

深层土壤水分估算模型的改进与验证

谷鹏程^{1,3}, 李睿², 栾清华¹, 张雷³, 张晓立¹

(1. 河海大学 水文水资源学院, 南京 210098; 2. 黄河水利委员会水文局, 郑州 450004;

3. 河北省沧州水文勘测研究中心, 河北 沧州 061000)

摘要: 土壤水分是农田水分循环的重要变量,快速、精确地获取区域土壤水分对监测农业干旱的发生和发展、作物生长状况等具有非常重要的意义。以河北省永年区冬小麦种植区为研究区域,进行了冬小麦关键生长期现场土壤水分监测试验,协同 Sentinel-1A SAR 数据和 Landsat 8 OLI 数据开展了研究区表层土壤水分的反演。同时根据土壤水分在不同土层的变化特性,结合土壤水分变化曲线拐点,改进了原有的单一通用的深层土壤水分估算模型,构建了更为精确的分段式的面尺度深层土壤水分估算模型,提出了一种可通过遥感数据快速高效进行区域大面积深层土壤水分估算的方法。结果表明,与单一通用的深层土壤水分估算模型相比,通过所建立的分段式面尺度深层土壤水分估算模型得到的土壤体积含水率估算值与实测值之间的相关性明显增加,说明所建立模型的估算精度明显提升;采用所提方法可快速高效获取区域大面积深层土壤水分,该方法首先结合多源遥感数据,通过建立的表层土壤水分反演模型反演出区域表层土壤水分,然后采用所建立的面尺度分段式土壤水分估算模型对深层土壤水分进行估算。研究结果不仅可为当地水资源调度、灌溉管理等工作提供数据支撑,还可为利用遥感数据快速高效反演区域大面积的深层土壤水分提供参考。

关键词: 多源遥感数据协同; 土壤水分反演; 土壤墒情试验; 深层土壤水分估算模型

中图分类号: S152.7; TP79

文献标志码: A

文章编号: 1004-3918(2026)01-0163-12

Improvement and Validation of Deep Soil Moisture Estimation Model

GU Pengcheng^{1,3}, LI Rui², LUAN Qinghua¹, ZHANG Lei³, ZHANG Xiaoli¹

(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. Hydrology Bureau of Yellow River Conservancy Commission, Zhengzhou 450004, China;

3. Cangzhou Hydrological Survey and Research Center of Hebei Province, Cangzhou 061000, Hebei China)

Abstract: Soil moisture is an important variable in the water cycle of farmland. Obtaining regional soil moisture quickly and accurately is of great significance for monitoring the occurrence and development of agricultural drought, crop growth status, and so on. Taking the winter wheat planting area of Yongnian District in Hebei Province as the research area, the field soil moisture monitoring experiment was during the critical growth period of winter wheat. The inversion of surface soil moisture in the study area was carried out in conjunction with Sentinel-1A SAR data and Landsat 8 OLI data. At the same time, based on the change characteristics of soil moisture in different soil layers, combined with the inflection point of soil moisture change curve, the original single and universal deep soil moisture estimation model was improved, and a more accurate segmented deep soil moisture estimation model at the

收稿日期: 2025-04-15

修回日期: 2025-08-04

接受日期: 2025-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(51879066);河北省自然科学基金(E2024402117);江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX23_0186)

作者简介: 谷鹏程(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向为水文水资源

通信作者: 栾清华(1978-),女,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为水文水资源,Email: 15932757109@163.com

引用格式: 谷鹏程,李睿,栾清华,等. 深层土壤水分估算模型的改进与验证[J]. 河南科学, 2026, 44(1): 163-174.

Gu P C, Li R, Luan Q H, et al. Improvement and validation of deep soil moisture estimation model[J]. Henan Science, 2026, 44(1): 163-174.

surface scale was constructed. A method for quickly and efficiently estimating a large area of deep soil moisture in the region through remote sensing data was proposed. The results indicate that compared with the single and universal deep soil moisture estimation model, the correlation between the estimated and measured values of soil volumetric moisture content obtained through the established segmented soil moisture estimation model at the surface scale is significantly increased, indicating a significant improvement in the estimation accuracy of the established model. Using the proposed method, which first combines multi-source remote sensing data and uses the established surface soil moisture inversion model to invert the surface soil moisture in the region, and then uses the established segmented soil moisture estimation model at the surface scale to estimate the deep soil moisture, can quickly and efficiently obtain a large area of deep soil moisture in the region. The research results can not only provide data support for local water resource scheduling, irrigation management and other work, but also provide reference for using remote sensing data to quickly and efficiently invert large-area deep soil moisture in the region.

Key words: multi-source remote sensing data collaboration; soil moisture inversion; soil moisture experiment; estimation model for deep soil moisture

0 引言

土壤水分对陆地和大气之间物质能量的转换具有非常重要的作用^[1]。从水文研究的领域来看,土壤水分影响着降雨、产流、入渗等水文要素和地下水资源的再分配过程^[2];从农业研究的领域来看,土壤水分是监测农业干旱、作物生长状况、农作物供水条件的重要研究对象^[3]。可见,获取精确的大面积的土壤水分信息对水文、农业等相关领域的研究都具有十分重要的意义。

目前,国内外获取土壤水分的方式主要有地面观测和遥感卫星监测,其中地面观测以烘干法^[4]和时域反射法(Time Domain Reflectometry, TDR)为主^[5]。烘干法是测定土壤水分最准确的方法,但该方法对土地具有一定的破坏性,且较费时费力,每次都要采样和称重,过程较为繁琐;时域反射法具有便捷、快速、不扰动土壤的优点,仅需前期人工前往现场选取测点并布设即可。但是,无论是烘干法还是时域反射法,都只能满足单点尺度的土壤水分监测要求,不能满足大范围的土壤水分监测需求。相比之下,遥感卫星监测能够获取大尺度的土壤水分信息,提供连续的面状数据,不仅可避免人工监测点位离散导致的信息空白,还可更全面地反映土壤水分的空间分布特征。国内外学者已经开展了大量的相关研究^[6-10]。按照反演方法的不同,遥感卫星监测又分为光学遥感反演^[11]、微波遥感反演^[12]和两者的协同反演^[13]。其中,光学遥感反演不仅能够对区域大面积土壤水分进行监测,还能够提取植被冠层信

息,但反演精度会受到大气环境、土壤等的影响,而微波遥感反演的精度会受到植被的一定影响。考虑到不同反演方法的优缺点,有学者提出利用光学和SAR数据协同反演土壤水分,这样可以结合两种反演方法的优点,提高土壤水分反演的精度。杜绍杰等^[14]尝试结合 Sentinel-1 SAR 数据和 Sentinel-2 光学数据对地表土壤水分进行反演,反演结果与实测结果相关系数为0.904。李伯祥和陈晓勇^[15]基于 Sentinel-1 SAR 数据和 Sentinel-2 遥感数据建立了河北省景县半经验土壤水分反演模型,实现了植被覆盖区农田土壤水分大面积反演。

