

DOI: 10.13758/j.cnki.tr.2020.04.027

蔡庆空, 李二俊, 陶亮亮, 等. 基于改进作物散射模型的陕西杨陵区麦田土壤水分反演研究. 土壤, 2020, 52(4): 846–852.

基于改进作物散射模型的陕西杨陵区麦田土壤水分反演研究^①

蔡庆空¹, 李二俊^{2*}, 陶亮亮³, 潘洁晨¹, 陈超¹, 王果¹

(1 河南工程学院土木工程学院, 郑州 451191; 2 河南工程学院人文社会科学学院, 郑州 451191; 3 南京信息工程大学地理科学学院, 南京 210044)

摘要: 本文提出一种改进作物散射模型反演麦田土壤水分, 该模型根据冬小麦等低矮植被的散射特性, 在原模型的基础上保留植被层直接散射部分以及植被与地表相互耦合作用的信息, 同时加入裸土地表的直接散射部分, 并根据经验权重将两部分信息分离开, 构建出适用于冬小麦等低矮植被的后向散射模型, 并结合 RADARSAT-2 雷达数据以及陕西杨凌农田试验区的实地实测数据, 计算得到改进模型的经验参数, 进而对模型进行验证分析。研究结果表明: 改进作物散射模型的模拟精度相对于未改进的作物散射模型有显著的提高, R^2 在 HH 和 VV 极化下都达到 80% 以上。为了验证改进的作物散射模型算法及土壤水分反演的有效性, 本研究将改进作物散射模型与 TVDI 光学指数模型、简化的 MIMICS 模型的土壤水分反演结果进行对比分析, 改进的作物散射模型反演精度比 TVDI 和简化的 MIMICS 模型要好, R^2 达到 84.3%, 均方根误差为 $0.028 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。简化的 MIMICS 模型反演结果比 TVDI 要好, 但是精度不高, R^2 为 66.9%, 均方根误差为 $0.043 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。改进的作物散射模型对地表植被比较敏感, 可以有效地将冬小麦对雷达信号散射影响和裸土层散射贡献区分开, 为植被覆盖下地表土壤水分的反演创造条件, 给大面积大范围的地表土壤水分反演提供强有力的技术支持。

关键词: 改进作物散射模型; RADARSAT-2; 土壤水分; 后向散射系数; 冬小麦

中图分类号: S127 **文献标志码:** A

Soil Moisture Inversion Based on Modified Crop Scattering Model Over Wheat Fields in Yangling District, Shaanxi Province

CAI Qingkong¹, LI Erjun^{2*}, TAO Liangliang³, PAN Jiechen¹, CHEN Chao¹, WANG Guo¹

(1 College of Civil Engineering, Henan Institute of Engineering, Zhengzhou 451191, China; 2 College of Human and Social Sciences, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China; 3 School of Geographic Sciences, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In this paper, we proposed a modified crop scattering model to inverse soil moisture for low vegetation. According to the scattering characteristics of winter wheat, the model retained the direct scattering contribution of vegetation layer and the coupling component between vegetation and surface ground on the basis of the original model, but considered the direct scattering contribution of the underlying ground and separated the scattering effects between vegetation and surface bare soil by introducing an empirical weight. Combined with RADARSAT-2 radar data and ground measurements of farmland experimental area in Yangling District, Shaanxi Province, the values of structural parameters of the modified model were calculated and then the model was verified and analyzed. The results showed that the simulation accuracy of the modified model was significantly improved than the original model, with R^2 of more than 80% in both HH and VV polarizations. In order to verify the effectiveness of the modified model algorithm and soil moisture inversion, soil moistures inverted by the modified model were compared with those by the TVDI optical model and the simplified MIMICS model, and the results showed that the modified model was better, with R^2 and RMSE of 84.3% and $0.028 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, respectively. The simplified MIMICS model was better than TVDI, but the inversion accuracy was not high, with R^2 of 66.9% and the RMSE of $0.043 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, respectively. In conclusion, the modified model is sensitive to surface vegetation, can effectively distinguish the influences of winter wheat and bare soil on radar signal,

^①基金项目: 国家自然科学基金项目(41571412)、江苏省青年科学基金项目(BK20180798)和河南工程学院博士基金项目(D2016005)资助。

* 通讯作者(hnwxlej@163.com)

作者简介: 蔡庆空(1986—), 男, 河南南召人, 博士, 讲师, 主要研究方向为土壤水分定量反演、高光谱遥感。E-mail: hnnzcqk@163.com

thus can create conditions for inverting surface soil moisture in vegetation-covered area and provide strong technical support for large-area and large-scale surface soil moisture inversion.

