

基于水云模型的 Sentinel-1A 双极化反演 植被覆盖区土壤水分

李伯祥¹, 陈晓勇^{1,2,3}, 徐雯婷¹

(1.东华理工大学 测绘工程学院, 南昌 330013; 2.流域生态与地理环境监测
国家测绘地理信息局重点实验室, 南昌 330013; 3.江西省数字国土重点实验室, 南昌 330013)

摘 要:根据开展的景县地区玉米农田主被动微波遥感协同反演土壤水分监测试验,提出利用 FY-3 B WMRI 被动微波数据计算微波极化差异指数(MPDI),建立了植被层含水量反演模型,去除植被含水量对于农田土壤水分反演的影响,然后结合植被层含水量反演模型和水云模型,以及 Sentinel-1A 主动微波数据和部分实测样点土壤体含水量数据建立植被覆盖区农田土壤水分半经验反演模型,最后验证分析 Sentinel-1A VV/VH 不同极化条件下土壤水分反演模型的精度。结果表明:VV 极化条件下土壤水分反演模型反演精度为 $R^2=0.7422$, $RMSE=0.0674\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $MAE=0.0305\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $MaxE=0.1196\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $MinE=0.0024\text{ cm}^3/\text{cm}^3$; VH 极化模型为 $R^2=0.1898$, $RMSE=0.0768\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $MAE=0.0474\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $MaxE=0.1933\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $MinE=0.0190\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。研究区 VH 极化模型反演值存在普遍偏低现象, VV 极化模型土壤水分反演结果优于 VH 极化模型。VV 极化方式具有更强的穿透性,受到植被层衰减作用影响较小,对土壤水分含量变化也更为敏感。建立的 VV 极化条件下土壤水分反演半经验模型能较好地表征研究区土壤水分空间分布情况。

关键词:主被动微波; 土壤水分; 水云模型; 双极化

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2019)05-0039-06

Inversion of Soil Moisture in Vegetation-Covered Areas by Sentinel-1A Dual Polarization Based on Water Cloud Model

LI Boxiang¹, CHEN Xiaoyong^{1,2,3}, XU Wenting¹

(1.School of Geomatics, East China University of Technology, Nanchang 330013,
China; 2.Key Laboratory of Watershed Ecology and Geographical Environment Monitoring,
Nanchang 330013, China; 3.Jiangxi Province Key Laboratory for Digital Land, Nanchang 330013, China)

Abstract: A collaborative inversion monitoring experiment of active and passive microwave remote sensing for soil moisture in maize farmland in Jingxian County was carried out. Firstly, the microwave polarization difference index (MPDI) was calculated by using FY-3B WMRI passive microwave data, and the water content of vegetation layer inversion model was established to remove the influence of vegetation water content on farmland soil moisture inversion. Then, a semi-empirical inversion model of farmland soil moisture in vegetation-covered area was established by combining with the vegetation water content inversion model, water cloud model, the Sentinel-1A active microwave data and some measured soil water content data. Finally, the accuracy of semi-empirical inversion model was verified and analyzed under different sentinel-1A VV/VH polarization conditions. The results show that the accuracies of soil moisture inversion values under VV polarization condition can be characterized by $R^2(0.7422)$, $RMSE(0.0674)\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $MAE(0.0305\text{ cm}^3/\text{cm}^3)$, $MaxR^2(0.1196\text{ cm}^3/\text{cm}^3)$, $MinE(0.0024\text{ cm}^3/\text{cm}^3)$; $R^2(0.1898)$, $RMSE(0.0768\text{ cm}^3/\text{cm}^3)$, $MAE(0.0474\text{ cm}^3/\text{cm}^3)$, $MaxE(0.1933\text{ cm}^3/\text{cm}^3)$, $MinE(0.0190\text{ cm}^3/\text{cm}^3)$ under VH polarization condition. The inversion values of the VH polarization model in the study area were generally low, and the soil moisture inversion results of the VV polarization model were better than that of the VH polarization model. The VV polarization mode has stronger penetrability which is less affected by the attenuation of the vegetation layer, and is more sen-

收稿日期: 2018-12-24

修回日期: 2019-01-19

资助项目: 国家自然科学基金(41771371); 国家科研项目(2016YFD0300600)

第一作者: 李伯祥(1994—), 男, 广西梧州人, 硕士研究生, 研究方向: 多源遥感反演土壤水分。E-mail: 1017939781@qq.com

通信作者: 陈晓勇(1961—), 男, 浙江诸暨人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 地理信息科学理论研究和应用技术开发。E-mail: chenxy@ecit.cn

sitive to the changes in soil moisture content. The semi-empirical model of soil moisture inversion under VV polarization condition can better reflect the spatial distribution of soil moisture in the study area.