土壤水分又可以进一步依据土壤深度分为表层土壤水分和深层土壤水分,深层土壤水分作为地表水和地下水之间的桥梁,对水文循环和植被耗水具有重要影响。虽然目前关于遥感监测土壤水分的研究已有很多,但是大多是对地表土壤水分进行监测,对深层土壤水分的遥感监测研究很少,且基于地表土壤水分估算深层土壤水分的研究也较少。Biswas和Dasgupta^[16]、鹿洁忠^[17]提出了一种根据表层土壤水分计算各深度层的土壤水分储量的关系式,且受到了学者们广泛关注^[18-20]。陈怀亮等^[21]指出,可以用遥感得到的表层土壤水分去估算深层土壤水分。高培霞^[22]先根据遥感影像反演出表层土壤水分数据后,再利用 Biswas 土壤水分估算模型估算出深层土壤水分,且试验表明,所估算出的深层土壤储水量与实测数据之间的相对误差均低于20%,验证了以遥感反演数据估算深层土壤储水量的可行性。刘继龙等^[23]建立了利用表层土壤水分进行深层土壤水分

预测的模型,但通过验证发现,基于该模型,利用0~10 cm 土层土壤水分预测0~50 cm 土层土壤水分的总体效果不佳。许小燕等^[24]指出,0~50 cm 深度土层的土壤水分变化较其他土层最为敏感。安江龙等^[25]对华北地区冬小麦根系吸水深度进行了研究,发现抽穗期冬小麦根系的主要吸水深度为0~40 cm。张丛志等^[26]指出,40 cm 处土壤水分是冬小麦的重要水源。刘荣花等^[27]研究郑州冬小麦根系发现,80% 以上的冬小麦根量在0~100 cm 土层集中,指出100 cm 底墒深度基本上可满足我国北方冬麦区冬小麦的生产要求。总结以往的研究可以发现,学者们在利用表层土壤水分推算深层土壤水分时,多采用单一的通用的估算公式,忽略了土壤水分在不同深度上的变化特性,尤其是土壤水分变化曲线拐点的存在,拐点这一现象对于准确估算深层土壤水分具有重要意义,尽管许多学者已经提到土壤水分变化曲线拐点的重要性,但遗憾的是土壤水分变化曲线拐点尚未被应用于深层土壤水分估算的研究中。此外,采用单一的通用的估算公式估算深层土壤水分时,仅对单点尺度深层土壤水分的估算精度较高,无法实现大面积的深层土壤水分估算。

鉴于此,本研究以河北省永年区冬小麦种植区作为研究区,对研究区冬小麦关键生长期0~100 cm 土层的土壤水分进行测定,同时结合 Sentinel-1A SAR 数据和 Landsat 8 OLI 数据对研究区土壤水分进行反演,根据土壤水分在不同土层的变化特性,结合土壤水分变化曲线拐点,尝试对深层土壤水分估算模型进行改进,建立更为精准的面尺度分段式的深层土壤水分估算模型,以期为区域水资源调度、灌溉管理等相关工作提供数据支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

河北省永年区位于河北省南部,隶属于邯郸市,地理坐标为东经114°20′~114°52′、北纬36°35′~36°56′,总面积为761 km²。全区地势西高东低,地貌主要有丘陵、平原、洼地等,日最高气温可达42.1℃,日最低气温为-21.1℃,区域年平均降水量约为503 mm。全区近75%的土地为平原旱地,土壤类型主要为褐土。全区包含西阳城乡、辛庄堡乡、临洺关镇等共17个乡镇,具体见图1。永年区是华北平原非常典型的冬小麦种植区,根据种植作物的种类,将全区划分为冬小麦种植区、春玉米种植区、大蒜种植区、蔬

菜种植区四类区域(图2)。本研究选择永年区冬小麦种植区作为研究区。

1.2 数据来源

1.2.1 Sentinel-1A SAR 数据

从欧空局官方网站(<https://www.copernicus.eu/en>)分别获取2019年4月21日、2019年5月27日、2021年5月16日、2021年5月28日的 Sentinel-1A SAR 数据。采用航天宏图遥感软件PIE-SAR对数据进行多视处理、滤波处理、地理编码、辐射定标等处理工作,目的是提高数据辐射分辨率和统一变量单位,增加影像解译的准确性。最后采用遥感影像处理软件ENVI将影像重采样为30 m 空间分辨率,以便后续和光学遥感数据的空间尺度匹配,进行波段的相关计算。

1.2.2 Landsat 8 OLI 数据

本研究所用的 Landsat 8 OLI 数据来源于美国地质勘探局(USGS)官方网站(<https://earthexplorer.usgs>).

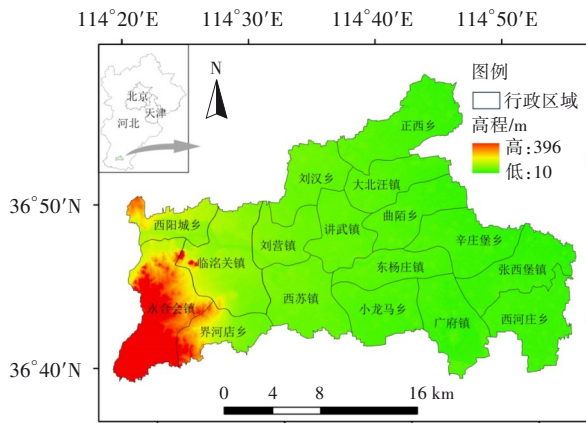


图1 永年区地形及行政区划图

Fig.1 Topography and administrative division map of Yongnian District

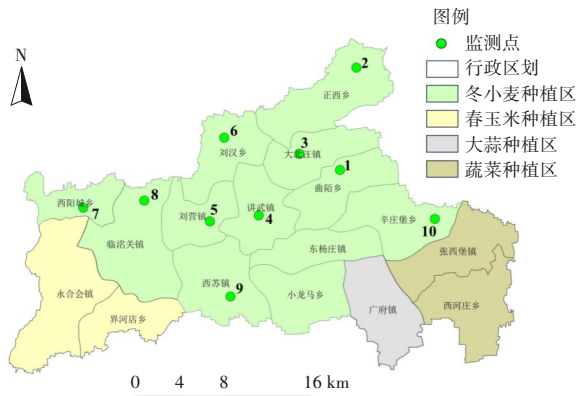


图2 永年区的作物种植区域划分及土壤水分监测点分布图

Fig.2 Crop planting area division and distribution map of soil moisture monitoring points in Yongnian District

gov)和地理空间数据云官方网站(<https://www.gscloud.cn>)。数据获取日期为2019年4月22日、2019年5月20日、2021年5月18日、2021年5月29日,获取的LIT文件已经通过了几何校正,并已投影到UTM/WGS84系统下,因此采用ENVI软件对其进行辐射定标和大气校正的处理操作。进行辐射定标和大气校正是为了消除影像在成像过程中受大气辐射和系统影响所造成的辐射失真,消除辐射误差。