Key words: Modified crop scattering model; RADARSAT-2; Soil moisture; Backscatter coefficient; Winter wheat

遥感方法作为目前最常用的地表土壤水分探测手段,为获取大面积土壤水分时空信息提供了可能,可以快速获取区域地表土壤水分,有效地监测土壤水分在空间和时间上的变化,对农情预测、田间灌溉等举措有着较好的指导作用^[1]。目前地表土壤水分的监测方法根据波段类型分为光学遥感、微波遥感两种反演方法。光学遥感进行土壤水分监测主要根据土壤的光谱反射率以及植被叶片的光谱特性变化来间接获得土壤水分值,常常会受到观测条件的限制,云、雾等天气现象对光学遥感影响较大。而微波遥感由于其波长较长,受到天气影响较小,能够穿透云层,实现全天候、全天时对地面进行观测,同时微波能够穿透一定厚度的地物,对土壤介电常数非常敏感,能够获取地表土壤水分更加全面的信息^[2-3]。

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)作为微波遥感最主要的反演手段之一,广泛应用于不同地表覆盖类型的土壤水分反演。当利用 SAR 反演裸土区的土壤水分含量时,雷达信号主要受到土壤介电常数和地表粗糙度的影响^[4]。而针对植被覆盖区的土壤水分反演,还受到地表植被的影响。目前常用的植被散射模型有 MIMICS 模型、水云模型等,该类模型的本质是研究如何有效地消除植被对雷达信号的影响,然后将其转化为裸土区土壤水分反演问题,进而估算出植被覆盖下的土壤含水量^[5-6]。

目前对于在植被覆盖下的土壤水分反演多是将光学和雷达遥感结合起来进行研究,发展出以雷达反演模型为主,光学数据为辅的协同模式来反演地表土壤水分。Paris^[7]利用水云模型研究玉米叶片大小对其后向散射系数的影响,假设植被的生物物理特性和散射特性与单一散射体相关,研究表明其后向散射系数与地表土壤水分直接存在线性关系。Lievens 和 Verhoest^[8]利用 ALOS/PALSAR 雷达 HH 极化数据,结合水云模型和有效粗糙度参数对植被覆盖区土壤水分进行研究,最低的土壤水分反演误差接近 5.5%。Bindlish 和 Barros^[9]在水云模型的基础上通过引入植被相关长度信息建立了一个半经验的植被散射参数化土壤水分反演算法,消除植被对后向散射系数的影响,提高反演精度。拉巴等^[10]利用 MODIS 卫星数据

第 7 波段对水分变化较敏感的特点,构建了一种简单实用的土壤水分反演回归模型,为高原土壤水分遥感监测提供了可行的方法。蒋金豹等^[11]利用 MIMICS 模型以及 RADARSAT-2 和 Landsat8 遥感数据对麦田地表土壤水分进行反演,取得了较好的反演精度。刘万侠等^[12]在分析植被对微波信号影响的基础上,结合 ASAR 雷达数据,利用水云模型去除植被覆盖影响,对后向散射系数与实测土壤水分关系进行研究,表明 VV 极化的拟合效果比 HH 极化要好。张友静等^[13]利用 ASAR-APP 和光学影像数据,结合水云模型对小麦覆盖下地表土壤水分进行反演研究,结果表明土壤水分反演 R^2 可达 90%,均方根误差为 3.83%。赵天杰等^[14]在 ASAR 以及 PALSAR 数据的基础上,采用 MIMICS 模型对农作物的后向散射特性进行模拟分析,结果表明同极化的模拟效果比交叉极化好。Wang 等^[15]结合水云模型,利用光学和雷达数据对植被覆盖区进行研究,对该协同反演模型的适用范围进行了拓展。余凡和赵英时^[4]将光学与雷达数据协同起来建立半经验耦合模型,其反演精度显著高于 MIMICS 模型单独反演得到的结果。赵昕等^[16]利用 RADARSAT-2 和 Landsat-8 数据结合水云模型构建植被覆盖区土壤水分反演的半经验耦合模型,反演精度有了较大提高。

