

文章编号:2095-6134(2018)03-0327-09

基于 Radarsat-2 全极化数据的张掖地区 土壤水分的反演^{*}

王睿馨¹, 宋小宁^{1†}, 马建威², 孙川¹

(1 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 101408; 2 中国水利水电科学研究院, 北京 100038)
(2017 年 4 月 7 日收稿; 2017 年 5 月 8 日收修改稿)

Wang R X, Song X N, Ma J W, et al. Retrieval of soil moisture in Zhangye Prefecture based on Radarsat-2 data[J].
Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2018, 35(3): 327-335.

摘 要 土壤水分是水文、农业、生态等众多研究领域中的重要参数。基于已建立的简化土壤水分反演模型, 结合全极化雷达数据的特征, 消除简化模型中的粗糙度参数, 以提高反演的精度。通过简化经验模型分析, 结果显示 VV/HH、VV/VH 和 HH/HV 极化组合均能够较好地模拟裸土区土壤水分, 其中 VV/VH 极化组合模拟结果最好。利用 Radarsat-2 数据反演黑河中游裸土区和植被区的土壤水分, 并利用实测数据对结果进行验证。结果表明: VV/VH 极化组合反演结果与实测结果吻合度较好, 裸土区和植被区土壤水分反演 RMSE 分别为 0.006 和 $0.017\text{ cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$, 说明 VV/VH 极化组合能够较好地反演裸土区域土壤水分。这为快速准确获取区域土壤水分反演奠定了基础。

关键词 土壤水分; Radarsat-2; 经验模型; AIEM

中图分类号: S152.7 文献标志码: A doi:10.7523/j.issn.2095-6134.2018.03.007

Retrieval of soil moisture in Zhangye Prefecture based on Radarsat-2 data

WANG Ruixin¹, SONG Xiaoning¹, MA Jianwei², SUN Chuan¹

(1 College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China;
2 China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

Abstract Soil moisture is an important parameter in hydrology, agriculture, ecology, and many other research fields. A simplified model for the retrieval of soil moisture is established in the paper. The simplified model improves inversion accuracy by incorporating the characteristics of qual polarization radar data and eliminates roughness in model. The results show that VV/HH, VV/VH, and HH/HV can be used in the inversion of soil moisture in the bare soil region and the VV/VH polarization combination performs the best. In this paper we use Radarsat-2 data to retrieve the soil moisture in bare soil and plant areas in the middle basin of Heihe River and use field survey data to verify the results. The results show that the VV/VH polarization combination inversion results are in good agreement with the field survey results and the RMSE values in the bare and plant areas are

^{*} 中国科学院西部行动计划项目子课题(KZCX2-XB3-15)资助

[†] 通信作者, E-mail: songxn@ucas.ac.cn

0.006 and 0.017 cm³·cm⁻³, respectively. The VV/VH polarization can be used to invert the soil water content in the bare soil region. This work has laid a foundation for quick and accurate acquirement of the regional soil moisture.

Keywords soil moisture; Radarsat-2; experience model; AIEM

土壤水分作为联系地下与地表水含量的重要纽带,对于气候变化有着十分重要的影响^[1]。土壤水分作为陆面生态环节中一个重要的影响因子,是植物生长的基本条件^[2],更是直接影响农业地区粮食产量的最主要原因。土壤水分监测方法目前主要包含常规地面观测和遥感方法^[3]。常规地面观测手段只能实现点对点的测量,对于大尺度区域的测量十分困难,例如环刀法等方法只能在较小区域内进行点状测量,并且测量需要耗费大量人力、物力与时间。遥感方法能够实现区域土壤水分的反演,弥补地面观测的不足。当前,土壤水分遥感监测方法主要包括可见光-近红外法^[4-5]、热红外法^[6]、微波法^[7-8]。