1.2.3 实测土壤水分数据

考虑到获取土壤水分观测值的准确性和稳定性,在遵循对作物和土地的影响最小的前提下,研究设备选用德国生产的TRIME-PICO IPH 探管式TDR,其主要设备包括:AZ-Trime-1.0测管、TRIME-PICO IPH-303001 剖面土壤水分传感器及HD2-300107手持读数仪,在监测的田间,根据田块形状和大小,选择“一字形样式”或“三角形样式”布设监测点,在每个监测点均匀安放3~5根深度为1.2 m的测管,并开展土壤水分的分层监测(图3)。需要说明的是,研究时是按照研究区土壤质地进行监测点布设的,由于研究区部分乡镇的土壤条件一致,因此未在每一个乡镇都布设监测点,最终共布设监测点10个(图2)。



图3 土壤水分监测现场图

Fig.3 Picture for field soil moisture monitoring

在进行监测之前,首先应校准仪器测定数据的精确程度,将采用仪器测定的结果与采用烘干法得到的结果进行对比(表1)。结果显示,二者测定结果的相对误差小于5%,说明该仪器精度满足试验要求,可进行后续试验。

研究使用0~10 cm土层的土壤水分作为表层土壤水分。现场实测数据时间与遥感数据获取时间相

表1 烘干法与TDR测定值对比

Tab.1 Comparison of results for soil volumetric moisture content measured by drying method and field TDR test

土壤深度/cm	烘干法测定值/%	TDR测定值/%	相对误差/%
20	21.28	21.58	1.41
40	21.92	22.64	3.28
60	25.73	24.56	-4.55

符,能够满足研究的需求。其中,监测站点2019年的土壤水分实测数据用于反演模型和估算模型的训练,2021年的土壤水分实测数据用于模型的验证。

1.3 研究方法

1.3.1 水云模型

雷达后向散射系数在反演模型中具有广泛的应用^[28-31]。其中,水云模型是Attema和Ulaby^[32]提出的,该模型将SAR传感器接收到的信号分为透过植被进入土壤的土壤散射和植被反射两部分,公式如下:

$$\sigma^0(\theta)=\sigma_v^0(\theta)+\tau^2(\theta)\sigma_s^0(\theta), \tag{1}$$

$$\sigma_v^0(\theta)=A M_v \cos \theta(1-\tau^2(\theta)), \tag{2}$$

$$\tau^2(\theta)_{pp}^2=\exp(-2 B M_v / \cos \theta), \tag{3}$$

式中: θ 为雷达入射角, $^{\circ}$; $\sigma^0(\theta)$ 为地表总后散射系数; $\sigma_v^0(\theta)$ 和 $\sigma_s^0(\theta)$ 分别表示植被层直接后散射系数和土壤直接后散射系数; $\tau^2(\theta)$ 为植被冠层透率; M_v 表示植被冠层含水量, kg/m^2 ; A 、 B 均为与植被类型有关的经验系数,在本研究中,监测点都分布在冬小麦种植区,因此取 A 为0.001 8, B 为0.138。

为计算植被含水量, Huete^[33]于1988年提出了土壤调节植被指数(Soil Adjusted Vegetation Index, SAVI),之后Qi等^[34]提出了修正的土壤调节植被指数(Modified Soil Adjusted Vegetation Index, MSAVI),它计算简单,而且不需要一些土壤参数。植被含水量具体表达式如下:

$$I_{\text{MSAVI}}=[(2 \rho_{\text{NIR}}+1)-\sqrt{(2 \rho_{\text{NIR}}+1)^2-8(\rho_{\text{NIR}}-\rho_R)}] / 2, \tag{4}$$

$$W_{\text{VWC}}=0.006\ 2\text{e}^{8.027 I_{\text{MSAVI}}}-0.006, \tag{5}$$

式中: W_{VWC} 为植被含水量, kg/m^2 ; I_{MSAVI} 为修正的土壤调节植被指数; ρ_{NIR} 和 ρ_R 分别为遥感影像中近红外波段和红光波段的反射值。

1.3.2 土壤水分估算模型

文献[16-17]提出的根据表层土壤水分估算深层土壤水分的模型,应用简便且精度较高,目前已被

广泛采用。模型公式如下:

$$S=A(d-d_0)+S_0B(d-d_0)^2+S_c+S_0, \quad (6)$$

式中: S 为 $0\sim d$ cm土层的土壤水分储量,cm; S_0 为 $0\sim d_0$ cm的表层土壤水分储量,cm; A 、 B 、 S_c 是参数。为了简便计算,可将式(6)转换如下:

$$S-S_0=S_c+A(d-d_0)+BS_0(d-d_0)^2. \quad (7)$$

令 $y_2=S-S_0$, $x_1=d-d_0$, $x_2=S_0(d-d_0)^2$,可将式(7)转换如下:

$$y_2=Ax_1+Bx_2+S_c. \quad (8)$$

由于模型以土壤水分储量的形式表达,因此,在构建模型时需要将土壤体积含水率作如下转化:

$$V=\theta h, \quad (9)$$

式中: V 表示某一土层的土壤水分储量,cm; θ 为某一土层的土壤体积含水率,%; h 为土层的厚度,cm。

2 结果与分析

2.1 表层土壤水分反演模型的建立与验证

2.1.1 表层土壤水分反演模型的建立

在SAR数据的遥感应用中,极化是指微波信号传播时电磁波的振动方向,其中VV极化常用于植被研究、土壤湿度估计,VH极化常用于极化散射特征分析、植被土壤监测等。由于本研究得到的土壤后向散射系数分别是基于VV、VH两种极化模式进行计算的,因此分别分析基于VV、VH两种极化模式的土壤后向散射系数与2019年4月21日和2019年5月27日10个冬小麦监测点实测的表层土壤体积含水率的关系,结果见图4。

由图4可知,VV极化模式下的土壤后向散射系数与土壤体积含水率的相关性较好, R^2 达到了0.84;VH极化模式下的土壤后向散射系数与土壤体积含水率的相关性较差, R^2 为0.39。分析原因可能是,VV极化模式下雷达微波波束是垂直发射、垂直接收的,穿透能力强,而VH极化模式下雷达微波波束是垂直发射、水平接收的,易受植被影响^[35]。因此,VV极化模式下土壤水分的反演精度较高,这与一些学者^[36-38]研究得出的结论相同。故本研究选用VV极化模式下的土壤后向散射系数与土壤体积含水率的关系式 $y=23.998x-1.4573$ 作为研究区表层土壤水分反演模型,基于此模型可以根据遥感影像的土壤后向散射系数得到研究区的表层土壤水分。