Keywords: active and passive microwave; soil moisture; water cloud model; dual polarization

土壤水分在地表径流过程、能量平衡和碳循环中扮演着重要的角色,是主导农作物长势和产量的一个主要因素,也是干旱监测一个重要指标^[1]。土壤供水不足会导致作物正常生长发育受阻,影响作物长势和产量,严重时作物会由于土壤水分亏缺而歉收甚至绝收^[2]。传统土壤水分监测方法主要有烘干称重法、张力计法、中子水分仪法和时域反射仪法^[3],这些方法可以测量不同深度层次的土壤湿度,但是需要耗费大量的人力实地采样,作业成本较高,并且只能基于点位测量。相比于传统有限的基于监测站点进行土壤水分监测评估,遥感技术让动态、实时、大范围土壤水分监测变为了可能^[4]。

光学遥感手段只能获取土壤浅表层的水分信息,而微波则具有一定的穿透性,根据微波波段长度不同可以获取不同深度的土壤水分信息。此外,微波遥感具有全天候、全天时、穿透能力强等特点,而光学遥感容易受到云、雨等天气因素的影响,在数据时序获取连续性方面有所不足^[5]。主动微波空间分辨率高,目前如 Sentinel-1 卫星米级空间尺度的主动微波数据已在土壤水分反演方面有着广泛的应用,但是主动微波数据量大、数据处理复杂、对地表形态和植被覆盖密度比较敏感。被动微波探测土壤水分变化比较敏感,土壤水分反演精度高,对地观测重复周期短,而且数据量小,数据处理简单,但是空间分辨率通常为几十千米因此,相比于单一传感器,主被动微波传感器联合反演土壤水分可以优势互补,提高反演精度和空间分辨率,满足土壤含水量监测精细化、高效性和实时性的要求^[6]。

主被动微波协同反演地表土壤水分已受到各国不同研究机构众多学者的重视^[7-8]。相比于裸露地表,农作物种植区的地表土壤水分反演更加复杂,植被覆盖程度的差异会干扰微波散射信号,从而降低微波反演土壤水分的精度。因此,建立一种主被动微波结合有效降低植被影响的土壤水分高精度反演模型具有广阔的应用前景和实用价值。本文利用 FY-3B 气象卫星的被动微波数据计算微波极化差异指数 (MPDI, Microwave Polarization Difference Index),建立农田试验区域的植被(玉米)层含水量反演模型,然后结合植被含水量反演模型和水云模型,建立一种覆盖植被层的农田土壤水分反演半经验模型,最后利用实测土壤水分样点数据对模型进行验证与精度分析。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

本次主被动微波遥感协同反演农田土壤水分的研究区位于河北省衡水市景县地区,平均海拔 30 m 以下,地形以平原为主。土壤水分采样点地理区域经纬度范围 37°30′—37°40′N, 116°10′—116°20′E,采样区域内主要种植作物为玉米。土壤水分采样点数量一共 21 个,采样深度 0~5 cm,样本用铝盒封装(图 1)带回室内,用精度为 0.1 g 的天平对其测重,然后将装有土壤样品的铝盒放进烤箱中加热 48 h 直至恒重,再测其重量。采用烘干称重法测定的是土壤质量含水量,需要结合采样区的土壤容重将土壤质量含水量数值转换为体积含水量。采样点位坐标信息使用手持式 GARmin-eTrex301 (GPS+GLONASS 双系统定位,定位精度 1~3 m)进行记录。