本研究将一种改进的作物散射雷达模型与 PROSAIL 光学模型结合起来反演麦田土壤水分,充分考虑研究区内冬小麦的生长状况及空间分布,利用 RADARSAT-2 雷达数据及陕西杨凌区地面实测数据对模型进行构建与验证,估算出麦田土壤水分值。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于杨凌农业高新技术产业示范区,介于 107.8° ~ 108.3°E 和 34.1° ~ 34.5°N,地理位置如图 1 所示。属东亚暖温带半湿润半干旱气候区,具有春暖多风、夏热多雨、秋凉清爽、冬寒干燥等明显的大陆性季风气候特征。年均气温 12.9 °C,无霜期 211 d。年均日照时数 2 163.8 h,年总太阳辐射量 114.86 kcal/cm²,年均降水量 635.1 mm。

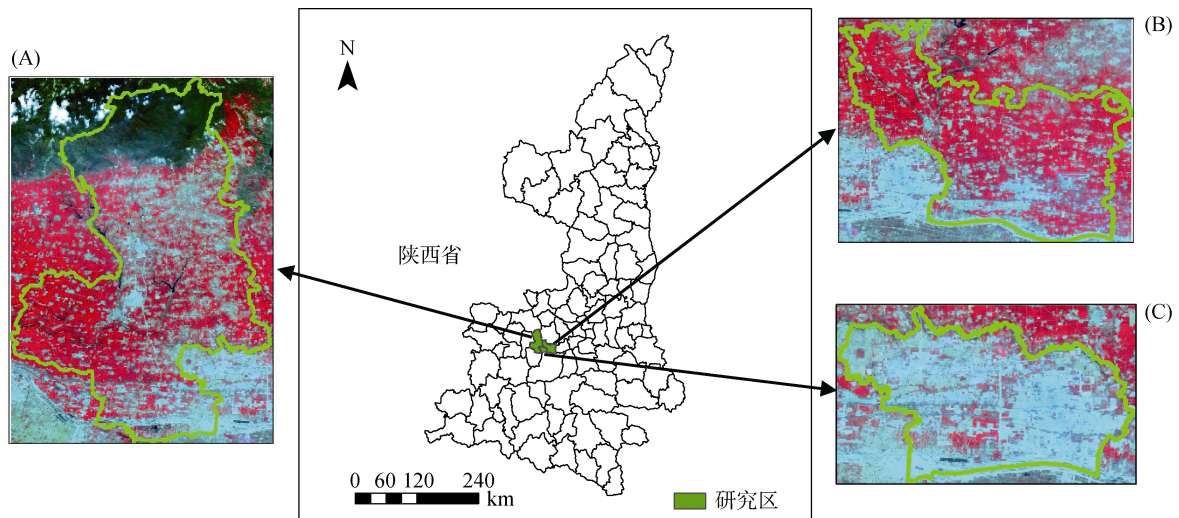


图 1 研究区概况(A: 扶风; B: 杏林; C: 杨凌)

Fig. 1 Overview of study area(A: Fufeng; B: Xinglin; C: Yangling)

1.2 试验设计

本研究主要以冬小麦为研究对象,研究区共有 3 个小麦试验站点,包括杨凌、杏林及扶风巨良农场小麦种植示范区,每个观测站点根据小麦种植面积的差异设立不同的固定观测点,根据试验时间的不同选取不同的固定样点进行观测,由于遥感影像的限制,样点大小为 $30\text{ m} \times 30\text{ m}$,在每个样点中测得的地面实测数据包括地表土壤水分、地表粗糙度、植株高度、叶面积指数(LAI)等。LAI 主要采用 LI-COR 公司生产的 LAI2000 植被冠层分析仪测量,测量时间主要选在当日上午 7:00—9:30 以及下午 16:00—18:00,避免太阳光线直射从而带入测量误差,每个采样点共测 10 次,取 10 次的平均值为每个样点的 LAI 值。土壤水分主要采用 TDR300 型土壤水分测试仪测得,每一样点共选取并测得 5 个均匀的测量值,并将它们的平均值作为该样点最终的土壤水分值。植株高度由卷尺测量得到,测量时选取 10 株左右进行测量取平均,以地表到植株自由冠层之间的高度为准。地表粗糙度的主要测量方法为剖面板法,测量中利用相机对粗糙度板进行拍照,将所测得的照片按照剖面板轮廓进行数字化处理,根据描绘的地表起伏情况计算得到地表粗糙度参数。