2.1.2 表层土壤水分反演模型的验证

为了进一步验证所建立的研究区表层土壤水

分反演模型的准确性,本研究将2021年5月16日和2021年5月28日各监测点的实测土壤体积含水率与通过该模型反演的土壤体积含水率进行了对比分析,结果见图5。

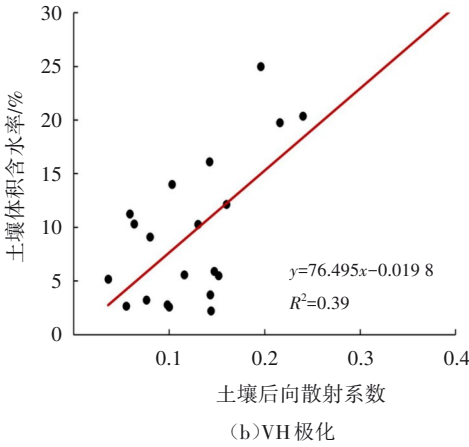
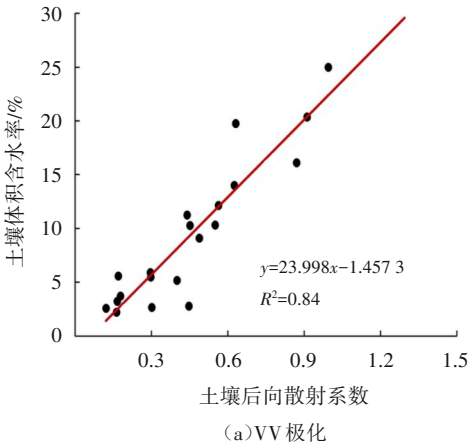


图4 基于两种极化模式的土壤后向散射系数与表层土壤体积含水率的关系

Fig.4 The relationship between soil backscattering coefficient and surface soil volumetric moisture content based on two polarization modes

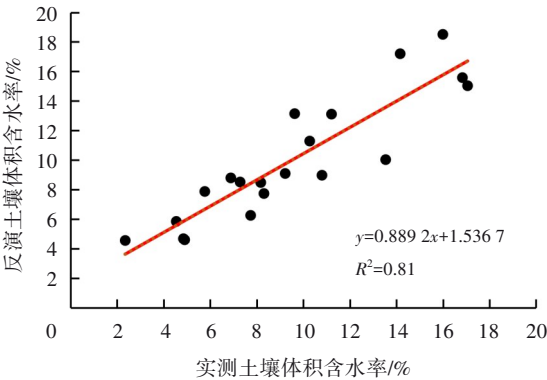


图5 土壤体积含水率实测值与反演值的关系

Fig.5 Relationship between measured and inversed soil volumetric moisture content

通过观察图5可以发现,经过模型反演的土壤体积含水率与实测土壤体积含水率之间存在显著的相关性,相关系数 R^2 达到了0.81,说明协同Sentinel-1A SAR数据和Landsat 8 OLI数据,基于水云模型去除植被影响建立的表层土壤水分反演模型在监测研究区表层土壤水分状况上具有一定的可行性。

2.2 深层土壤水分估算模型的建立与验证

2.2.1 点尺度深层土壤水分估算模型的建立

根据实测的2019年4月21日和5月27日的研究区各监测点冬小麦关键生长期0~100 cm土层的土壤体积含水率数据,绘制了各监测点土壤体积含水率与土层深度的关系曲线,如图6所示。

由图6可知,各监测点的土壤体积含水率均在约40 cm深度土层处存在明显的拐点,判断40 cm深度处土层为研究区冬小麦关键生长期吸水持水的关键土层。基于此,本研究根据土壤水分在不同土层的变化特性,结合土壤水分变化曲线拐点,对通用的土壤水分估算公式^[18]进行了改进,采用分阶段的方式分别推求浅层土壤水分和深层土壤水分,即对0~40 cm土层而言,采用曲线拟合其土壤体积含水率与土层深度的关系,拟合关系式如式(10)所示;对40~100 cm土层而言,采用线性拟合其土壤体积含水率与土层深度的关系,拟合关系式与式(8)相同。

$$y_1 = a \ln x + b, \tag{10}$$

式中: y_1 为该土层土壤体积含水率,%; x 为土层深度,即土层距地表垂直距离,cm; a 、 b 为参数。

根据各监测点的实测土壤水分数据,结合式(8)和式(10),建立各监测点的土壤水分估算模型(表2)。

表2 各监测点的土壤水分估算模型

Tab.2 Soil moisture estimation models for each monitoring point		
监测点 编号	0~40 cm 土层土壤 水分估算模型	40~100 cm 土层土壤 水分估算模型
1	$y_1=1.000\ 8\ln x+b_1$	$y_2=0.106\ 8x_1+0.001\ 16x_2-0.120\ 6$
2	$y_1=0.622\ 8\ln x+b_2$	$y_2=0.109\ 1x_1-0.000\ 56x_2+0.474\ 4$
3	$y_1=0.671\ 6\ln x+b_3$	$y_2=0.197\ 5x_1-0.000\ 42x_2-0.002\ 6$
4	$y_1=0.494\ 8\ln x+b_4$	$y_2=0.107\ 1x_1-0.003\ 13x_2+0.050\ 1$
5	$y_1=0.438\ 9\ln x+b_5$	$y_2=0.248\ 1x_1+0.000\ 14x_2-0.254\ 1$
6	$y_1=0.939\ 7\ln x+b_6$	$y_2=0.107\ 2x_1+0.003\ 13x_2+0.050\ 1$
7	$y_1=0.850\ 7\ln x+b_7$	$y_2=0.295\ 1x_1-0.000\ 09x_2-0.381\ 2$
8	$y_1=0.097\ 2\ln x+b_8$	$y_2=0.136\ 3x_1+0.000\ 15x_2+0.257\ 9$
9	$y_1=0.484\ 6\ln x+b_9$	$y_2=0.061\ 2x_1+0.001\ 73x_2+1.108\ 9$
10	$y_1=0.532\ 6\ln x+b_{10}$	$y_2=0.267\ 4x_1-0.000\ 22x_2-1.355\ 7$

注:参数 $b_1\sim b_{10}$ 为动态变量,其值随每日表层(0~10 cm)土壤水分状况而变化,具体应用中, b 由当日表层土壤水分代入估算模型得出。