图 1 土壤水分样品采集及野外观测

1.2 数据获取与处理

1.2.1 遥感数据 主动微波数据源选择 Sentinel-1 A 的地距产品 (GRD, Ground Range Detected), 空间分辨率为 5 m×20 m, 由于没有 9 月 8 日的景县过境的卫星遥感影像,经查看相关历史天气信息,景县土壤水分采样日期的一周内并未出现降雨,土壤水分未出现大幅度波动,因此采用可获取的最近日期的 9 月 12 日 Sentinel-1 A 影像做土壤水分分析。Sentinel-1 A 搭载 C 波段微波传感器,频率为 5.4 GHz, VV+VH 双极化模式,重返周期为 12 d^[9]。使用欧空局提供的 SNAP 软件对 GRD 影像预处理,包括滤波、辐射定标、几何校正和地理编码。滤波器使用 Speckle Filtering 工具模块中的 Refine Lee 滤波器,该滤波器可以有效对 SAR 影像进行斑点抑制,消除平坦区域斑点噪声同时保留图像边缘信息^[10]。辐射定标公式为:

$$\sigma_{ij}^0 = 10 \times \lg \left(\frac{|\text{DN}_{ij}|^2}{A_\sigma^2} \right) \quad (1)$$

其中: σ_{ij}^0 为后向散射系数; i, j 别表示第 i 行第 j 列像元; DN 为 SAR 图像的灰度值; A_σ^2 为定标参数。预

处理完成后即可获得研究区域的后向散射系数。

被动微波数据选择 9 月 8 日过境的 FY-3B MWRI L1 级数据。我国第二代极轨气象卫星 FY3 系列卫星上搭载了先进的微波成像仪(MWRI,microwave radiation imager),设置 5 个频率通道——10.65, 18.70, 23.80, 36.50,89.00 GHz,每个频率都有 H 和 V 极化模式,

表 1 FY-3B MWRI 微波成像仪通道特性

频率/ GHz	极化	带宽/ MHz	灵敏度	定标 误差	地面分辨率/ (km×km)	扫描 方式	天线 视角/(°)	幅宽/ km
10.65	V/H	180	0.5	1	51×85	圆锥扫描	45±0.1	1400
18.70	V/H	200	0.5	2	30×50			
23.80	V/H	400	0.8	2	27×45			
36.50	V/H	900	0.5	2	18×30			
89.00	V/H	4600	1.0	2	9×15			

地表植被覆盖情况使用欧空局(ESA,European Space Agency)提供的 9 月 7 日的 Sentinel-2A L1C 数据计算归一化植被指数(NDVI,Normalized Difference Vegetation Index)进行分析。Sentinel-2A L1C 数据已经经过几何精校正,并没有进行辐射定标和大气校正。因此,借助 ESA 提供的 Sen2Co 工具实现辐射定标和大气校正处理。然后利用 ENVI 的波段运算工具 Bandmath 计算研究区 NDVI,剔除 NDVI 小于 0.1 的裸土区、岩土区、建设区、水体等区域,NDVI 大于 0.1 的为景县种植玉米等农作物的农田区域。式(2)为 NDVI 的计算公式, B_{NIR} 为近红外波段, B_R 为红光波段。

$$NDVI=\frac{B_{NIR}-B_R}{B_{NIR}+B_R}$$
 (2)

1.2.2 实测数据 原始土壤水分数据需要数值换算处理,将质量含水量转为体积含水量。土壤体积含水量 θ_v 和土壤质量含水量 θ_m 转换公式如下:

$$\theta_v=\theta_m\times sc$$
 (3)

其中 sc 为土壤容重,取 1.42 g/cm³。21 个采样点土壤体积含水量测定结果见表 2,采样点土壤体积含水量区间范围为 0.0406~0.3568 cm³/cm³,标准偏差为 0.073 7 cm³/cm³,平均值为 0.163 9 cm³/cm³。

1.3 土壤水分反演半经验模型建立

相比于裸露地表,农田区域往往种植了大量的农作物,作物类型、作物结构、覆盖密集度等因素都会对该区域的土壤水分反演结果产生重要影响。Attema 和 Ulaby 基于辐射传输方程提出了经典的水云模型方程^[13],该模型假设植被层为水平均匀的云层;忽略植被与土壤表面的多次散射;模型中的变量仅为植被高度、植被含水量和土壤湿度^[14]。水云模型简单实用,在植被覆盖区域的土壤水分反演方面有着广泛的应用,其表达式为:

MWRI 具体参数见表 1。MWRI 提供可提供全天候、全天时地表温度、土壤湿度、洪涝干旱、积雪深度、台风结构、大气含水量等丰富的信息^[11]。其中 36.5 GHz 的 H 极化和 V 极化计算获得的微波差异极化指数 MPDI 对植被含水量具有良好的指示作用^[12]。L1 级数据包含坐标和定标信息,标准格式 HDF。

$$\sigma^0=\sigma_{veg}^0+T^2\sigma_{soil}^0$$
 (4)

$$\sigma_{veg}^0=AM_v\cos(\theta)(1-T^2)$$
 (5)

$$T^2=\exp(-2BM_v\sec(\theta))$$
 (6)

其中: σ^0 为植被冠层总散射系数; σ_{veg}^0 为植被后向散射系数; σ_{soil}^0 为土壤后向散射系数; T^2 为雷达波穿过植被层的双层衰减因子; M_v 为植被层含水量; θ 为雷达波入射角; A,B 常数值取决于植被类型及入射电磁波频率。

表 2 土壤水分实测数据

样点 编号	土壤体积含水量/ (cm ³ ·cm ⁻³)	样点 编号	土壤体积含水量/ (cm ³ ·cm ⁻³)
1	0.0406	12	0.0488
2	0.1121	13	0.2084
3	0.3568	14	0.1529
4	0.1384	15	0.1445
5	0.2145	16	0.2119
6	0.1602	17	0.1830
7	0.2029	18	0.2427
8	0.1841	19	0.1806
9	0.0602	20	0.0971
10	0.2621	21	0.1113
11	0.1294		

微波极化差异指数 MPDI 主要由植被光学厚度 τ 和 μ 决定,而光学厚度 τ 则是影响植被含水量的重要因子^[15]。因此可以通过 FY-3BMWRI 的被动微波数据计算农田区域 MPDI,间接获取农作物含水量信息,去除植被含水量对水云模型土壤水分反演的影响。MPDI 计算公式为:

$$MPDI=\frac{Tb_v-Tb_h}{\frac{1}{2}(Tb_v+Tb_h)}$$
 (7)

式中: Tb_v 和 Tb_h 分别是 FY-3BMWRI 微波成像仪 36.5 GHz 通道的 V 极化和 H 极化亮度温度值。研究表明,MPDI 和植被含水量 M_v 之间存在非线性关

系^[16],本文在前人的研究基础上^[17]对植被含水量非线性方程做出修改,如(8)式所示。

$$M_v=a\text{MPDI}^2+b$$

(8)

土壤水分和土壤后向散射系数具有良好的线性相关^[18],将研究区内土壤后向散射系数 σ_{soil}^0 和土壤水分 M_s 以(9)式表示。

$$\sigma_{\text{soil}}^0=dM_s+e$$

(9)

将式(8)和式(9)代进水云模型中,式(6)的 $\exp[-2BM_v\sec(\theta)]$ 项泰勒近似为 $1-2BM_v\sec(\theta)$,由此推导出土壤水分反演半经验模型:

$$M_s=k_1+k_2\sigma^0+k_3\sigma^0\sec\theta+k_4\sigma^0\text{MPDI}^2\sec\theta+k_5\text{MPDI}^4+k_6\text{MPDI}^2+k_7\text{MPDI}\cos\theta+k_8\cos\theta$$

(10)

