

基于Sentinel-1/2遥感数据的冬小麦覆盖地表土壤水分协同反演

赵建辉 张蓓 李宁 郭拯危*

(河南大学河南省大数据分析处理重点实验室 开封 475004)

(河南大学河南省智能技术与应用工程技术研究中心 开封 475004)

(河南大学计算机与信息工程学院 开封 475004)

摘要: 冬小麦是我国重要粮食作物之一, 对冬小麦覆盖地表土壤水分进行监测有助于解决因土壤供水导致的冬小麦歉收和农业用水浪费等问题。为了降低冬小麦覆盖地表土壤水分微波遥感反演过程中冬小麦对雷达后向散射系数的影响, 该文基于Sentinel-1携带的合成孔径雷达(SAR)数据和Sentinel-2携带的多光谱成像仪(MSI)数据, 结合水云模型, 开展冬小麦覆盖地表土壤水分协同反演研究。首先, 基于MSI数据, 该文定义了一种新的植被指数, 即融合植被指数(FVI), 用于冬小麦含水量反演; 然后, 该文发展了一种基于主被动遥感数据的冬小麦覆盖地表土壤水分反演半经验模型, 校正冬小麦在土壤水分反演过程中对雷达后向散射系数的影响; 最后, 以河南省某地冬小麦农田为研究区域, 开展归一化水体指数(NDWI)和FVI两种指数与VV, VH, VV/VH 3种极化组合而成的6种反演方式下的土壤水分反演对比实验。结果表明: 以FVI为植被指数, 能够更好地去除冬小麦在土壤水分反演过程中对雷达后向散射系数的影响; 6种反演方式中, FVI与VV/VH组合下的反演效果最优, 其决定系数为0.7642, 均方根误差为 $0.0209 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 平均绝对误差为 $0.0174 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 展示了该文所提土壤水分反演模型的研究价值和应用潜力。

关键词: 雷达土壤水分反演; 水云模型; 融合植被指数; Sentinel-1/2

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)03-0692-08

DOI: 10.11999/JEIT200416

Cooperative Inversion of Winter Wheat Covered Surface Soil Moisture Based on Sentinel-1/2 Remote Sensing Data

ZHAO Jianhui ZHANG Bei LI Ning GUO Zhengwei

(Henan Key Laboratory of Big Data Analysis and Processing, Henan University, Kaifeng 475004, China)

(Henan Engineering Research Center of Intelligent Technology and Application,

Henan University, Kaifeng 475004, China)

(College of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract: Winter wheat is one of the most important food crops in China. Monitoring the soil moisture over winter wheat covered surface can help to solve the problem of poor harvest of winter wheat and waste of agricultural water due to soil water supply. In order to reduce the influence of winter wheat on radar backscattering coefficient in the process of microwave remote sensing retrieval of soil moisture covered by winter wheat, based on the Synthetic Aperture Radar (SAR) data carried by Sentinel-1 and the MultiSpectral Imager (MSI) data carried by Sentinel-2, combined with the water cloud model, the collaborative inversion of soil moisture over winter wheat mulching surface is carried out. Firstly, based on the MSI data from Sentinel-2, a new vegetation index called Fusion Vegetation Index (FVI) is defined for inversion of winter wheat moisture. Secondly, a semi-empirical soil moisture inversion model based on active and passive remote sensing data is developed to correct the influence of winter wheat on radar backscatter coefficient. Finally, by taking a

收稿日期: 2020-05-29; 改回日期: 2020-12-06; 网络出版: 2020-12-18

*通信作者: 郭拯危 gzw@henu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61871175), 河南省科技攻关计划项目(182102210233, 192102210082), 河南省青年人才托举工程(2019HYTP006), 河南省高等学校重点科研项目(19A420005)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61871175), The Plan of Science and Technology of Henan Province (182102210233, 192102210082), The Youth Talent Lifting Project of Henan Province (2019HYTP006), The College Key Research Project of Henan Province (19A420005)

winter wheat field in Henan Province as the study area, the comparative experiments of soil moisture inversion are carried out under six combinations, which are composed of two vegetation indexes, Normalized Difference Water Index (NDWI) and FVI respectively, and three types of polarization data, VV, VH and VV/VH respectively. Through the experimental results, FVI shows a better performance than NDWI in reducing the influence of winter wheat on radar backscatter coefficient. Meanwhile, among the six inversion combinations, the one of FVI and VV/VH achieves the optimal inversion precision, with a determination coefficient of 0.7642, a Root Mean Square Error of $0.0209 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, and a Mean Absolute Error of $0.0174 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, demonstrating the application potential of the soil inversion model developed in this paper.