不同遥感方法反演土壤水分具有不同的优势和局限性。首先,可见光-近红外遥感、热红外方法较为成熟、数据较易获得,但易受云雨等天气的影响,限制了监测土壤水分的能力^[9]。与此相比,微波遥感具有全天时、全天候成像的能力,在区域土壤水分监测中具有更大的优势。同时微波遥感反演土壤水分具有坚实的物理基础^[10],研究结果表明,土壤介电常数随着土壤水分的增加由于干土到纯水在 3~80 有着非常明显的变化,表明微波对土壤水分变化具有较高的灵敏度^[11],以此为物理基础利用微波方法对土壤水分进行反演。微波反演土壤水分方法可以分为主动微波方法和被动微波方法两种^[12],都具有不受天气情况影响的优点。其中主动微波遥感,尤其是合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)相对被动微波遥感具有更高的空间分辨率,在区域土壤水分的反演中具有更大的优势^[13]。主动微波遥感反演土壤水分方法主要包含:理论模型(AIEM 模型等^[14])、经验模型(Oh 模型^[15]和 Dobios 模型等^[16])和半经验模型(Shi 模型等^[17])。几何光学模型、小扰度模型、POM 模型等理论模型在对地表均方根高度和表面标准离差等方面有着严格的要求,其使用范围受到严重制约。Dubios 和 Oh 等经验模型仅适用于一定地表参数和雷达参数的范围,其应用受到一定限制。半经验模型 Shi 模型则只适用于 L 波段下的土壤水分反演。近几

十年来,随着研究的不断深入,不同研究者以以上模型方法为基础,在土壤水分反演过程中取得了很好的结果,如 Bindlish 针对不同角度、不同极化组合建立了后向散射与土壤水分之间的经验模型^[18],余凡和赵英时^[19]利用 AIEM 模型与 ASAR 数据通过建立一个新的粗糙度参数对土壤水分进行反演。

考虑到部分理论模型、经验、半经验模型在实际应用中的限制,本研究基于 AIEM 模型,模拟不同地表参数范围下的土壤后向散射特征,建立简化的土壤水分反演模型,并利用模拟数据对简化模型进行验证。同时,结合高分辨率 Radarsat-2 雷达数据分别反演甘肃张掖地区的裸土和植被覆盖区域土壤水分,对于快速监测当地土壤水分有一定意义。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

黑河流域,是中国第二大内陆河流域,发源于祁连山中段,北至中蒙边境^[20]。具有高寒与干旱区伴生的鲜明特征,属于明显的大陆性温带季风气候,气候干燥,地势较为平坦。景观包括高山冰雪带、森林草原带、平原绿洲带及戈壁荒漠带等不同的景观类型^[21]。此次裸土研究区位于黑河流域中游张掖市黑河主干道以东沿岸的花寨子荒漠区,土壤组成为沙土 16.7%,泥沙 74.8%,黏土 8.5%^[22]。经纬度范围为东经 100.316°~100.329°,北纬 38.763°~38.771°(见图 1(a)),在试验区共布设 24 个采样点,以矩形布设,中间进行一定的加密。植被覆盖研究区位于黑河主干道以东沿岸的大满超级站,是流域中游人工绿洲区域灌溉基础设施最完备的灌区。植被试验区包含超级站东南边的 6 个自然地块,面积约为 100 m×100 m,主要种植的农作物类型为玉米及少量西瓜,经纬度范围为东经 100.20°~100.21°,北纬 38.40°~38.41°(见图 1(b)),采样点布置矩形为边界,按照 5 m 等间距进行实测点布置^[1]。