式中: k_1-k_8 为拟合系数,通过最小二乘法拟合求解。

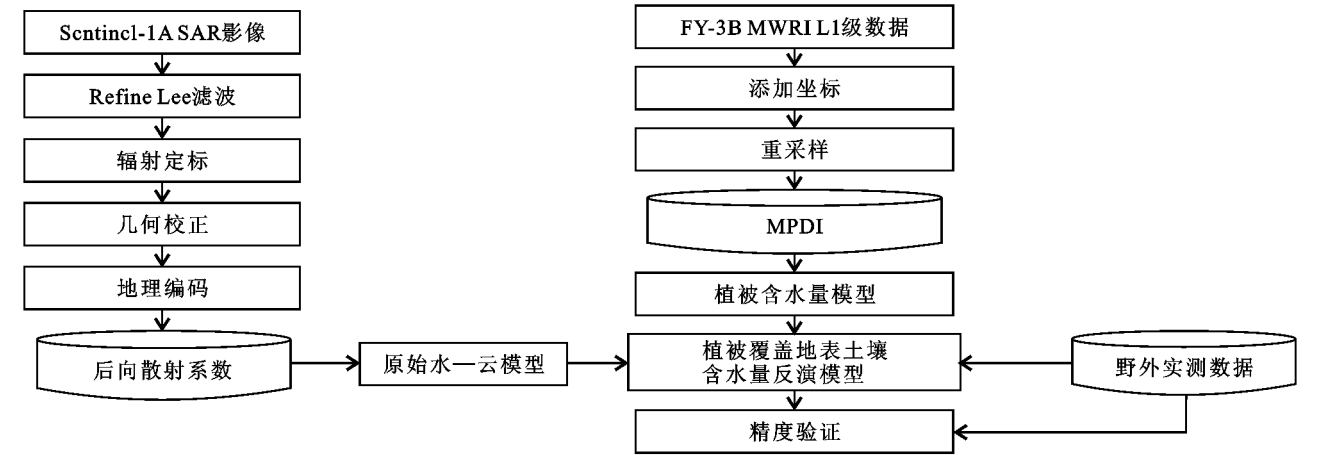


图 2 土壤水分反演技术路线

2 结果与分析

(11)式是由 Sentinel-1A VV 极化后向散射系数、微波入射角、微波极化差异指数 MPDI 和 8 个随机样点的土壤体积含水量数据通过最小二乘拟合得到的方程,式(12)为 Sentinel-1A VH 极化后向散射系数、微波入射角、微波极化差异指数 MPDI 和 8 个随机样点的土壤体积含水量数据最小二乘拟合得到。

$$M_s=-0.616-2.267\sigma^0+8.898\sigma^0\sec\theta-18524.930\sigma^0\text{MPDI}^2\sec\theta-531.541\text{MPDI}^2+101.231\text{MPDI}\cos\theta-0.722\cos\theta$$

(11)

$$M_s=2.841-19.963\sigma^0+0.331\sigma^0\sec\theta+46644.771\sigma^0\text{MPDI}^2\sec\theta-10291.233\text{MPDI}^2+410.723\text{MPDI}\cos\theta-6.538\cos\theta$$

(12)

通过(11)式和(12)式计算土壤水分反演值,13个验证组的土壤水分实测值和反演值的对比分析结果如图 3 所示,表 4 则是 Sentinel-1 VV 极化和 VH 极化反演精度分析。Sentinel-1A VV 极化模型的决

定系数 R^2 达到 0.742 2,均方根误差 RMSE 为 0.067 4 cm^3/cm^3 ,平均绝对误差 MAE 为 0.030 5 cm^3/cm^3 ,最大误差值 MaxE 为 0.119 6 cm^3/cm^3 ,最小误差值 MinE 为 0.002 4 cm^3/cm^3 。而 VH 极化模型的决

定系数 R^2 为 0.189 8,均方根误差 RMSE 为 0.076 8 cm^3/cm^3 ,平均绝对误差 MAE 为 0.047 4 cm^3/cm^3 ,最大误差值 MaxE 为 0.193 3 cm^3/cm^3 ,最小误差值 MinE 为 0.019 0 cm^3/cm^3 。两个模型的验证结果对比分析可知,VV 同极化方式的反演精度优于 VH 交叉极化方式,VV 极化方式对土壤水分变化具有更高的敏感性,能更好地反演研究区土壤水分分布情况。图 4 为两个半经验模型的土壤水分采样点区域的土壤水分反演情况,可以看到 VH 极化模型的土壤水分反演值普遍偏低,土壤体积含水量区间范围集中在 0~0.1 cm^3/cm^3 ;VV 极化模型的土壤体积含水量区间范围集中在 0.1~0.2 cm^3/cm^3 ,更符合实际情况。白色空白区域为剔除的 NDVI 值小于 0.1 植被覆盖度较低的区域。

表 3 实测土壤含水量样本点统计信息

样本	范围/ ($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	标准偏差/ ($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	平均值/ ($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	变异 系数/%	数目
建模组	0.0971~0.2427	0.0471	0.1601	29.4	8
验证组	0.0406~0.3568	0.0844	0.1617	52.2	13