Key words: Radar soil moisture inversion; Water cloud model; Fusion Vegetation Index(FVI); Sentinel-1/2

1 引言

土壤水分在水文模型、气候模型和生态模型中扮演着重要角色,对气候变化起着调节作用,同时在陆面水资源形成、转化、消耗过程中占据主要位置^[1]。土壤水分测量在干旱预报、天气模拟、农作物估产和水资源管理等应用中具有重要意义。

传统的土壤水分测量方法,虽然能够提供准确的结果,但需要消耗巨大的人力和财力,而且无法在短时间内获取大范围的土壤水分信息。随着遥感技术的发展,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)凭借其全天时、全天候工作的优势,应用广泛且在众多土壤水分估测手段中脱颖而出^[2,3]。张祥等人^[4]利用时序Sentinel-1微波数据完成了农田土壤水分变化分析,验证了时序Sentinel-1数据检测农田水分变化的实用性。陈婷婷等人^[5]基于多时相Sentinel-1数据,通过改进Alpha近似模型对试验区土壤水分进行反演,实验表明了反演结果与实测数据具有较好的相关性。韩玲等人^[6]利用Envisat-1微波数据与高级积分方程模型(Advanced Integral Equation Model, AIEM)构建土壤水分反演模型,提高了研究区土壤水分反演精度。虽然仅利用微波数据能够有效地估测裸土土壤水分,但对于冬小麦覆盖地表而言,由于冬小麦等农作物影响雷达信号对介电常数的敏感性,因而其土壤水分反演具有一定难度。为了解决这一问题,林利斌等人^[7]基于Sentinel-1微波数据与FY-3C的微波成像仪(MicroWave Radiation Imager, MWRI)数据,结合植被含水量反演模型与水云模型,去除植被对土壤水分反演的影响。郭二旺等人^[8]利用Sentinel-1微波数据和Landsat8光学数据,采用水云模型消除研究区植被对土壤水分反演中雷达后向散射系数的影响,与AIEM模型联合反演土壤水分,取得了较为满意的结果。郭交等人^[9]基于Sentinel多源遥感数据,结合水云模型与Oh模型,减少植被在农田地表土壤水分反演中的影响,结果表明,通过水云模型去除植被影响后,Oh模型反演精度提高,为利用多源遥感数据反演农田地表土壤水分提供了参考。

植被覆盖地区, SAR的后向散射系数不仅与本身的极化方式、入射角及土壤水分有关,还受植被含水量等因素的影响。当植被覆盖度较高时,土壤水分对微波的贡献远远低于植被,从而使得反演植被覆盖地表土壤水分困难增加,植被对微波影响的校正显得尤为重要^[10]。能够定量估算植被散射在雷达后向散射中的比例、基于微波辐射传输方程1阶解的密歇根微波植被散射模型(MIchigan MIcrowave Canopy Scattering model, MIMICS),虽然能够将植被微波后向散射清晰表达,但由于植被的构造复杂且需要输入的参数庞杂,所以此方法难以广泛应用^[11]。一些研究人员常采用植被指数来减少植被层的散射贡献,降低土壤水分反演的不确定性。Baghdadi等人^[12]利用从Sentinel-2数据中提取的归一化差分植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)计算植被衰减参数和校正水云模型,结合积分方程模型(Integral Equation Model, IEM),反演冬季农田地表土壤水分,取得了较好的结果。Bao等人^[13]使用归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI)校正水云模型,减少了植被含水量对估算土壤含水量的影响。虽然NDVI和NDWI能够减少植被覆盖影响,但NDVI受限于一定范围内的植被覆盖度,NDWI在去除背景土壤反射率效应方面能力较差。

本文基于Sentinel-1(后文简称为S-1)SAR微波数据和Sentinel-2(后文简称为S-2)多光谱成像仪(Multi-Spectral Imager, MSI)光学数据,以河南省开封市祥符区冬小麦农田为研究区,针对冬小麦在土壤水分反演中造成雷达信号敏感性降低的问题,定义了一种新的植被指数,即融合植被指数(Fusion Vegetation Index, FVI),发展了一种基于主被动遥感数据的冬小麦覆盖地表土壤水分反演半经验模型,开展了NDWI, FVI两种植被指数与VV, VH, VV/VH 3种极化组合而成的6种反演方式下的土壤水分反演对比实验,分析所提模型的精度,为微波和光学遥感数据协同反演冬小麦覆盖地表土壤水分提供研究思路。

2 研究区与数据源

2.1 研究区

研究区为河南省开封市祥符区冬小麦农田,该地区位于黄河冲积扇平原的尖端,平均海拔为69~78 m,大致范围为34°36′~34°51′N, 114°30′~114°48′E,面积约900 km²,如图1所示。该地区属于暖温带大陆性季风气候,四季分明,光照充足,地势平坦,气候宜人,农田覆盖范围广,土壤深度0~20 cm的类型主要为砂土和壤质砂土,以农用地、建筑区和水体等为主要地表类型,实行冬小麦与夏玉米的轮作模式,其中冬小麦一般在10月份种植,次年6月份收获。3次数据采集时分别处于冬小麦出苗期、分蘖期和越冬期。

采集的数据包括采样点的土壤水分值、经纬度等地表参数。土壤水分值测量使用Spectrum公司生产的便携式TDR350土壤水分测量仪,采用3.8 cm探针,在每个采样点以“十”字形状测5个点的土壤水分值,以5个点的土壤水分平均值作为该采样点的最终土壤水分实测值,以减少土壤水分时空异质性带来的影响。采样点经纬度使用集思宝UG905定位仪(定位精度1~3 m)进行定位,选择WGS84坐标系记录采样点坐标。实验中共设置34个采样点,其分布如图1所示。在后文所用的3景S-1 SAR图像中每一景图像的采集日期当天,都会对采样点的土壤水分值进行一次实地测量和记录(因道路维修及其他突发情况,未能实现每次测量所有采样点),在3景图像采集日期内共采集了3次,共获得50个采样点土壤水分实测值。