1.2 雷达数据及预处理

本文所采用的 Radarsat-2 数据由黑河流域生

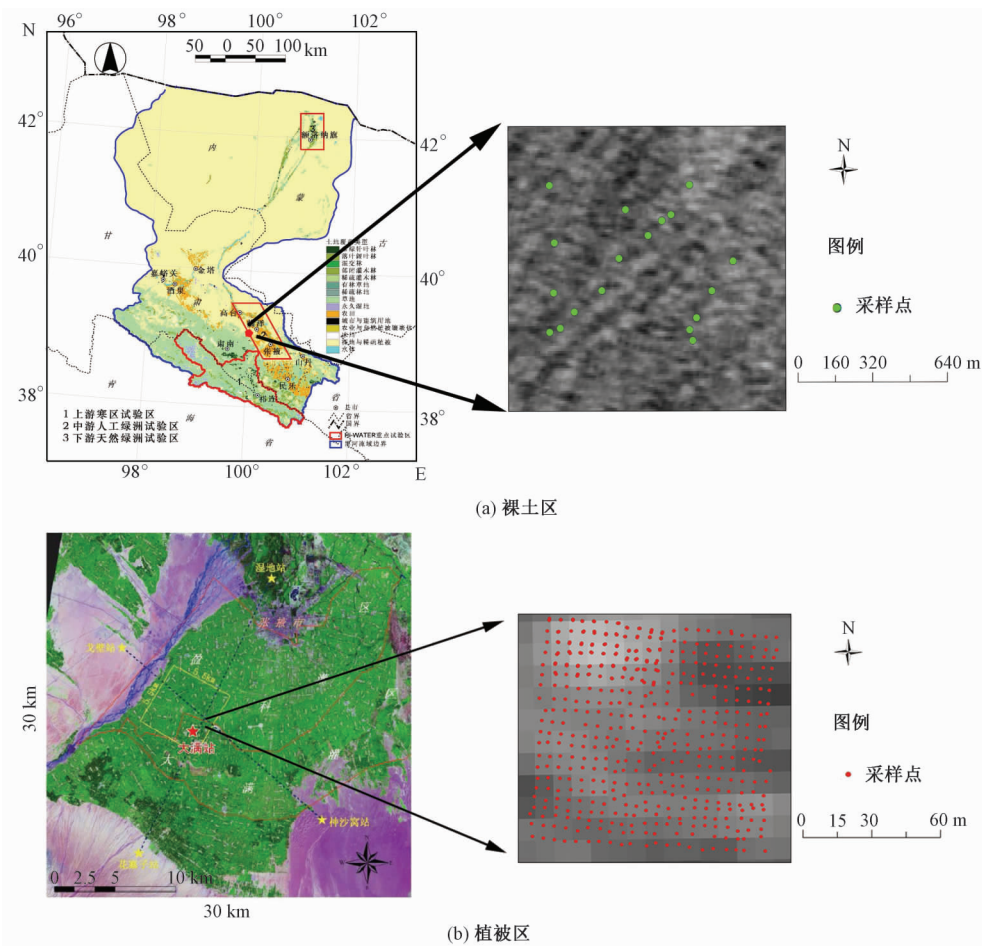


图 1 研究区地理位置图
Fig.1 Location of the study area

态-水文过程综合遥感观测联合试验获取 (<http://www.heihedata.org>)。数据获取时间为 2012 年 7 月 6 日,产品级别为 SLC,分辨率为 8 m,为全极化精细模式(stripmap-quad),即包含 VV、VH、HH 和 HV 共 4 种极化。Radarsat-2 为 C 波段合成孔径雷达卫星,频率为 5.405 GHz^[23]。

首先利用欧空局(ESA)开发的 NEST 软件对数据进行辐射定标^[24],辐射定标原理如下

$$\sigma_{i,j}^0(\text{dB}) = \frac{DN_{i,j}^2}{K} \sin(a_{i,j}), \quad (1)$$

式中: $\sigma_{i,j}^0$ 为第 i 列第 j 行像元对应的后向散射系数^[25]; $a_{i,j}$ 为第 i 列第 j 行像元的入射角; K 为绝对定标系数; $DN_{i,j}$ 为第 i 列第 j 行像元的灰度,即强度值; $a_{i,j}$, K 等数据可由头文件自动获取。

然后将图像的强度(intensity)数据和振幅(amplitude)数据转换为后向散射系数。由于雷达图像具有斑点噪声的特征,故需要进行去噪声处理,其主要原理是通过在成像技术中的多次观测或滤波方法抑制噪声,本文采用 NEST 中

5×5 窗口的 Gamma map 滤波器对图像进行滤波。

最后进行地形校正。本文采用 NEST 软件利用从 JRC FTP 上自动下载的 SRTM V4(3") 数据对数据进行校正。

1.3 地面实测数据

裸土区域地面实测数据来自 2012 年 7 月 7 日在甘肃张掖开展的“黑河流域中游盈科绿洲与花寨子荒漠机载 PLMR 地面同步观测试验”。试验在研究区内共布设 24 个采样点^[26],在每个采样点使用 Hydraprobe Data Acquisition System (HDAS) 获得土壤水分数据,测量土壤水分深度约为 5 cm,土壤水分范围在 0.083~0.192 cm³/cm³。植被覆盖区域地面实测数据以 2012 年 6 月 26 日大满超级站东南的 TerraSAR-X 样方同步观测获得,以 5 m 为间隔,采集 21 条样线(东西分布),每条线 5 m 间隔共 21 个点(南北方向),使用 3 台 HDAS 进行测量,获取样方上 239 个点的土壤水