3 讨论

微波遥感卫星反演土壤水分的发展已有四十年的历史^[19],可是由于微波遥感设备费用高昂、反演过程机理复杂以及微波遥感数据共享性不足,微波遥感反演土壤水分还未被大众所认知。由于微波反演土壤水分涉及地表粗糙度、植被覆盖度和土壤质地等多个方面的参数^[7],而这些参数的获取往往会受到一定的限制,如何充分利用微波数据源的各种辅助信息(如频率、极化方式等),降低对实地测量数据的依赖

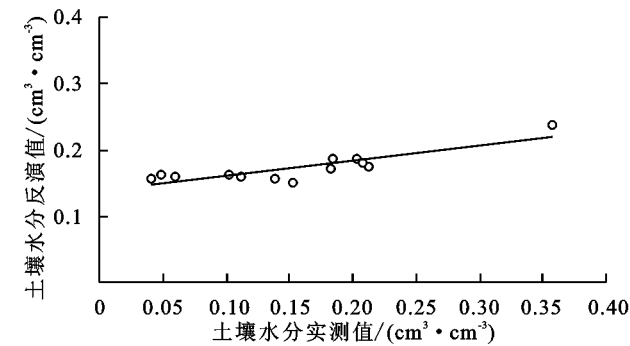


图3 土壤体积含水量反演结果和实测数据验证对比分析

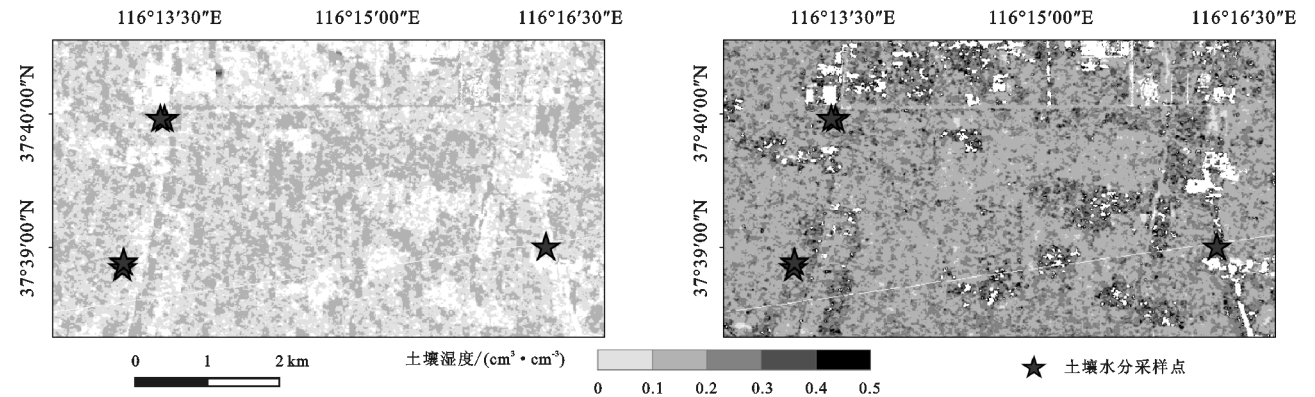


图4 不同极化模型土壤水分反演结果

本文在前人研究的基础之上^[17],结合主被动微波各自优势与特点,以景县玉米农田野外试验验证了主被动微波协同反演植被覆盖区农田土壤水分的可行性。VV极化条件下土壤水分的反演精度优于VH极化方式,这与已有的研究成果相一致^[21]。但是,Sentinel-1A与全极化模式(VV/HH/VH/HV)相比只有VV/VH双极化模式,在信息获取利用方面有所不足。另一方面,Sentinel-1A重复观测周期为12 d,即使和Sentinel-1B组成双星观测星座,重复过境周期也为6 d,在时间分辨率方面有所不足。与Sentinel-1A相比,国产高空间分辨率(1 m)全极化的SAR卫星高分三号优势明显^[22],随着高分三号数据的逐步开放,可与国产FY-3系列搭载的MWRI被动微波传感器协同工作,提供高时空分辨率、高精度、大范围的地表土壤水分产品。本次景县野外试验只采集了一天的土壤样本数据,采样点数量有所不