1.3 卫星数据与预处理

Radarsat-2 雷达卫星一颗 C 波段多极化高分辨率卫星,可以获取多种分辨率影像,广泛应用于海冰海洋监测、灾害管理、农业、水文等领域。本研究选取 SLC(single look complex)格式的 Radarsat-2 雷达影像,过境时间为 2014 年 3 月 29 日,中心频率为 5.405 GHz,影像分辨率约为 8 m ,入射角为 27.8° 。对

Radarsat-2 遥感影像的预处理主要在 Next ESA SAR Toolbox (NEST, version 5.0.16)和 ENVI5.0 软件中进行,包括辐射校正、斑噪去除和几何校正。

Landsat-8 光学数据是美国国家航空航天局(NASA)于 2013 年 2 月 11 日在加州范登堡空军基地发射的第八颗陆地卫星,主要为地球资源、水、森林、环境以及城市规划等领域提供数据支撑。Landsat-8 卫星上携带有两个主要载荷运行陆地成像仪(operational land imager, OLI)和热红外传感器(thermal infrared sensor, TIRS),其中 OLI 陆地成像仪包括 9 个波段,空间分辨率为 30 m ,成像宽幅可达 $185\text{ km} \times 185\text{ km}$ 。本文选取与 Radarsat-2 雷达影像相对应的过境时间为 2014 年 3 月 24 日的光学影像数据,空间分辨率为 30 m 。Landsat-8 数据的预处理主要包括辐射定标、大气校正、几何校正等,主要在 ENVI5.0 软件中进行。

1.4 改进的作物散射模型

植被覆盖层的雷达后向散射系数主要由与植被和土壤结构相关的几何参数以及植被和下行土壤含水量相关的介电参数所决定,因此雷达数据所接收到的冠层水分辐射主要由植被结构和与水分相关的信息组成^[17]。目前对于从雷达数据中估计植被水分的研究主要以回归模型为主,而植被结构和水分参数会受到雷达数据极化、频率以及入射角度的影响,因此目前的这些算法往往会局限于特定的研究区域而对于不同的环境条件将不再适用^[18]。

Saatchi 和 Moghaddam^[19]提出一种通过估算树木冠层水分来反演其生物量的半经验模型,该模型简化成两层森林后向散射模型并将冠层与枝干层的结构

和介电参数分离开来,从而适用于多种估算树木冠层水分和生物量的森林类型。该模型假设在估算森林冠层参数时,总的后向散射系数主要由 3 个主要散射项组成:冠层直接体散射部分、冠层与地表相互耦合散射部分以及枝干与地表相互耦合散射部分。每一个散射项都与其相关的组成部分(叶、枝干、茎)的影响参数(大小、角分布、介电常数等)有着密切的关系,其总的后向散射系数可以表示为:

$$\sigma_{pq,c}^0 = k_0 \frac{|\varepsilon_w'|^{1.3}}{\varepsilon_w''} \cos \theta \gamma_{pq,c} W_c (1 - e^{-k_0 \varepsilon_w''^{0.65} \sec \theta \beta_{pq,c} W_c}) \quad (2)$$

$$\sigma_{pq,cg}^0 = k_0^{1.4} |\varepsilon_w'|^{1.3} e^{-k_0^2 s^2 \cos^2 \theta} \Gamma_{pq} \gamma_{pq,cg} W_c e^{-k_0 \varepsilon_w'' \sec \theta (\beta_{pq,c} W_c + \beta_{pq,t} W_t)} \quad (3)$$

$$\sigma_{pq,tg}^0 = k_0 \sin \theta |\varepsilon_w'|^{0.65} e^{-k_0^2 s^2 \cos^2 \theta} \Gamma_{pq} \gamma_{pq,tg} W_t e^{-k_0 \varepsilon_w'' \sec \theta (\beta_{pq,c} W_c + \beta_{pq,t} W_t)} \quad (4)$$

式中: k_0 表示自由波数; θ 表示入射角; $\varepsilon_w = \varepsilon_w' - i\varepsilon_w''$ 是水的介电常数; s 表示均方根高度; Γ_{pq} 表示菲涅尔反射率; W_c 表示冠层含水量; W_t 表示树干含水量; $\beta_{pq,c}$ 和 $\beta_{pq,t}$ 分别表示冠层和树干平均衰减系数; $\gamma_{pq,c}$ 、 $\gamma_{pq,cg}$ 和 $\gamma_{pq,tg}$ 分别表示植被冠层内整体散射截面系数,依赖于冠层的几何特性,与雷达频率及植被含水量无关。