分^[27],土壤水分范围在 $0.05 \sim 0.2 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。影像数据与实测土壤水分数据均采用相同坐标系和地理投影,故可以在 ARCGIS 软件中对雷达影像与土壤水分数据进行值提取到点操作,将雷达图像后向散射系数提取到点数据属性表中,与实测土壤水分值进行一一对应以便后续对数据进行处理分析。

2 研究方法

本文主要利用多极化雷达数据特点,根据已建立的简化土壤水分反演半经验模型,分别反演裸土和植被覆盖研究区的土壤水分^[28]。

2.1 裸土区土壤水分反演模型

AIEM 模型是一个建立在电磁波辐射传输方程基础上的地表散射模型,能够模拟相对较宽粗糙度范围的地表,与其他模型相比能够更真实地模拟自然地表^[29],从而很好地应用在地表土壤水分的反演,并取得了较好的研究成果^[30]。由于利用 AIEM 模型进行模拟计算需要输入较多的参数,但获取所需完整参数较为困难^[31]。故可以采用 AIEM 模型建立模拟数据库,通过模拟数据库模拟数据建立土壤水分和后向散射系数之间的半经验关系^[32]。早先的研究表明,后向散射系数和土壤水分以及土壤粗糙度之间有着密切的关系^[33],可表示为

$$\sigma_{pq} = f(M_v, \theta) \cdot g(l, s, \theta), \quad (2)$$

式中: $\sigma_{p,q}$ 为 pq 极化下的土壤后向散射系数, M_v 为土壤水分 ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$), l 为相关长度 (cm), s 为均方根高度 (cm)。

相关长度 l 和均方根高度 s 是构成地表粗糙度的重要因素,Zribi 等^[34]提出组合粗糙度参数的概念,即将 2 个参数组合为一个新的粗糙度参数 Z_s ,即: $Z_s = s^2/l$ 。因此,经验公式简写为

$$\sigma_{pq} = f(M_v, \theta) \cdot g(Z_s, \theta). \quad (3)$$

由于各极化后向散射系数往往很小,常常由 dB 形式表示。基于大量数据模拟,4 种极化下的后向散射系数和土壤水分、组合粗糙度参数以及入射角的关系^[18]可以表示为:

$$\sigma_{HH}(\text{dB}) = A_{HH} \lg(M_v) + B_{HH} \lg(Z_s) + C_{HH}, \quad (4)$$

$$\sigma_{HH}(\text{dB}) = A_{HH} \lg(M_v) + B_{HH} \lg(Z_s) + C_{HH}, \quad (5)$$

$$\sigma_{VH}(\text{dB}) = A_{VH} \lg(M_v) + B_{VH} \lg(Z_s) + C_{VH}, \quad (6)$$

$$\sigma_{HV}(\text{dB}) = A_{HV} \lg(M_v) + B_{HV} \lg(Z_s) + C_{HV}. \quad (7)$$

式(4)~式(7)中各系数($A_{HH}, B_{HH}, \dots, C_{HH}$)为入射角的函数,可以通过 AIEM 模拟数据库进行模拟拟合,其表达式为

$$M_{pq} = a_0 \sin^2 \theta + a_1 \sin \theta + a_2. \quad (8)$$

由于粗糙度参数在实际中很难获取,获取到的粗糙度参数精准度也不能保证很好的质量。因为简化模型是后向散射系数与土壤水分和粗糙度的函数,故如果在简化模型的运算中能够去除粗糙度参数的影响,将减少一个对反演土壤水分有很大影响的因子,减少未知参数和不准参数在简化模型中的数量从而提高土壤水分反演精度。由以上公式通过两两联合可以消除粗糙度参数,得到各极化组合和后向散射、土壤水分之间的关系。得到各极化组合下的简化的土壤水分反演公式如下:

HH/VV:

$$M_v = 10^{(A_{VVHH} \cdot \sigma_{VV} + B_{VVHH} \cdot \sigma_{HH} + C_{VVHH})}, \quad (9)$$

VV/VH:

$$M_v = 10^{(A_{VVVH} \cdot \sigma_{VV} + B_{VVVH} \cdot \sigma_{VH} + C_{VVVH})}, \quad (10)$$

HH/HV:

$$M_v = 10^{(A_{HHHV} \cdot \sigma_{HH} + B_{HHHV} \cdot \sigma_{HV} + C_{HHHV})}. \quad (11)$$

通过在 AIEM 模型中输入模拟波段和地表粗糙度等相关参数范围(表 1),模拟出各极化后向散射系数并拟合出 $A_{HHVV}, B_{HHVV}, C_{HHVV}$ 等参数,以 27° 为例,不同组合下的土壤水分反演公式如下

VV/HH:

$$M_v = 10^{(0.805 \cdot \sigma_{VV} - 0.7254 \cdot \sigma_{HH} - 0.1171)}, \quad (12)$$

VV/VH:

$$M_v = 10^{(1.7057 \cdot \sigma_{VV} - 1.6272 \cdot \sigma_{HH} - 59.1207)}, \quad (13)$$

HH/HV:

$$M_v = 10^{(-1.3638 \cdot \sigma_{HH} + 1.4441 \cdot \sigma_{HV} + 52.2448)}. \quad (14)$$

表 1 AIEM 模型输入参数
Table 1 Input parameters of AIEM

items	soil moisture/	s/	l/	incident angle/
	%	cm	cm	($^\circ$)
minimum	5	0.3	5	15
maximum	20	1.5	20	45
interval	2	0.1	2	1

将 AIEM 模拟各极化后向散射系数反演出的土壤水分与输入土壤水分相比较,结果如图 2 所

示。从图 2 可以看出:VV/HH、VV/VH、HH/HV 极化组合下的土壤水分反演的精度均较高,决定系数分别达到 0.813、0.828 和 0.789;RMSE 分别为 0.046、0.043 和 0.049 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$,高决定系数