性,快速、便捷地获取大范围区域土壤水分分布情况是一直以来的研究热点。2015年发射的SMAP(Soil Moisture Active/Passive)卫星上同时搭载了主动和被动微波传感器,可实现全球范围土壤湿度监测,这是一次主被动微波协同工作获取大范围地表土壤水分分布的有益尝试^[20]。

表4 两种极化方式反演精度分析					
cm ³ /cm ³					
极化方式	R ²	RMSE	MAE	MaxE	MinE
VV	0.7422	0.0674	0.0305	0.1196	0.0024
VH	0.1898	0.0768	0.0474	0.1933	0.0190

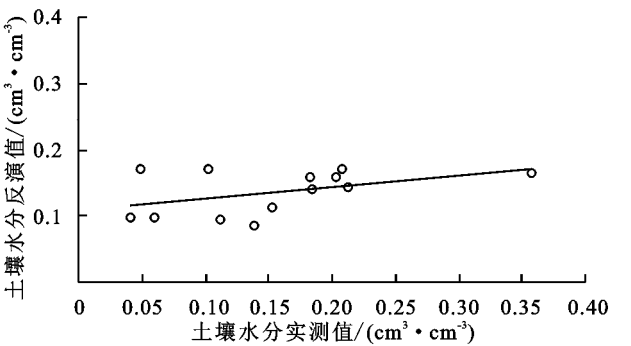


图3 土壤体积含水量反演结果和实测数据验证对比分析

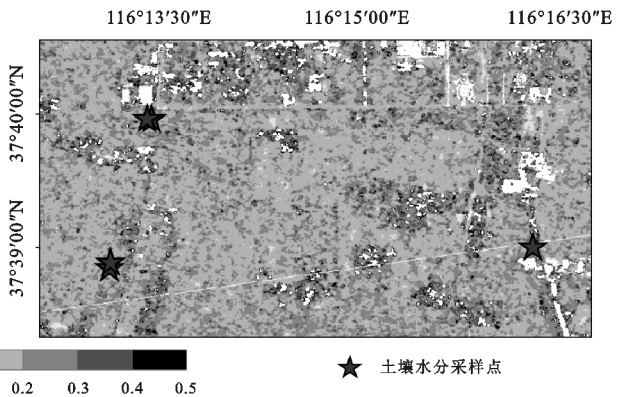


图4 不同极化模型土壤水分反演结果

足。今后,将会考虑获取研究区多天或一个作物生长季的土壤水分数据,从时间序列角度分析植被覆盖区域农田土壤水分变化,使建立的土壤水分反演模型更加精准、合理和完善。水云模型是一种半经验模型,其优点是模型输入参数少,减少野外观测工作量,但是缺点是模型的普适性差,往往只对研究区某段时间土壤水分反演建模具有参考价值。下一步工作将尝试其他半经验模型或物理模型,满足主被动遥感协同反演土壤水分高精度、高适用性的要求。

4 结论

本文基于Sentinel-1A主动微波数据和FY-3B MWRI被动微波数据,以微波极化差异指数MPDI计算植被含水量,并结合水云模型和野外实地考察获取的土壤水分实测数据,建立研究区半经验土壤水分反演模型,实现了主被动微波遥感协同反演植被覆盖

区农田土壤水分。主要得出以下结论:

(1) 农田植被覆盖程度会对土壤水分反演产生较大的影响,本文利用 FY-3B WMRI 的 36.5 GHz 频段的 V, H 极化模式数据计算微波极化差异指数 MPDI,有效降低了植被含水量对于土壤水分反演的影响,取得良好的效果。

(2) 验证对比了两种 Sentinel-1A 极化方式下半经验模型的土壤水分反演精度,结果表明 VV 极化模型 $R^2=0.742\ 2$, RMSE=0.067 4 cm^3/cm^3 , MAE=0.030 5 cm^3/cm^3 , MaxE=0.119 6 cm^3/cm^3 , MinE=0.002 4 cm^3/cm^3 ; VH 极化模型 $R^2=0.189\ 8$, RMSE=0.076 8 cm^3/cm^3 , MAE=0.047 4 cm^3/cm^3 , MaxE=0.193 3 cm^3/cm^3 , MinE=0.019 0 cm^3/cm^3 。整体而言, VV 极化模型土壤水分反演结果优于 VH 极化模型,这是因为 VV 极化方式具有较强的穿透性,而且对土壤水分含量变化也更为敏感,而 VH 极化方式会受到植被层衰减作用影响较大。