2.2 遥感数据

本文使用的SAR微波数据为S-1 Level-1产品中的地距多视(Ground Range Detected, GRD)数据,实验中共使用了3景,获取日期分别为2019年

10月18日、2019年10月30日和2019年12月29日。本文在使用欧空局(European Space Agency, ESA)提供的哨兵应用平台(SeNtinel Application Platform, SNAP)软件对S-1 SAR图像进行滤波、辐射定标和地理编码等预处理之后,使用式(1)获得图像中地物雷达后向散射系数^[14]

$$\sigma_{ij}^o(\theta) = 10 \cdot \lg \left(\frac{|DN_{ij}|^2}{A_\sigma^2} \right) \quad (1)$$

式中, $\sigma_{ij}^o(\theta)$ 为SAR图像中第*i*行第*j*列像元的后向散射系数; DN_{ij} 为第*i*行第*j*列像元的灰度值; A_σ^2 为定标参数。

本文使用的MSI光学数据为S-2经过大气校正等预处理的L2A级别的产品数据。根据S-1 SAR图像获取日期和是否出现云雾雨等影响土壤水分大幅度波动的天气因素,选择2019年10月15日、2019年11月4日和2020年1月3日获取的3景准同步光学图像作为实验数据。

3 冬小麦覆盖地表土壤水分反演

3.1 融合植被指数的定义与应用

陆地的雷达后向散射系数不仅受土壤参数和雷达本身系统参数的影响,还受植被覆盖度等地表参数的影响。植被的高度及其覆盖度过高,会导致土壤对雷达后向散射系数的贡献过少,增加土壤水分反演的难度和复杂度。在植被含水量估算研究中,大多使用NDVI和NDWI等植被指数对植被参数进行参数化估计^[15]。NDVI虽然对生物量具有敏感性,并且能够有效消除土壤背景和地形变化的影响,但容易出现饱和点,从而造成生物量估计偏差,降低土壤水分反演精度^[16]。Gao^[17]基于NDVI对植被的绿度信息比较友好而在植被含水量估算方面表现不佳的分析,发展了对植被水分变化具有敏感性优势

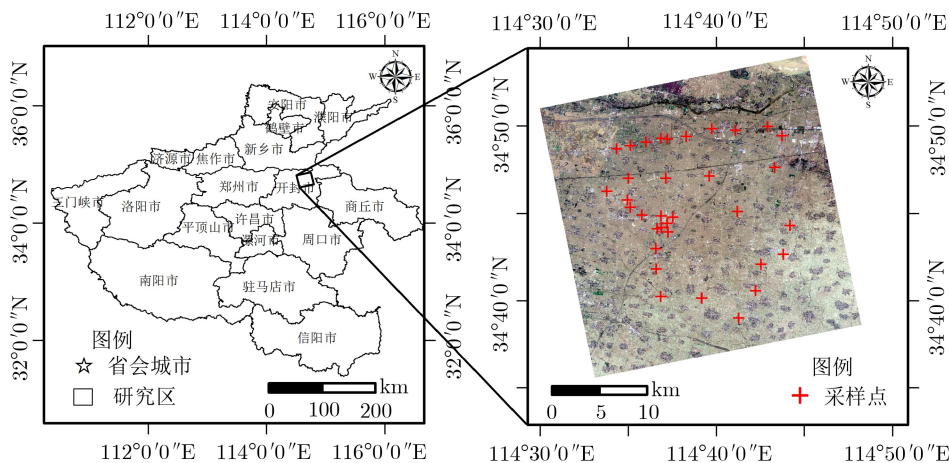


图1 研究区与土壤水分采样点分布

的植被指数NDWI。虽然相对于NDVI而言, NDWI可以更好地估算植被含水量, 但其缺乏对大气效应的感知, 在反演土壤水分时反演精度会受到一定影响。

本文基于对NDVI和NDWI涉及的近红外、可见光(红)和短波红外波段的比较分析, 定义了一种新的植被指数, 命名为融合植被指数(FVI)。该指数融合了植被冠层高反射区的近红外、叶绿素高吸收区的红光和处于水吸收范围内的短波红外波段, 兼顾植被绿度和叶片液态水的敏感性^[18], 其定义形式如式(2)所示

$$FVI = \frac{2\rho_{842} - \rho_{665} - \rho_{1610}}{2\rho_{842} + \rho_{665} + \rho_{1610}} \quad (2)$$

式中, FVI为融合植被指数; ρ_{842} , ρ_{665} 和 ρ_{1610} 分别表示S-2中对应中心波长为842 nm, 665 nm和1610 nm的波段值。