2.2.2 点尺度深层土壤水分估算模型的验证

各监测点的土壤水分估算模型建好后,选用2021年5月16日各监测点0~100 cm土层的实测土壤水分数据对其进行验证,采用相关系数 R^2 判断模型估算的结果是否符合实际情况,具体验证结果如图7所示。

验证结果表明,各监测点0~100 cm土层的土壤体积含水率的估算值与实测值之间的相关性较高, R^2 平均值为0.736。其中相关性最好的是4号监测点, R^2 值达到了0.94;相关性较差的是2号监测点, R^2 值为0.53。分析原因如下:研究中表层(0~10 cm)土壤体积含水率是依据遥感数据通过表层土壤水分反演模型反演得到的,4号监测点反演的表层土壤体积含水率为5.84%,实测的表层土壤体积含水率为4.54%,两者之间的绝对误差为1.30%,误差较小;2号监测点反演的表层土壤体积含水率为13.14%,实测的表层土壤体积含水率为9.63%,两者之间的绝对误差为3.51%,误差较大,故在利用反演的表层土壤体积含水率估算深层土壤体积含水率时,误差会进一步累积,从而导致与其他监测点相比,2号监测点各层土壤体积含水率的估算值与实测值之间的相关性略差一些。由此可见,由表层土壤水分估算深层土壤水分时,表层土壤水分反演结果的准确性至关重要。

总之,经验证可知,所建立的点尺度分段式土壤水分估算模型在监测研究区深层土壤水分状况上具有一定的可行性。

2.2.3 面尺度深层土壤水分估算模型的建立与验证

虽然所建立的点尺度分段式土壤水分估算模型具有较好的估算精度,但是对于区域大面积土壤水分监测并不适用,为此,本研究基于2019年4月21日和2019年5月27日各监测点实测土壤水分数据,并结合各监测点的土壤水分估算模型,分别采用曲线拟合和多元线性拟合的方法得到区域大面积上通用的分段式土壤水分估算模型。

为验证本研究新改进的分段式面尺度土壤水分估算模型与原有的通用土壤水分估算模型相比精度如何,选用研究区2021年5月16日和2021年5月28日实测的土壤水分数据对模型进行验证。其中,改进前的估算模型为线性模型,即0~100 cm土层的土壤水分均采用式(11)进行计算。

$$y_2=0.232\ 1x_1-0.000\ 05x_2-1.28。 \tag{11}$$

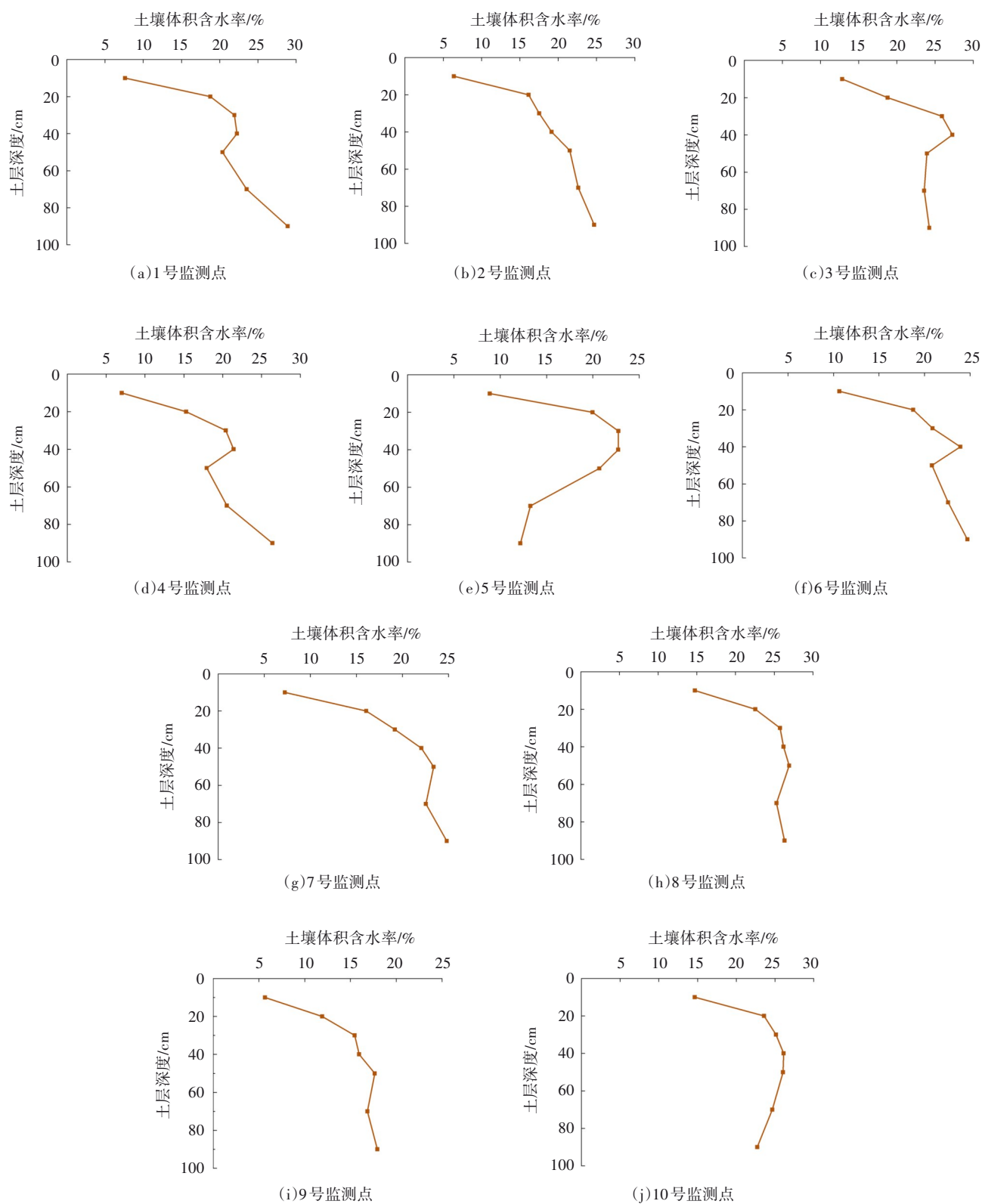


图6 各监测点土壤体积含水率与土层深度的关系

Fig.6 Relationship between soil volumetric moisture content and soil depth at each monitoring point