(3) 相比于复杂的物理方程微波土壤水分反演方法,本文的半经验土壤水分反演模型只需要输入 3 个参数(微波极化差异指数 MPDI、微波入射角 θ 和 VV/VH 极化方式后向散射系数 σ^0)便可定量反演土壤体积分含水量,且这个 3 个参数都可从微波遥感数据中获取,减少对实测地表参数的依赖性,为植被覆盖区农田土壤水分反演提供了新思路 and 有力支撑。

参考文献:

- [1] 安淳淳,王飞,焦俏,张雨果.华北平原典型干旱年土壤水分及灌溉特征遥感分析[J].中国水土保持科学,2016,14(5):123-129.
- [2] Nearing G S, Crow W T, Thorp K R, et al. Assimilating remote sensing observations of leaf area index and soil moisture for wheat yield estimates: An observing system simulation experiment [J]. Water Resources Research, 2012,48(5):213-223.
- [3] 刘元波,吴桂平,柯长青,等.水文遥感[M].北京:科学出版社,2016.
- [4] 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.
- [5] Hensley S, Moller D, Oveisgharan S, et al. Ka-Band mapping and measurements of interferometric penetration of the greenland ice sheets by the GLISTIN Radar [J]. Ieee Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2016,9(6):1-15.
- [6] Lievens H, Reichle R H, Liu Q, et al. Joint Sentinel-1 and SMAP data assimilation to improve soil moisture estimates[J]. Geophysical Research Letters, 2017, 44(12):6145-6153.
- [7] 李震,郭华东,施建成.综合主动和被动微波数据监测土壤水分变化[J].遥感学报,2002,6(6):481-484.
- [8] 郭英,沈彦俊,赵超.主被动微波遥感在农区土壤水分监测中的应用初探[J].中国生态农业学报,2011,19(5):1162-1167.
- [9] Salvi S, Stramondo S, Funning G J, et al. The Sentinel-1 mission for the improvement of the scientific understanding and the operational monitoring of the seismic cycle[J]. Remote Sensing of Environment, 2012,120(10):164-174.
- [10] 曾玲方,李霖,万丽华.基于 Sentinel-1 卫星 SAR 数据的洪水淹没范围快速提取[J].地理信息世界,2015,22(5):100-103.
- [11] 侯小刚.基于多源数据的阿勒泰地区积雪深度研究[D].乌鲁木齐:新疆师范大学,2013.
- [12] Choudhury B J, Tucker C J. Monitoring global vegetation using Nimbus-7/37 GHz Data Some empirical relations[J]. International Journal of Remote Sensing, 1987,8(7):1085-1090.
- [13] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 1978,13(2):357-364.
- [14] 余凡,翟亮,张承明.主被动遥感系协同反演地表土壤水分方法[M].北京:测绘出版社,2016.
- [15] 毛克彪,唐华俊,周清波,等.AMSR-E 微波极化指数与 MODIS 植被指数关系研究[J].国土资源遥感,2007,19(1):27-31.
- [16] Paloscia S, Pampaloni P. Microwave polarization index for monitoring vegetation growth[J]. Geoscience & Remote Sensing Ieee Transactions on, 1988,26(5):617-621.
- [17] 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.
- [18] Zribi M, Dechambre M. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 84(1):42-52.
- [19] Karthikeyan L, Pan M, Wanders N, et al. Four decades of microwave satellite soil moisture observations: Part 1. A review of retrieval algorithms[J]. Advances in Water Resources, 2017,109:106-120.
- [20] Colliander A, Jackson T J, Bindlish R, et al. Validation of SMAP surface soil moisture products with core validation sites[J]. Remote Sensing of Environment, 2017,191:215-231.
- [21] 王春梅,余涛,孟庆岩,等.基于全极化雷达数据反演夏玉米覆盖农田表层土壤含水量[J].水资源与水工程学报,2014,25(2):29-34,41.
- [22] 张庆君.高分三号卫星总体设计与关键技术[J].测绘学报,2017,46(3):269-277.