和低均方根误差说明该简化模型模拟结果较好,本次研究所建的简化模型可靠,适用于裸土区土壤水分的反演,相对而言,VV/VH 极化组合具有更高的反演精度。

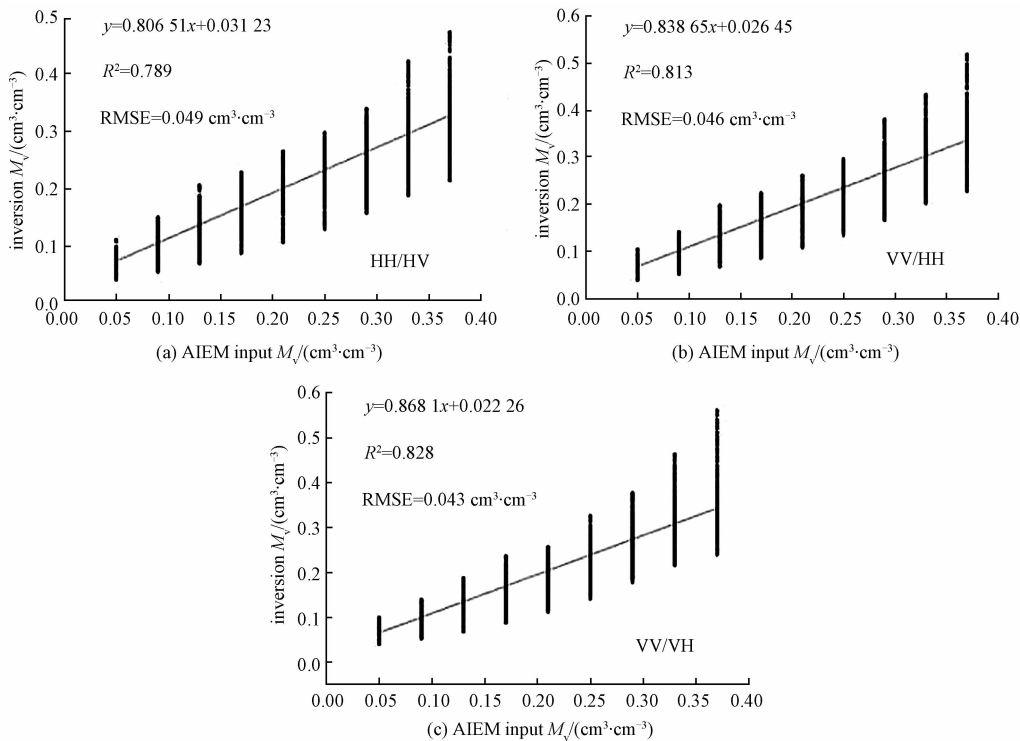


图 2 各极化模型精度
Fig. 2 Retrieval accuracies of different polarization combinations

2.2 植被区土壤水分反演模型

植被覆盖条件下土壤水分反演的难点在于如何去除植被层对雷达后向散射的影响。主要方法有 Ulaby^[35]在 1990 年提出的针对高大植被的密歇根模型(MIMICS model)和 1978 年在农作物基础上提出的水-云模型(WATER-CLOUD model)^[36]。本研究采用水-云模型反演植被下土壤水分。水-云模型表达式为

$$\sigma^0 = \sigma_{\text{veg}}^0 + \gamma^2 \cdot \sigma_{\text{soil}}^0, \quad (15)$$

式中: σ^0 为雷达经植被散射后的后向散射系数; σ_{veg}^0 为植被直接的后向散射系数; σ_{soil}^0 为土壤的直接后向散射系数; γ^2 表示经植被自身双层衰减的消光系数。 σ_{soil}^0 和 γ^2 都是与入射角、植被含水量相关的函数,其中:

$$\sigma_{\text{veg}}^0 = A \cdot \text{VWC} \cdot \cos(\theta) \cdot (1 - \gamma^2), \quad (16)$$

$$\gamma^2 = \exp(-2B \cdot \text{VWC} \cdot \sec(\theta)). \quad (17)$$

式中: A 、 B 为依赖于植被类型的参数,VWC为植被含水量($\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$)。

Bindish 和 Barros^[37]在 2001 年根据不同土壤

植被覆盖类型的实验提出相对应的 A 、 B 参数,并被广泛采用。在黑河中游实验区,由于土地类型基本为平原农田,没有高山、丘陵等产生雷达阴影的条件,故不考虑雷达阴影影响。本文 A 、 B 参数选取金梦婷^[38]在论文中根据数据拟合所得到的。因此水云模型可以整理表示为

$$\sigma_{\text{soil}}^0 = \frac{\sigma^0 - 0.00464(1 - \exp(0.024018 \cdot \text{VWC})) \cdot \text{VWC}}{\exp(0.024018 \cdot \text{VWC})}. \quad (18)$$

其中植被含水量是水-云模型中的一个重要输入参数,对反演植被下土壤水分具有重要影响。由于植被指数与植被含水量有着非常好的相关性,故可以通过植被指数对植被含水量进行估计。闻熠等^[39]根据 ASTER 数据建立 2012 年黑河中游 NDVI 与植被含水量的经验公式,取得较好的拟合结果,这里直接采用此公式进行植被含水量的计算:

$$\text{VWC} = 38.9\text{NDVI}^{5.963} + 0.1285R^2 = 0.849, \quad (19)$$

其中,NDVI 数据采用研究者们^[30,41-43]根据 2012 年 7 月 10 日的 ASTER 数据获得的 15 m 分辨率归一化植被指数。

将由 NDVI 计算出来的植被含水量代入水云模型,可以得到植被覆盖研究区的不同极化下的土壤直接后向散射系数;再通过前文验证过的裸土区土壤水分反演模型,可以得到该植被覆盖区土壤水分。

3 土壤水分反演验证

对比各极化组合的模拟数据下的土壤水分反演结果,可知各极化组合均能够较好地反演土壤水分,在模拟数据中均能取得较低的均方根误差,符合反演该裸土区域土壤水分的要求。通过对比,选择利用 VV/VH 极化组合反演该区域土壤水分。在裸土反演试验区共有 24 个土壤水分测样点,利用其中的 16 个点进行模型拟合,得到 VV/VH 极化组合下的土壤水分反演模型如下 VV / VH:

$$M_v = 10^{(0.0025 \cdot \sigma_{VV} + 0.0113 \cdot \sigma_{VH} - 0.6231)} \quad (20)$$