为了将 Saatchi 和 Moghaddam 提出的森林散射模型简化成适用于农作物等低矮植被,本研究根据农作

$$\sigma_{pq,cg}^0 = k_0^{1.4} |\varepsilon_w'|^{1.3} e^{-k_0^2 s^2 \cos^2 \theta} \Gamma_{pq} \gamma_{pq,cg} W_c e^{-k_0 \varepsilon_w'' \sec \theta \beta_{pq,c} W_c} \quad (6)$$

在稠密森林植被覆盖的情况下,下垫面地表土壤的后向散射部分可以忽略不计,但是本研究的主要对象是低矮植被,其受到土壤下垫面的散射往往比较强烈,其对雷达信号的影响不能忽略,因此在构建低矮植被散射模型时,必须考虑土壤表面直接的散射信息,并将其作为一个重要的参量信息,另外根据研究区实际地表覆盖状况,在作物散射模型中引入经验参数,使得地表覆盖在像元层按照一定比例完全分离出植被层和裸土层的散射贡献,有利于在反演土壤水分时在总的后向散射系数中剥离植被层的散射贡献信息,构建出稀疏植被覆盖下各地物对雷达信号散射贡献的生成模型。由此可以得出,低矮植被覆盖区总的后向散射系数分为植被冠层的散射项与土壤表面的直接散射项,即建立改进的作物散射模型(modified CSM, MCSM),表达式为:

$$\sigma_{pq,total}^0 = t \sigma_{pq,veg}^0 + (1-t) \sigma_{pq,soil}^0 \quad (7)$$

将式(5)代入(7),总的后向散射系数可以改写为:

$$\sigma_{pq,total}^0 = t (\sigma_{pq,c}^0 + \sigma_{pq,cg}^0) + (1-t) \sigma_{pq,soil}^0 \quad (8)$$

对于改进模型中裸土的后向散射项,选择 AIEM

$$\sigma_{pq,total}^0 = \sigma_{pq,c}^0 + \sigma_{pq,cg}^0 + \sigma_{pq,tg}^0 \quad (1)$$

式中: p 和 q 表示极化方式, $\sigma_{pq,c}^0$, $\sigma_{pq,cg}^0$, $\sigma_{pq,tg}^0$ 分别表示冠层直接体散射项、冠层与地表相互耦合散射项和茎干层与地表相互耦合散射项。

从以上的表达式可以看出,该模型假设森林冠层辐射主要受到树冠、枝干与地表之间的交叉影响,而在致密森林条件下忽略了土壤表面的直接散射部分。上式中每一项可以具体表示为:

物植被冠层和茎干没有明显区别的特征,将植被冠层和茎干作为一层来处理,即去除森林散射模型的茎干层,只保留其冠层直接散射部分和植被冠层与地表相互耦合部分的信息,建立低矮植被后向散射模型,即作物散射模型(crop scattering model, CSM),其植被层后向散射系数可以表示为:

$$\sigma_{pq,veg}^0 = \sigma_{pq,c}^0 + \sigma_{pq,cg}^0 \quad (5)$$

其中, $\sigma_{pq,c}^0$ 用公式(2)表示,而 $\sigma_{pq,cg}^0$ 改写为:

进行研究,因为 AIEM 能够有效地模拟随机粗糙度地表的后向散射系数,并且该模型适用范围较广,模拟精度较高。

2 结果与讨论

本研究遥感影像选择 2014 年 3 月 29 日 RADARSAT-2 雷达数据和 2014 年 3 月 24 日 Landsat-8 光学数据,此时冬小麦对应的生长期为拔节后期。利用实测的验证数据,从定量的角度对改进模型的模拟结果进行进一步验证,与裸土散射模型 AIEM 共同模拟植被冠层和裸土层的散射贡献,得到总的后向散射系数模拟值,将其与雷达数据实测值进行比较,同时本研究利用未改进的作物散射模型模拟出植被总的后向散射系数,与改进作物散射模型进行比较,进一步验证改进模型的模拟精度。