根据现有研究结果^[19]和多次实验对比, 本文实现了基于FVI的植被含水量反演计算, 其函数关系如式(3)所示

$$Mv = a \cdot FVI + b \quad (3)$$

式中, Mv为植被含水量; a , b 为与植被类型有关的参数。

3.2 基于水云模型的土壤水分反演

Attema和Ulaby^[20]以农作物为研究对象, 基于辐射传输方程, 提出了农作物覆盖地表土壤水分反演的经典模型, 即水云模型, 其中进行如下假设以简化植被覆盖层的散射机制: (1)只考虑来自植被反射的体散射项和经植被双层衰减后地面的后向散射项; (2)忽略植被与土壤中的其他形式的散射。水云模型具体形式如式(4)–式(6)所示

$$\sigma_{pq}^o(\theta) = \sigma_{veg}^o(\theta) + \tau^2(\theta) \cdot \sigma_{soil}^o(\theta) \quad (4)$$

$$\sigma_{veg}^o(\theta) = A \cdot Mv \cdot \cos(\theta) \cdot [1 - \tau^2(\theta)] \quad (5)$$

$$\tau^2(\theta) = \exp[-2B \cdot Mv / \cos(\theta)] \quad (6)$$

式中, $\sigma_{pq}^o(\theta)$ 为任意极化植被覆盖地表冠层的总后向散射系数, 下标 p , q 分别为发射和接收极化方式; $\sigma_{veg}^o(\theta)$ 为植被层后向散射系数; $\sigma_{soil}^o(\theta)$ 为直接地表后向散射系数; $\tau^2(\theta)$ 为雷达波穿透农作物层的双层衰减因子; θ 为雷达波入射角; A 和 B 为依赖植被类型和入射电磁波频率的参数。

雷达后向散射系数对地表介电常数敏感, 与土壤水分关系密切。有研究表明^[13], 裸土土壤后向散射系数 $\sigma_{soil}^o(\theta)$ 与土壤水分Ms可用式(7)所示的线性关系来表示

$$\sigma_{soil}^o(\theta) = d \cdot Ms + e \quad (7)$$

式中, d 和 e 为与地表土壤有关的参数。将式(5)–式(7)代入式(4)中, 获得基于水云模型的土壤水分反演半经验模型, 如式(8)所示

$$Ms = \frac{[\sigma_{VV}^o(\theta) - A \cdot Mv \cdot \cos(\theta) \cdot [1 - \exp[-2B \cdot Mv / \cos(\theta)]]]}{\exp[-2B \cdot Mv / \cos(\theta)] \cdot d} - \frac{e}{d} \quad (8)$$

式中, $\sigma_{VV}^o(\theta)$ 为VV单极化植被覆盖地表冠层的总后向散射系数。

3.3 基于改进水云模型的冬小麦覆盖地表土壤水分反演

基于前人研究^[7], 利用麦克劳林级数将式(6)展开为式(9)所示形式

$$\begin{aligned} \tau^2(\theta) &= \exp[-2B \cdot Mv / \cos(\theta)] \\ &= 1 - [2B \cdot Mv \cdot \sec(\theta)] \\ &\quad + [2B^2 \cdot Mv^2 \cdot \sec(\theta)] + \dots \end{aligned} \quad (9)$$

取其前两项, 使用植被指数FVI估算冬小麦含水量, 将式(3)、式(5)、式(7)和式(9)代入式(4)中, 并使用VV单极化与VH单极化后向散射系数比值 $\sigma_{VV}^o(\theta)/\sigma_{VH}^o(\theta)$ 代替公式中VV单极化后向散射系数 $\sigma_{VV}^o(\theta)$, 本文发展出一种冬小麦覆盖地表土壤水分反演半经验模型, 如式(10)所示

$$\begin{aligned} Ms &= K_1 + K_2 \cdot \frac{\sigma_{VV}^o(\theta)}{\sigma_{VH}^o(\theta)} + K_3 \cdot \frac{\sigma_{VV}^o(\theta)}{\sigma_{VH}^o(\theta)} \cdot \sec(\theta) \\ &\quad + K_4 \cdot FVI^2 + K_5 \cdot FVI \\ &\quad + K_6 \cdot \frac{\sigma_{VV}^o(\theta)}{\sigma_{VH}^o(\theta)} \cdot FVI \cdot \sec(\theta) \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $K_1 \sim K_6$ 为拟合系数, $K_1 = \frac{-2A \cdot B \cdot b^2 - e}{d}$, $K_2 = \frac{1}{d}$, $K_3 = \frac{2B \cdot b}{d}$, $K_4 = \frac{-2A \cdot B \cdot a^2}{d}$, $K_5 = \frac{-4a \cdot b \cdot A \cdot B}{d}$, $K_6 = \frac{2a \cdot B}{d}$, 通过最小二乘法拟合求解; $\sigma_{VV}^o(\theta)$ 和 $\sigma_{VH}^o(\theta)$ 分别为S-1 SAR图像VV和VH极化方式下的后向散射系数。

3.4 土壤水分反演流程

本文通过利用麦克劳林级数对水云模型进行改进, 基于S-1微波遥感数据和S-2光学遥感数据, 发展出一种冬小麦覆盖下地表土壤水分反演模型, 其流程如图2所示。首先, 对S-1 GRD数据进行Refined Lee滤波、辐射定标和地理编码预处理操作, 抑制斑点噪声, 获取辐射和几何精校正的SAR后向散射图像与入射角图像, 提取各像元的雷达入射角和后向散射系数等参数。其次, 基于S-2 MSI数据计算各像元的植被指数。然后, 根据经纬度信息提取各个采样点的后向散射系数、入射角、植被指数等数据对模型系数进行参数拟合, 利用土