改进后的估算模型为分段式模型,即0~40 cm
土层的土壤水分采用式(12)进行计算,40~100 cm
土层的土壤水分采用式(13)进行计算。

$$y_1 = 0.6326 \ln x - 0.3809, \quad (12)$$

$$y_2 = 0.2321x_1 - 0.00005x_2 - 1.28. \quad (13)$$

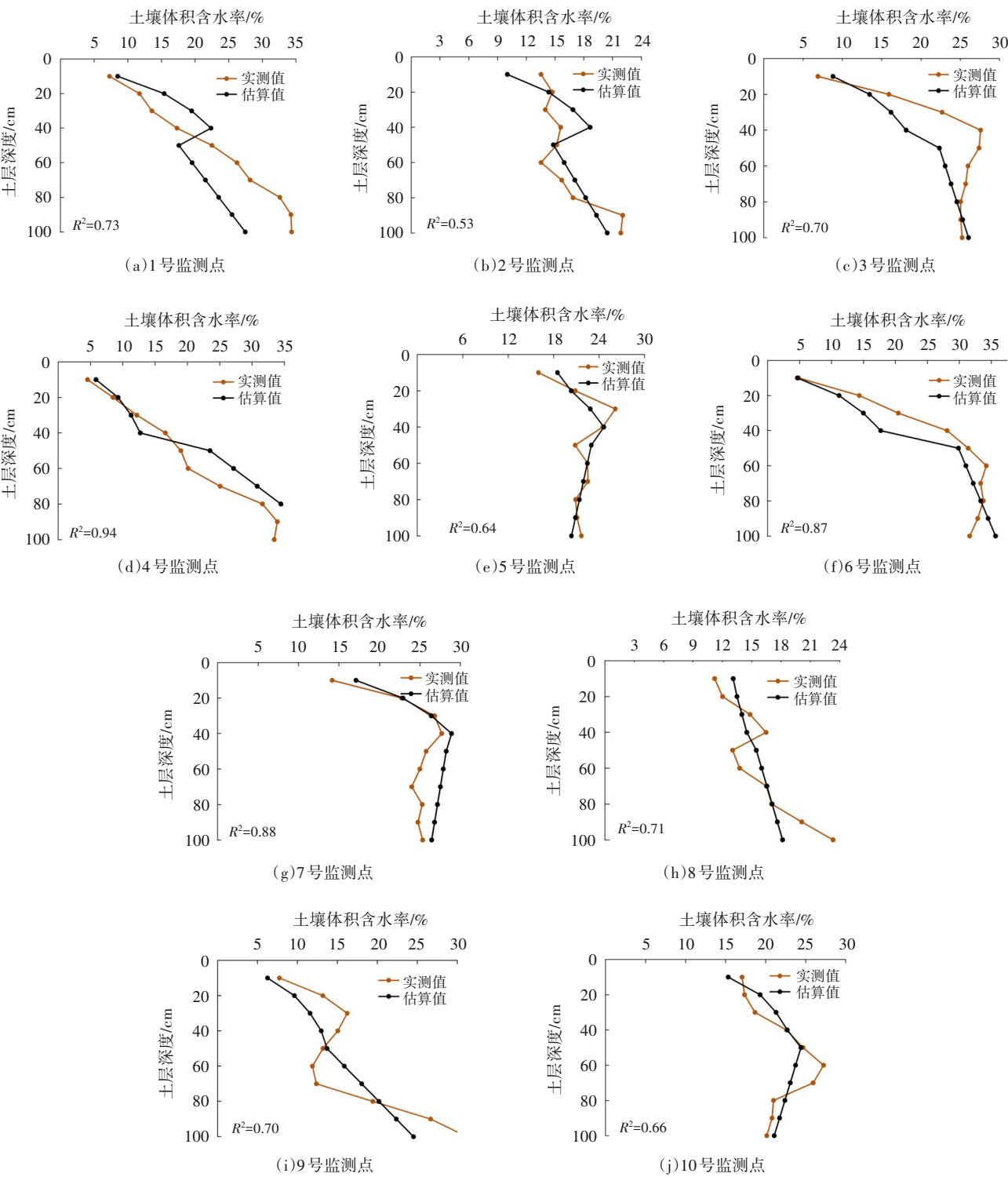


图7 各监测点0~100 cm 土层土壤水分估算值与实测值的对比

Fig.7 Comparison of estimated and measured values of soil moisture in 0-100 cm soil layer at each monitoring point

采用改进前和改进后的土壤水分估算模型得到的土壤体积含水率的估算值与实测值的对比结果见图8。

由图8可知,采用改进前的模型估算的土壤体积含水率和实测土壤体积含水率之间的相关性较

差, R^2 值为0.44,采用改进后的模型估算的土壤体积含水率和实测土壤体积含水率之间的相关性明显提升, R^2 值为0.61,表明经过改进的土壤水分估算模型的估算精度明显提升,可用于估算区域各层的土壤水分含量,为农业生产、干旱评估相关的研究工作提

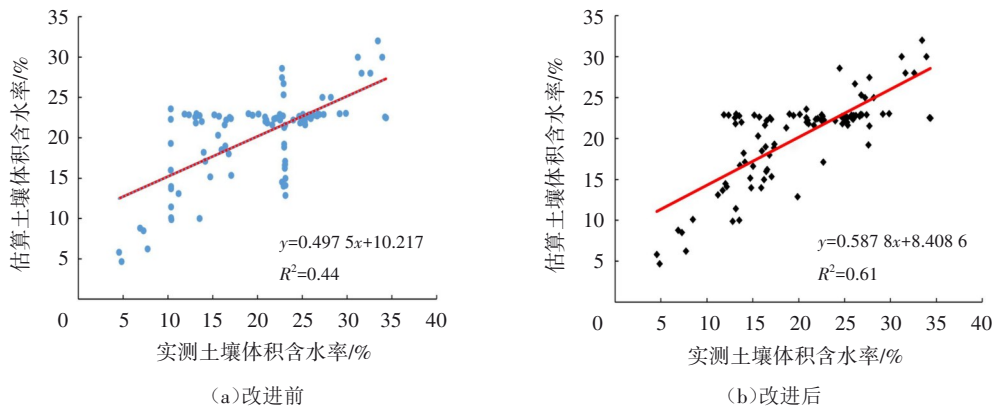


图8 改进前和改进后的土壤水分估算模型的精度对比

Fig.8 Comparison of accuracy of soil moisture estimation models before and after improvement

供数据支持。

总之,模型验证结果表明,与单一通用的土壤水分估算模型相比,采用分段式面尺度土壤水分估算模型估算深层土壤水分时,估算精度明显提高。在利用本研究所建立的分段式面尺度土壤水分估算模型进行深层土壤水分估算时,首先可协同Sentinel-1A SAR数据和Landsat 8 OLI数据,通过建立的表层土壤水分反演模型先反演出区域表层土壤水分,然后依据所建立的分段式面尺度土壤水分估算模型估算出区域大面积的深层土壤水分。