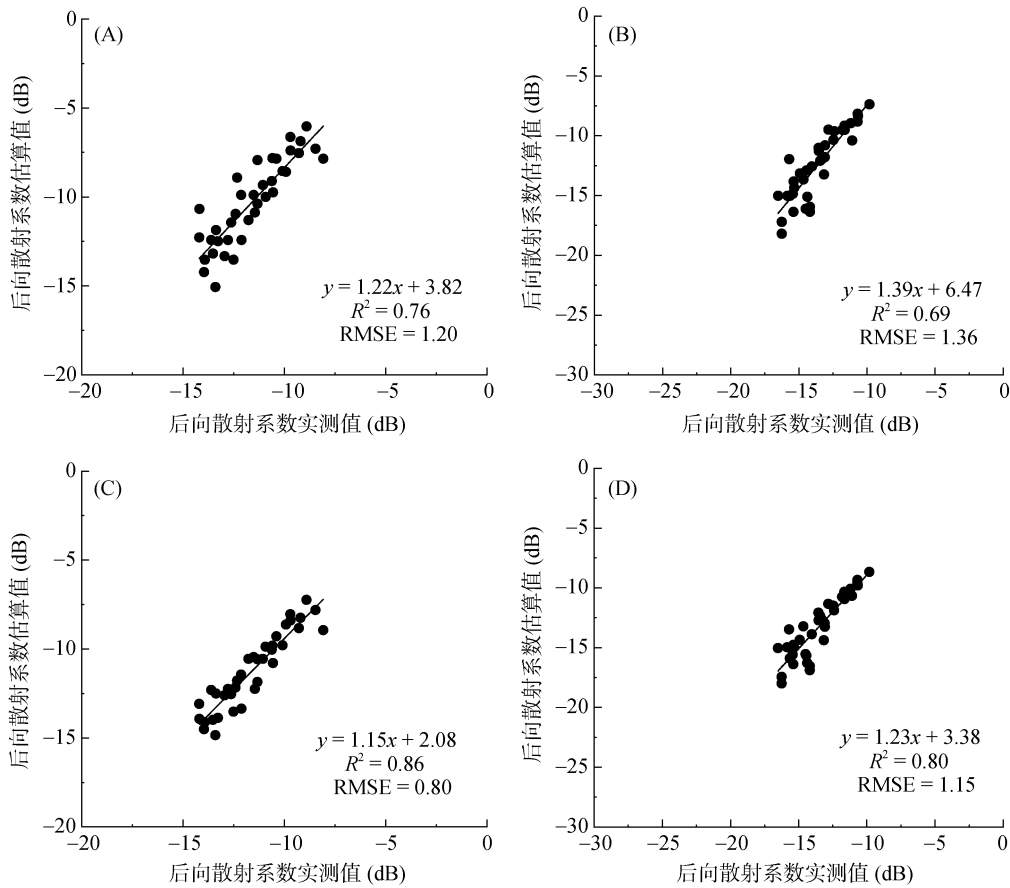
首先将 2/3 的采样点实测数据代入公式(2)、(6),分别计算出 $\sigma_{pq,c}^0$ 和 $\sigma_{pq,cg}^0$,利用散射模型 AIEM 计算出土壤层直接后向散射系数 $\sigma_{pq,soil}^0$,然后通过式(8)计算得到模型总的后向散射系数并对模型进

行训练,采用 Levenberg - Marquardt 非线性最小二乘法获取模型在 HH 和 VV 极化下的经验参数,如表 1 所示。获取模型经验参数后,本研究将剩余的 1/3 采样点验证数据代入式(8)计算得到作物散射模型与改进作物散射模型模拟的后向散射系数值,同时与雷达后向散射系数实测值构成如图 2 所示的散点图。

表 1 改进的作物散射模型 HH 和 VV 极化结构参数的估计值

Table 1 Structural parameter values calculated from modified crop scattering model in HH and VV polarizations

极化	$\beta_{pq,c}$	$\gamma_{pq,c}$	$\gamma_{pq,cg}$	t
HH	1.428	-2.114	-1.583	0.565
VV	0.964	-2.641	-0.664	0.734



(A: 作物散射模型 HH 极化; B: 作物散射模型 VV 极化; C: 改进模型 HH 极化; D: 改进模型 VV 极化)

图 2 作物散射模型与改进模型模拟得到的后向散射系数与 Radarsat-2 雷达影像 HH 和 VV 极化实测值散点图

Fig. 2 Scatterplots of backscatter coefficients calculated from crop scattering model and modified model vs observations in HH (A, C) and VV (B, D) polarizations