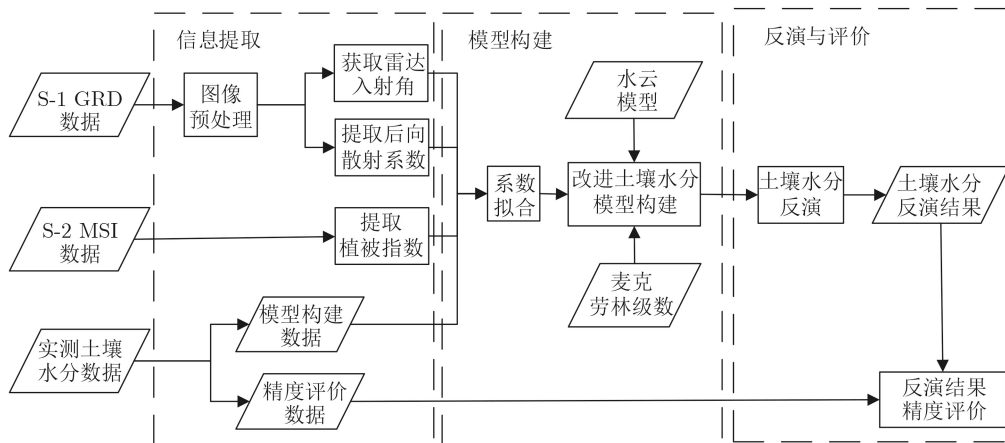


图2 土壤水分反演流程

壤水分实测值对反演模型进行验证分析与精度评价，确定反演模型中后向散射系数和植被指数的最优组合方式。最后，使用最优组合方式反演研究区土壤水分，获得研究区土壤水分空间分布图。

4 实验与分析

为了验证本文基于改进水云模型反演冬小麦覆盖地表土壤水分半经验模型的有效性，以河南省开封市祥符区冬小麦农田为研究区域，开展了土壤水分反演实验，其中在植被含水量估算中选择比NDVI更加敏感的NDWI与该文定义的FVI进行对比。利用与S-1过境时间相近且天气无较大变化的S-2 MSI数据，获得植被指数NDWI和FVI，代入模型中进行土壤水分反演。实验中将研究区3景S-1 SAR图像对应的50个土壤水分实测值随机分为建模组和验证组两组，其中30个实测值为建模组，用于拟合式(8)和式(10)中的系数，另外20个实测值为验证组，用于验证模型精度。使用决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)与平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)等3个指标，对不同组合方式下模型的反演精度进行了分析。

为了获得基于改进水云模型反演冬小麦覆盖地表土壤水分最优组合方式，本文利用S-2 MSI数据计算两个植被指数NDWI和FVI，结合从S-1 SAR图像中提取的VV、VH和VV/VH 3种极化数据，设置了由两个植被指数和3种极化方式组合而成的6种反演组合方式，进行了6种组合下冬小麦覆盖地表土壤水分反演对比实验。基于水云模型和基于本文所发展模型的土壤水分反演精度对比结果如表1所示，本文所发展模型的6种组合反演方式下水分反演值与实测值的相关性分析结果如表2所示。

(1) 反演模型对比分析。从表1可知，基于水云模型反演土壤水分时，使用FVI表示植被含水量时

表1 基于水云模型和本文所发展模型的土壤水分

反演精度对比结果			
反演模型	反演组合方式	R^2	RMSE
水云模型	VV-NDWI	0.6915	0.0245
	VV-FVI	0.7212	0.0243
本文所发展模型	VV/VH-NDWI	0.7266	0.0240
	VV/VH-FVI	0.7642	0.0209

表2 本文所发展模型的6种组合反演方式下

土壤水分反演精度对比结果			
反演组合方式	R^2	RMSE	MAE
VH-NDWI	0.4727	0.0326	0.0263
VV-NDWI	0.6733	0.0253	0.0202
VV/VH-NDWI	0.7266	0.0240	0.0202
VH-FVI	0.5151	0.0289	0.0246
VV-FVI	0.6791	0.0249	0.0219
VV/VH-FVI	0.7642	0.0209	0.0174

的反演精度较佳，其决定系数 R^2 比使用NDWI表示植被含水量时高0.0297。在植被指数确定的情况下，基于本文改进水云模型的土壤水分反演精度要优于基于水云模型的土壤水分反演精度，且与FVI植被指数组合反演土壤水分时效果最佳。

(2) 极化方式与反演结果的相关性分析。从表2可以看出，在同一植被指数下，土壤水分反演值与实测值的决定系数 R^2 在VH、VV、VV/VH 3种极化方式下逐步增加。当反演模型中使用FVI时，VV/VH反演决定系数 R^2 为0.7642，比单极化VH反演的决定系数提高了0.2491；当反演模型中使用NDWI时，VV/VH反演决定系数 R^2 为0.7266，比单极化VH反演的决定系数提高了0.2539。