3 结论

深层土壤水分对农业干旱监测、作物生长环境、地表水-地下水循环等都具有非常重要的作用,目前深层土壤水分的获取主要是通过人工布设监测点的方式进行,虽单点数据较为精确,但大面积尺度上存在一定误差,而利用遥感数据反演只能得到表层土壤的水分状态。针对这一现状,本研究基于多源遥感数据、实测土壤水分数据,对河北省永年区冬小麦种植区的表层土壤水分进行反演,同时根据土壤水分在不同土层的变化特性,结合土壤水分变化曲线拐点,改进了原有的单一通用的深层土壤水分估算模型,建立了一种可通过遥感数据快速高效地进行区域大面积深层土壤水分估算的模型,得到的主要结论如下:

1)基于多源遥感影像数据,采用水云模型去除植被影响建立了表层土壤水分反演模型,且利用该模型反演的土壤体积含水率与实测土壤体积含水率之间的 R^2 值为0.81,取得了较理想的反演效果。

2)基于表层土壤水分反演数据和实测土壤水分

数据构建了面尺度分段式的土壤水分估算模型,0~40 cm土层的土壤水分估算模型为 $y_1 = 0.6326 \ln x - 0.3809$,40~100 cm土层的土壤水分估算模型为 $y_2 = 0.2321x_1 - 0.00005x_2 - 1.28$ 。与改进前的模型相比,采用改进后的模型得到的估算值与实测值之间的相关性从0.44提高到了0.61,说明改进后的模型估算精度明显提升,且采用改进后的模型能够在短时间内提供更全面的土壤水分信息,提高了土壤水分监测效率。

3)所提出的通过遥感数据快速高效获取区域大面积深层土壤水分的方法具有可行性,具体步骤如下:首先可结合多源遥感数据,通过建立的表层土壤水分反演模型反演出区域表层土壤水分;然后采用所建立的分段式面尺度土壤水分估算模型对区域大面积深层土壤水分进行估算。

本研究中,所建立的分段式深层土壤水分估算模型中的一些参数是通过多元线性回归方法确定的,这些参数的确定依赖于样本数据的质量和数量,考虑到区域大田机械作业的影响,在开展现场土壤水分监测时采用的是AZ-Trime-1.0测管的监测结果,未来可加深和农户的沟通协作,调整仪器设备,配合电子监测,以实现24 h实时监测,增加监测数据的数量和质量,使结果更加精确。此外,估算深层土壤水分的深度存在限制,当估算深度超过范围时误差会增大,还需进一步根据实际情况调整参数。总之,本研究提出的基于多源遥感影像数据估算大面积深层土壤水分的方法可推广到其他区域应用,但需根据当地土壤质地、植被类型等进一步调整参数,通过对不同区域的研究对比和分析,验证其普适性。

参考文献:

- [1] 王浩,贾仰文.变化中的流域“自然-社会”二元水循环理论与研究方法[J].水利学报,2016,47(10):1219-1226.
Wang H, Jia Y W. Theory and study methodology of dualistic water cycle in river basins under changing conditions[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016, 47(10): 1219-1226.
- [2] 彭新华,王云强,贾小旭,等.新时代中国土壤物理学主要领域进展与展望[J].土壤学报,2020,57(5):1071-1087.
Peng X H, Wang Y Q, Jia X X, et al. Some key research fields of Chinese soil physics in the new era: Progresses and perspectives [J]. Acta Pedologica Sinica, 2020, 57(5): 1071-1087.
- [3] 王树果,马春锋,赵泽斌,等.基于Sentinel-1及Landsat 8数据的黑河中游农田土壤水分估算[J].遥感技术与应用,2020,35(1):13-22,47.
Wang S G, Ma C F, Zhao Z B, et al. Estimation of soil moisture of agriculture field in the middle reaches of the Heihe River Basin based on Sentinel-1 and Landsat 8 imagery[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(1): 13-22, 47.
- [4] 范春红.通榆县土壤墒情与旱情监测工作分析[J].农业与技术,2018,38(20):239.
Fan C H. Analysis of soil moisture and drought monitoring in Tongyu County[J]. Agriculture and Technology, 2018, 38(20): 239.
- [5] 余涵,谢德体,骆云中,等.4种常见土壤含水量传感器精度分析及评价[J].农业工程,2019,9(6):26-32.
Yu H, Xie D T, Luo Y Z, et al. Accuracy analysis and evaluation of four common soil moisture sensors[J]. Agricultural Engineering, 2019, 9(6): 26-32.
- [6] 马红章,张临晶,孙林,等.光学与微波数据协同反演农田区土壤水分[J].遥感学报,2014,18(3):673-685.
Ma H Z, Zhang L J, Sun L, et al. Farmland soil moisture inversion by synergizing optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(3): 673-685.
- [7] 蔡亮红,丁建丽,魏阳.基于多源数据的土壤水分反演及空间分异格局研究[J].土壤学报,2017,54(5):1057-1067.
Cai L H, Ding J L, Wei Y. Spatial variation and inversion of soil moisture based on multi-source data [J]. Acta Pedologica Sinica, 2017, 54(5): 1057-1067.
- [8] 鲍艳松,毛飞,闵锦忠,等.基于FY-3B/MWRI数据的裸土区土壤湿度反演[J].国土资源遥感,2014,26(4):131-137.
Bao Y S, Mao F, Min J Z, et al. Retrieval of bare soil moisture from FY-3B/MWRI data[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2014, 26(4): 131-137.
- [9] 徐驰,曾文治,黄介生,等.基于高光谱与协同克里金的土壤耕作层含水率反演[J].农业工程学报,2014,30(13):94-103.
Xu C, Zeng W Z, Huang J S, et al. Modelling soil water content in plow layer using co-Kriging interpolation based on hyperspectral data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(13): 94-103.
- [10] 胡蝶,郭妮,沙沙,等.基于Radarsat-2 SAR数据反演定西裸露地表土壤水分[J].干旱气象,2014,32(4):553-559,581.
Hu D, Guo N, Sha S, et al. Retrieval of bare soil moisture based on Radarsat-2 SAR in Dingxi of Gansu Province[J]. Journal of Arid Meteorology, 2014, 32(4): 553-559, 581.
- [11] 覃湘栋,庞治国,江威.土壤水分光学遥感反演方法研究进展和挑战[J].人民珠江,2021,42(11):38-45,111.
Qin X D, Pang Z G, Jiang W. Progress and challenge of optical remote sensing inversion on soil moisture[J]. Pearl River, 2021, 42(11): 38-45, 111.
- [12] 郑曼迪,刘忠,许昭辉,等.基于微波遥感的土壤水分反演估算研究进展[J].土壤学报,2024,61(1):16-28.
Zheng M D, Liu Z, Xu Z H, et al. Research progress of soil moisture estimation based on microwave remote sensing[J]. Acta Pedologica Sinica, 2024, 61(1): 16-28.
- [13] 艾璐,孙淑怡,李书光,等.光学与SAR遥感协同反演土壤水分研究进展[J].自然资源遥感,2021,33(4):10-18.
Ai L, Sun S Y, Li S G, et al. Research progress on the cooperative inversion of soil moisture using optical and SAR remote sensing [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4): 10-18.
- [14] 杜绍杰,赵天杰,施建成,等.Sentinel-1和Sentinel-2协同反演地表土壤水分[J].遥感技术与应用,2022,37(6):1404-1413.
Du S J, Zhao T J, Shi J C, et al. Sentinel-1 and Sentinel-2 synergistic retrieval of surface soil moisture [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(6): 1404-1413.
- [15] 李伯祥,陈晓勇.基于Sentinel多源遥感数据的河北省景县农田土壤水分协同反演[J].生态与农村环境学报,2020,36(6):752-761.
Li B X, Chen X Y. Synergic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 images for soil moisture retrieval in vegetation cov-