为进一步验证该改进模型的有效性,本研究结合地面实测数据以及遥感影像数据,将改进的作物散射模型土壤水分反演结果与光学指数模型 TVDI、简化的 MIMICS 模型进行比较分析。目前光学遥感反演地表土壤水分最广泛应用的是温度植被干旱指数 (TVDI)^[22],该指数将与土壤水分最密切相关的两个

重要参数植被指数和地表温度联合起来,使得联合后的结果地表信息更加丰富,更有利于地表土壤水分的反演。根据 TVDI 与土壤含水量的对应关系,只需要利用地面实测数据计算出 TVDI 值与两者的函数关系式,即可实现土壤水分的反演。而 MIMICS 模型^[5]可以用于高大植被后向散射系数的精确模拟,但是其

输入参数较多,无法适用于农作物等低矮植被后向散射系数的模拟,因此本研究在 MIMICS 模型的基础上,将植被层作为一层处理,将模型中与茎干有关的散射项消除掉,使得总的后向散射系数只包括 4 部分,由此可以得到简化的 MIMICS 模型。根据地面实测数据以及研究区地理特征和地物分布情况,本研究确定 MIMICS 模型的输入参数为:入射角 28° ,频率 5.405 GHz,冠层及地表温度为 15°C ,冠层高度为 1.2 m,地表土壤体积含水量为 $0.5\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,

均方根高度为 2 cm,相关长度为 50 cm,土壤质地主要为沙土占 57.42%,泥沙占 20.99%,黏土占 20.59%,叶片长度 9 cm,宽度 1 cm,植被冠层含水量为 $0.928\text{ kg}/\text{m}^2$ 。在简化的 MIMICS 模型中代入地面实测数据以及遥感影像数据即可反演得到地表土壤水分。

本研究将改进的作物散射模型与 TVDI 光学模型以及简化的 MIMICS 雷达模型分别对植被覆盖下地表土壤水分进行反演,反演结果如图 3 所示。

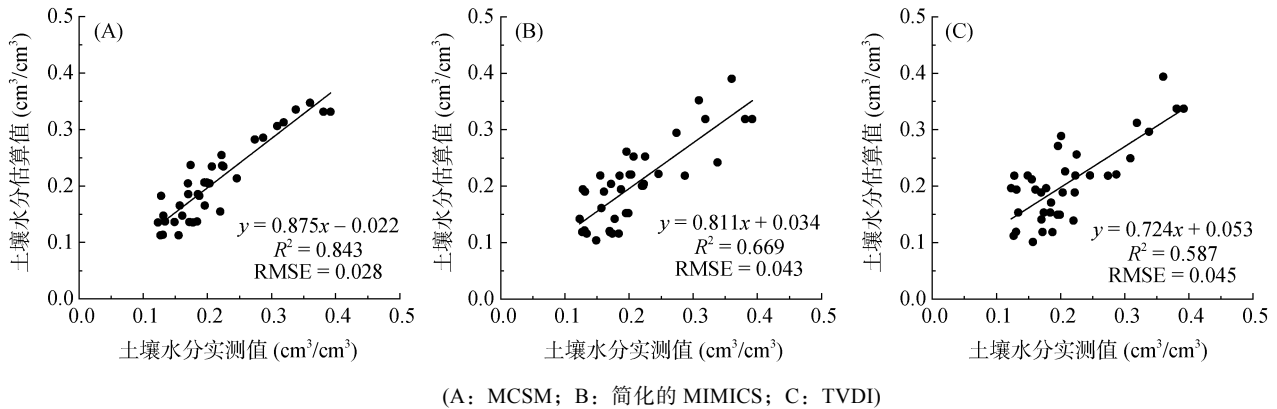


图 3 三种模型反演得到的土壤水分结果验证

Fig. 3 Validation of soil moistures inverted by three models

由图 3 可以得到,改进的作物散射模型要比 TVDI 和简化的 MIMICS 模型好, R^2 达到 84.3%,均方根误差为 $0.028\text{ cm}^3/\text{cm}^3$;而 TVDI 的反演结果误差较大, R^2 为 58.7%,均方根误差为 $0.045\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,可能是由于光学模型对于土壤水分不是很敏感,而且光学遥感的时间差异也带来一定的误差。简化的 MIMICS 模型反演结果比 TVDI 要好一点,但是精度不高, R^2 为 66.9%,均方根误差为 $0.043\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,可能是由于该简化模型比较复杂,参数比较多,同时忽略土壤层直接的散射贡献信息,使得反演结果受到较大的影响。