在SAR图像中，冬小麦等植被冠层的散射特性以体散射为主，土壤的散射特性以表面散射成分为

主。相比同极化SAR图像(HH或VV), 体散射类型在交叉极化(VH或HV)中幅值更大; 而对于表面散射类型, 则在VV极化中幅值较大。因此, 相比VV或VH极化图像, VV/VH这一比值图像可以更好地体现植被覆盖层的散射贡献, 从而获得更优的反演结果。

(3) 植被指数与反演结果的相关性分析。从表2同样可以看出, 在同一极化组合下, 使用FVI时的土壤水分反演值与实测值的决定系数更高。FVI与3种极化方式组合反演时的决定系数 R^2 分别为0.5151, 0.6791, 0.7642, 比NDWI对应的决定系数分别提高了0.0424, 0.0058, 0.0376。

融合植被指数FVI的定义方式中包含了位于叶绿素主要吸收带的红波段、位于水体强吸收区的近红外波段以及对植物和土壤水分含量皆敏感的短波红外波段, 使其能够更好地估算冬小麦含水量从而计算出冬小麦的体散射量, 进而提高土壤水分反演精度。

(4) 不同组合方式的反演精度分析。基于表2数据分析, VV/VH极化方式分别与植被指数FVI, NDWI组合反演时的决定系数, 皆高于单极化VV

或VH组合反演时对应的决定系数; 且VV/VH反演时的均方根误差RMSE和平均绝对误差MAE, 皆低于单极化VV或VH对应的均方根误差和平均绝对误差; 6种组合反演方式中, 使用融合植被指数FVI与VV/VH极化数据组合反演土壤水分时, 决定系数最高、均方根误差最低、平均绝对误差最低, 综合反演精度最高, 是本文所发展土壤水分反演半经验模型应用时的最优组合反演方式。

(5) 研究区土壤水分反演结果。FVI与VV/VH最优组合方式下的研究区冬小麦覆盖地表土壤水分反演结果的空间分布和频率分布如图3所示。需要指出的是, 为了去除非农田区域对土壤水分反演的影响, 本文预先使用了ArcGIS软件对研究区S-1 SAR图像进行ISODATA非监督分类, 滤除了城镇、河流等非农田区域, 如图3(a)中白色区域所示。研究区采样点土壤水分实测值的空间分布和频率分布如图3(b)和图3(d)所示。对比图3(c)和图3(d)可知, 土壤水分反演值在0.06~0.09范围内频率最高, 与当日采样点实测值的频率分布基本一致, 进一步验证了本文方法的有效性。