- ered agricultural areas of Jingxian County of Hebei Province [J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2020, 36(6): 752-761.
- [16] Biswas B C, Dasgupta S K. Estimation of soil moisture at deeper depth from surface layer data[J]. Mausam, 1979, 30(4): 511-516.
- [17] 鹿洁忠. 根据表层数据估算深层土壤水分[J]. 农业气象, 1987(3): 60-62.
Lu J Z. Estimation of deep soil moisture based on surface data[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 1987(3): 60-62.
- [18] 刘永毫. 基于地表土壤水分信息的深层土壤水分反演研究——以云南省为例[D]. 昆明: 云南师范大学, 2024.
Liu Y H. Deep soil moisture retrieval based on surface soil moisture information: A case study of Yunnan Province[D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2024.
- [19] 杨静敬, 蔡焕杰, 王松鹤, 等. 杨凌区浅层土壤水分与深层土壤水分的关系研究[J]. 干旱地区农业研究, 2010, 28(3): 53-57.
Yang J J, Cai H J, Wang S H, et al. Relationship between soil moisture in surface layer and in deeper depth in Yangling[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2010, 28(3): 53-57.
- [20] 王国玉, 池宝亮, 李娜娜, 等. 晋南旱塬地农田土壤水分动态及预测模拟[J]. 山西农业科学, 2014, 42(10): 1106-1110.
Wang G Y, Chi B L, Li N N, et al. Study on dynamics of soil moisture in dryland of the south of Shanxi Province and its simulation model[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2014, 42(10): 1106-1110.
- [21] 陈怀亮, 冯定原, 邹春辉, 等. 用遥感资料估算深层土壤水分的方法和模型[J]. 应用气象学报, 1999, 10(2): 232-237.
Chen H L, Feng D Y, Zou C H, et al. The monitoring method and model of deep soil layer moistures by remotely sensed data[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 1999, 10(2): 232-237.
- [22] 高培霞. 基于TVDI模型和土壤水分估算模型反演深层土壤含水量的研究[D]. 太原: 山西农业大学, 2018.
Gao P X. Inversion of deep soil moisture content based on TVDI model and soil moisture estimation model[D]. Taiyuan: Shanxi Agricultural University, 2018.
- [23] 刘继龙, 张振华, 谢恒星. 基于表层水分信息的胶东樱桃园深层土壤水分估算研究[J]. 水土保持研究, 2006, 13(4): 96-98, 100.
Liu J L, Zhang Z H, Xie H X. Forecasting on deep soil water of cherry orchard of Jiaodong based on surface soil water information[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2006, 13(4): 96-98, 100.
- [24] 许小燕, 汪志农, 张智韬. 表层土壤水分反演深层土壤水分的研究进展[J]. 陕西农业科学, 2005, 51(3): 81-84.
Xu X Y, Wang Z N, Zhang Z T. Research progress on inversion of deep soil moisture from surface soil moisture[J]. Shaanxi Journal of Agricultural Sciences, 2005, 51(3): 81-84.
- [25] 安江龙, 马娟娟, 张亚雄, 等. 两种模型分析方法下冬小麦根系吸水深度的对比研究[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(11): 25-28.
An J L, Ma J J, Zhang Y X, et al. Comparative study of two models for estimating spatio-temporal distribution of water uptake by winter wheat roots[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2017, 36(11): 25-28.
- [26] 张丛志, 张佳宝, 张辉. 不同深度土壤水分对黄淮海封丘地区小麦的贡献[J]. 土壤学报, 2012, 49(4): 655-664.
Zhang C Z, Zhang J B, Zhang H. Contribution of soil water at different depths in profile to winter wheat in Fengqiu in Huang-Huai-Hai Plain of China [J]. Acta Pedologica Sinica, 2012, 49(4): 655-664.
- [27] 刘荣花, 朱自玺, 方文松, 等. 冬小麦根系分布规律[J]. 生态学杂志, 2008, 27(11): 2024-2027.
Liu R H, Zhu Z X, Fang W S, et al. Distribution pattern of winter wheat root system[J]. Chinese Journal of Ecology, 2008, 27(11): 2024-2027.
- [28] 周涛, 潘剑君, 韩涛, 等. 基于多时相合成孔径雷达与光学影像的冬小麦种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 215-221.
Zhou T, Pan J J, Han T, et al. Planting area extraction of winter wheat based on multi-temporal SAR data and optical imagery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(10): 215-221.
- [29] 余凡, 赵英时. 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, 2011, 27(6): 187-192.
Yu F, Zhao Y S. Soil moisture information extraction based on integration of active and passive remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(6): 187-192.
- [30] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(6): 1348-1355.
- [31] 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.

[32] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 1978, 13(2): 357-364.

[33] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295-309.

[34] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48 (2): 119-126.

[35] 周鹏,丁建丽,王飞,等. 植被覆盖地表土壤水分遥感反演[J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 959-973.

Zhou P, Ding J L, Wang F, et al. Retrieval methods of soil water content in vegetation covering areas based on multi-source remote sensing data [J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(5): 959-973.

[36] 孔金玲,李菁菁,甄珮珮,等. 微波与光学遥感协同反演旱区地表土壤水分研究[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(6): 857-863.

Kong J L, Li J J, Zhen P P, et al. Inversion of soil moisture in arid area based on microwave and optical remote sensing data[J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 18(6): 857-863.

[37] 韩玲,张延成. 光学与微波数据协同反演植被覆盖区土壤水分[J]. 水资源与水工程学报, 2018, 29(4): 230-235.

Han L, Zhang Y C. Synergistic inversion of soil moisture in vegetation-covered area based on optical and microwave data[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2018, 29(4): 230-235.

[38] 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 X J, Xing Y Q, Shan W, 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.

(编辑 杨晓燕)