3 结论

本文通过对应用于森林等高大植被的散射模型进行改进,提出一种适用于农作物、草地等低矮植被的作物散射模型,结合 RADARSAT-2 雷达数据与 Landsat-8 光学数据,反演得到植被覆盖区地表土壤水分。由反演结果可以得出:改进的作物散射模型反演结果比 TVDI 和简化的 MIMICS 模型精度高, R^2 达到 0.843,均方根误差为 $0.028\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,同时该模型对土壤水分比较敏感,所需参数较少,易于使用,另外该散射模型考虑土壤自身背景直接散射信息,对

植被和土壤对雷达信号的影响描述较全面,适合植被覆盖区地表土壤水分的反演。此外该改进模型可以有效地分离出植被层和裸土层对雷达信号的散射贡献信息,可以应用于从稀疏植被覆盖到全植被覆盖的多种地表覆盖类型中,同时也可以应用于多种植被覆盖下的复杂地表土壤水分的反演,下一步将对该改进模型的适用性作进一步的研究。

参考文献:

- [1] Engman E T. Applications of microwave remote sensing of soil moisture for water resources and agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 35: 213–226.
- [2] 田国良. 土壤水分的遥感监测方法[J]. 环境遥感, 1991, 6(2): 89–98.
- [3] 王俊霞, 潘耀忠, 朱秀芳, 等. 土壤水分反演特征变量研究综述[J]. 土壤学报, 2019, 56(1): 23–35.
- [4] 余凡, 赵英时. 合成孔径雷达反演裸露地表土壤水分的新方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2010, 35(3): 317–321.
- [5] Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K A, et al. Michigan microwave canopy scattering model[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(7): 1223–1253.
- [6] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 1978, 13(2): 357–364.
- [7] Paris J F. The effect of leaf size on the microwave

- backscattering by corn[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1986, 19(1): 81–95.
- [8] Lievens H, Verhoest N. On the retrieval of soil moisture in wheat fields from L-band SAR based on water cloud modeling, the IEM, and effective roughness parameters[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(4): 740–744.
- [9] 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.
- [10] 拉巴, 卓嘎, 陈涛. 藏北地区土壤水分遥感反演模型的研究[J]. *土壤*, 2017, 49(1): 171–176.
- [11] 蒋金豹, 胡丹娟, 刘益青, 等. 基于 MIMICS 模型的麦田地表土壤含水量反演研究[J]. *麦类作物学报*, 2015, 35(5): 707–713.
- [12] 刘万侠, 王娟, 刘凯, 等. 植被覆盖地表主动微波遥感反演土壤水分算法研究[J]. *热带地理*, 2007, 27(5): 411–415, 450.
- [13] 张友静, 王军战, 鲍艳松. 多源遥感数据反演土壤水分方法[J]. *水科学进展*, 2010, 21(2): 222–228.
- [14] 赵天杰, 李新武, 张立新, 等. 双频多极化 SAR 数据与多光谱数据融合的作物识别[J]. *地球信息科学学报*, 2009, 11(1): 84–90.
- [15] Wang C Z, Qi J G, Moran S S, et al. Soil moisture estimation in a semiarid rangeland using ERS-2 and TM imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(2): 178–189.
- [16] 赵昕, 黄妮, 宋现锋, 等. 基于 Radarsat2 与 Landsat8 协同反演植被覆盖地表土壤水分的一种新方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2016, 35(5): 609–616.
- [17] Gherboudj I, Magagi R, Berg A A, et al. Soil moisture retrieval over agricultural fields from multi-polarized and multi-angular RADARSAT-2 SAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(1): 33–43.
- [18] Dobson M C, Ulaby F T, Pierce L, et al. Estimation of forest biophysical characteristics in Northern Michigan with SIR-C/X-SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(4): 877–895.
- [19] Saatchi S, Moghaddam M. Estimation of crown and stem water content and biomass of boreal forest using polarimetric SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(2): 697–709.
- [20] Cookmartin G, Cordey R, Saich P, et al. Using backscattering models to define the limits of crop information recovery from SAR data[J]. *European Space Agency-publications-ESA SP*, 1998, 441: 107–114.
- [21] 鲍艳松, 刘良云, 王纪华, 等. 利用 ASAR 图像监测土壤含水量和小麦覆盖度[J]. *遥感学报*, 2006, 10(2): 263–271.
- [22] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J A. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 79(23): 213–224.