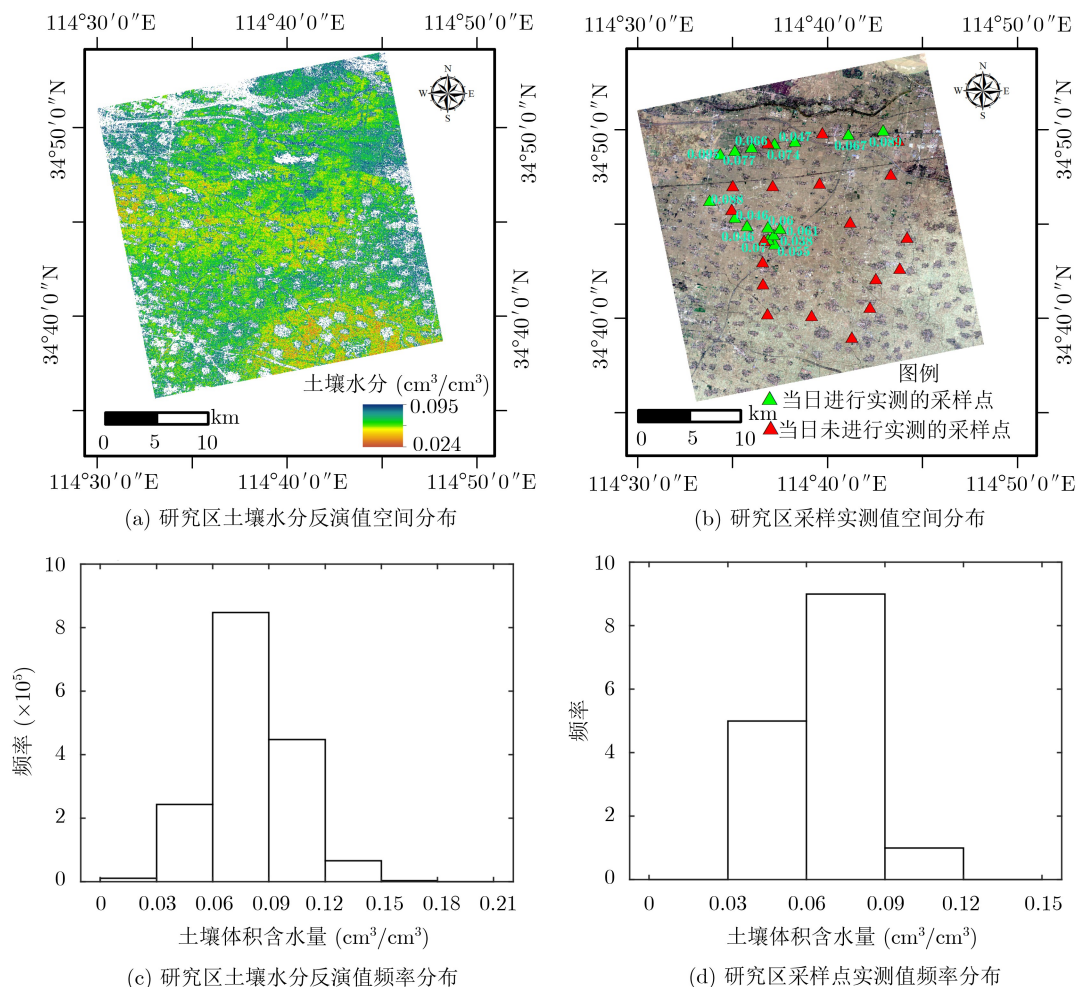


图3 研究区土壤水分反演值与采样点实测值的空间分布与频率分布(2019年12月29日)

5 结束语

本文定义了FVI植被指数,发展了一种植被覆盖地表土壤水分反演半经验模型,并基于S-1微波遥感数据和S-2光学遥感数据,开展了冬小麦覆盖地表土壤水分遥感反演实验,分析了不同植被指数与极化组合下的土壤水分反演精度,实验结果表明:

(1) 本文提出的由近红外、短波红外和可见光(红)波段组成的新植被指数FVI,通过与水云模型结合,能够有效地去除冬小麦在土壤水分反演过程中对后向散射系数造成的影响。与NDWI相比,FVI分别与VH, VV, VV/VH 3种极化方式组合反演土壤水分时,其反演结果的相关性更高、反演精度更优, RMSE分别降低了 $0.0037 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $0.0004 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $0.0031 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。

(2) 本文发展的土壤水分反演半经验模型,在组合使用FVI与VV/VH极化数据时,土壤水分反演精度最优。通过对比分析FVI, NDWI两种植被指数与VV, VH, VV/VH 3种极化数据组合而成的6种组合方式下的土壤水分反演精度,发现FVI与VV/VH组合方式下反演精度最优,其 R^2 为0.7642, RMSE为 $0.0209 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, MAE为 $0.0174 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。

需要说明的是,本文模型并没有考虑地表粗糙度和冬小麦高度等参数,在后续研究中,拟将上述因素或参数加入现有模型中,以进一步提高多源遥感协同反演冬小麦覆盖地表土壤水分的精度及实用性。

参 考 文 献

- [1] 李震, 廖静娟. 合成孔径雷达地表参数反演模型与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 209–305.
LI Zhen and LIAO Jingjuan. Model and Method for Inversion of Synthetic Surface Radar Surface Parameters[M]. Beijing: Science Press, 2011: 209–305.
- [2] 闵林, 王宁, 毋琳, 等. 基于多源雷达遥感技术的黄河径流反演研究[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(7): 1590–1598. doi: [10.11999/JEIT190494](https://doi.org/10.11999/JEIT190494).
MIN Lin, WANG Ning, WU Lin, et al. Inversion of Yellow River runoff based on multi-source radar remote sensing technology[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(7): 1590–1598. doi: [10.11999/JEIT190494](https://doi.org/10.11999/JEIT190494).
- [3] 杜兰, 魏迪, 李璐, 等. 基于半监督学习的SAR目标检测网络[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 154–163. doi: [10.11999/JEIT190783](https://doi.org/10.11999/JEIT190783).
DU Lan, WEI Di, LI Lu, et al. SAR target detection network via semi-supervised learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 154–163. doi: [10.11999/JEIT190783](https://doi.org/10.11999/JEIT190783).
- [4] 张祥, 陈报章, 赵慧, 等. 基于时序Sentinel-1A数据的农田土壤水分变化检测分析[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(2): 338–345. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2017.2.0338](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2017.2.0338).
ZHANG Xiang, CHEN Baozhang, ZHAO Hui, et al. Soil moisture change detection over bare agricultural area by means of time-series Sentinel-1A SAR data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(2): 338–345. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2017.2.0338](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2017.2.0338).
- [5] 陈婷婷, 潘耀忠, 孙林. 基于多时相Sentinel-1SAR地表土壤水分反演的Alpha近似模型改进[J]. 土壤学报, 2019, 56(5): 1269–1278. doi: [10.11766/trxb201807270361](https://doi.org/10.11766/trxb201807270361).
CHEN Tingting, PAN Yaozhong, and SUN Lin. Modification of alpha approximation model based for retrieving soil moisture data based on multi-temporal sentinel-1 SAR[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 56(5): 1269–1278. doi: [10.11766/trxb201807270361](https://doi.org/10.11766/trxb201807270361).
- [6] 韩玲, 秦小宝, 陈鲁皖. 双极化SAR数据反演裸露地表土壤水分[J]. 测绘工程, 2018, 27(2): 7–12. doi: [10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2018.02.002](https://doi.org/10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2018.02.002).
HAN Ling, QIN Xiaobao, and CHEN Luwan. Inversion of soil moisture on bare surface by dual polarization SAR data[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2018, 27(2): 7–12. doi: [10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2018.02.002](https://doi.org/10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2018.02.002).
- [7] 林利斌, 鲍艳松, 左泉, 等. 基于Sentinel-1与FY-3C数据反演植被覆盖地表土壤水分[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 750–758. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2018.4.0750](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2018.4.0750).
LIN Libin, BAO Yansong, ZUO Quan, et al. Soil moisture retrieval over vegetated areas based on sentinel-1 and FY-3C data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(4): 750–758. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2018.4.0750](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2018.4.0750).
- [8] 郭二旺, 郭乙霏, 罗蔚然, 等. 基于Landsat8和Sentinel-1A数据的焦作广利灌区夏玉米土壤墒情监测方法研究[J]. 中国农村水利水电, 2019(7): 22–25, 34. doi: [10.3969/j.issn.1007-2284.2019.07.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-2284.2019.07.005).
GUO Erwang, GUO Yifei, LUO Weiran, et al. Soil moisture retrieval of summer maize in the irrigation area based on sentinel-1A[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2019(7): 22–25, 34. doi: [10.3969/j.issn.1007-2284.2019.07.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-2284.2019.07.005).
- [9] 郭交, 刘健, 宁纪锋, 等. 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, 2019, 35(14): 71–78. doi: [10.11975/j.issn.1002-6819.2019.14.009](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2019.14.009).
GUO Jiao, LIU Jian, NING Jifeng, et al. Construction and validation of soil moisture retrieval model in farmland based on Sentinel multi-source data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(14): 71–78. doi: [10.11975/j.issn.1002-6819.2019.14.009](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2019.14.009).
- [10] PRÉVOT L, CHAMPION I, and GUYOT G. Estimating surface soil moisture and leaf area index of a wheat canopy

