For VH polarization, the estimation accuracy of VH+S2 $_{NDVI}$  was best ( $R^2$ =0.622, RMSE=1.66%); The dual polarization (DP) + S2 $_{NDVI}$  had a highest accuracy in retrieving surface soil moisture ( $R^2$ =0.895, RMSE=0.89%); Compared with the NDWI, the NDVI has a better effect on removing the influence of vegetation, and the NDVI can be used to characterize the VWC. 【Conclusion】 NDVI is more suitable for removing the influence of vegetation in water cloud model, and the dual polarization method has higher accuracy in retrieving surface soil moisture.

**Key words:** moisture; Sentinel-1; dual polarization; remote sensing; NDVI; NDWI

责任编辑: 韩 洋