- using a dual-frequency (C and X bands) scatterometer[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 46(3): 331–339. doi: [10.1016/0034-4257\(93\)90053-Z](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90053-Z).
- [11] TACONET O, BENALLEGUE M, VIDAL-MADJAR D, *et al.* Estimation of soil and crop parameters for wheat from airborne radar backscattering data in C and X bands[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 50(3): 287–294. doi: [10.1016/0034-4257\(94\)90078-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90078-7).
- [12] BAGHDADI N, EL HAJJ M, ZRIBI M, *et al.* Calibration of the water cloud model at C-band for winter crop fields and grasslands[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(9): 969. doi: [10.3390/rs9090969](https://doi.org/10.3390/rs9090969).
- [13] BAO Yansong, LIN Libin, WU Shanyu, *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. doi: [10.1016/j.jag.2018.05.026](https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.026).
- [14] 杜伟娜, 徐爱功, 宋耀鑫, 等. 新型SAR传感器一级地距产品绝对辐射定标方法[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(4): 30–34. doi: [10.6046/gtzyyg.2016.04.05](https://doi.org/10.6046/gtzyyg.2016.04.05).
- DU Weina, XU Aigong, SONG Yaoxin, *et al.* Absolute radiometric calibration of level-1 detected ground range products of new SAR sensors[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2016, 28(4): 30–34. doi: [10.6046/gtzyyg.2016.04.05](https://doi.org/10.6046/gtzyyg.2016.04.05).
- [15] MOHAN M M P, RAJITHA K, and VARMA M R R. Integration of soil moisture as an auxiliary parameter for the anchor pixel selection process in SEBAL using Landsat 8 and Sentinel-1A images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(3): 1214–1231. doi: [10.1080/01431161.2019.1658239](https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1658239).
- [16] MOREAU S, BOSSENO R, GU Xingfa, *et al.* Assessing the biomass dynamics of Andean *bofedal* and *titora* high-protein wetland grasses from NOAA/AVHRR[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(4): 516–529. doi: [10.1016/S0034-4257\(03\)00053-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00053-1).
- [17] GAO Bocai. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 257–266. doi: [10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3).
- [18] SIBANDA M, MUTANGA O, and ROUGET M. Examining the potential of Sentinel-2 MSI spectral resolution in quantifying above ground biomass across different fertilizer treatments[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 110: 55–65. doi: [10.1016/j.isprsjprs.2015.10.005](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.10.005).
- [19] KONG Jinling, YANG Jing, ZHEN Peipei, *et al.* A coupling model for soil moisture retrieval in sparse vegetation covered areas based on microwave and optical remote sensing data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(12): 7162–7173. doi: [10.1109/tgrs.2018.2849009](https://doi.org/10.1109/tgrs.2018.2849009).
- [20] ATTEMA E P W and ULABY F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. *Radio Science*, 1978, 13(2): 357–364. doi: [10.1029/rs013i002p00357](https://doi.org/10.1029/rs013i002p00357).
- 赵建辉: 男, 1980年生, 副教授, 研究方向为SAR图像处理。
 张 蓓: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为SAR图像处理。
 李 宁: 男, 1987年生, 教授, 研究方向为多模式合成孔径雷达成像及其应用研究。
 郭拯危: 女, 1963年生, 教授, 研究方向为SAR图像处理。

责任编辑: 余 蓉