利用 VV/VH 极化组合反演模型对张掖地区大满试验站附近荒漠区进行反演,反演结果如图 3 所示。

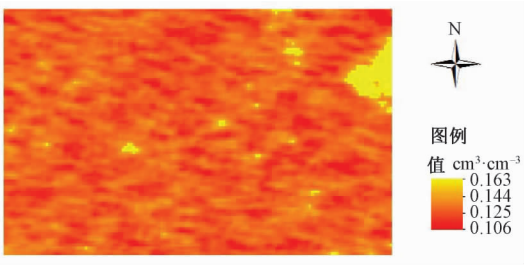


图 3 荒漠土壤水分反演结果

Fig.3 Soil moisture of desertification area

由图 3 可知图像颜色由红色到绿色代表土壤水分不断增加,能够从图中较为清晰地了解此荒漠区域的土壤水分情况。由图可知该区域右侧上部土壤水分相对其他地区略微偏高,是由于该区域靠近附近的农田植被区,土壤水分由于植被的影响相对其他荒漠区域更高。由于此区域整体为荒漠区,整体的土壤水分较低,但仍具有一定的空间变异性。

通过剩余 8 个点的实测土壤水分对反演结果进行验证^[18],如图 4 所示。可以看出,VV/VH 极化组合反演的裸土土壤水分 RMSE 在 0.006 cm³·cm⁻³,结果差异较小,具有较好的反演精度。同

时影响反演精度的原因也有一部分是由于实际土壤水分范围较小导致反演出的结果变化范围也较小,因而反映出的土壤水分误差非常小。

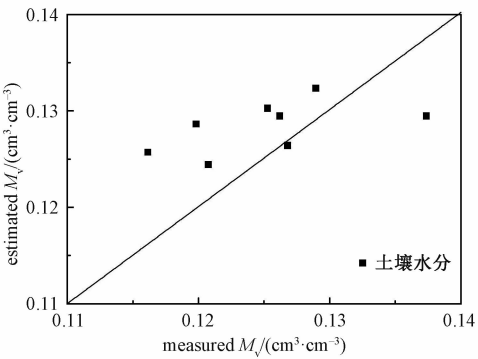


图 4 VV/VH 极化土壤水分反演与实测值对比

Fig.4 Comparison of soil moisture between the VV/VH polarization retrieval values and the measured values

利用不同极化组合反演植被试验区域土壤水分。通过去除植被对土壤水分的影响后该区域土壤水分反演结果如图 5 所示。本文利用 196 个实测土壤水分点进行模型拟合,利用余下的 43 个测点进行土壤水分验证。首先利用其中的 196 个点进行模型拟合,得到不同极化组合下的土壤水分反演模型如下:

VV/HH 组合方式:

$$M_v = 10^{(0.0092 \cdot \sigma_{VV} - 0.0142 \cdot \sigma_{HH} - 0.8442)},$$
$$RMSE = 0.039 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}; \quad (21)$$

VV/VH 组合方式:

$$M_v = 10^{(-0.0008 \cdot \sigma_{VV} + 0.0203 \cdot \sigma_{VH} - 0.5271)},$$
$$RMSE = 0.017 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}; \quad (22)$$

HH/HV 组合方式:

$$M_v = 10^{(-0.0069 \cdot \sigma_{HH} + 0.0196 \cdot \sigma_{HV} - 0.5848)},$$
$$RMSE = 0.040 \text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}. \quad (23)$$

由图 5 各极化组合反演结果可知,覆盖区域整体土壤水分变化不大,VV/HH 极化组合在南侧反演结果比其他反演结果稍微偏高。由于 VV/VH 极化组合反演结果精度最好,以其为例分析该区域土壤水分分布情况:该区域整体土壤水分分布较均匀,在南侧和西侧少许含水量稍低,原因可能为农业灌溉不均匀或地形起伏导致。

利用 43 个土壤水分实测值对 VV/VH 极化组合反演结果进行验证,如图 6 所示,RMSE 为 0.017 cm³·cm⁻³。

如图 6 可知:在植被区反演结果验证了在裸土区反演的结果,不论在模拟过程中还是在实测

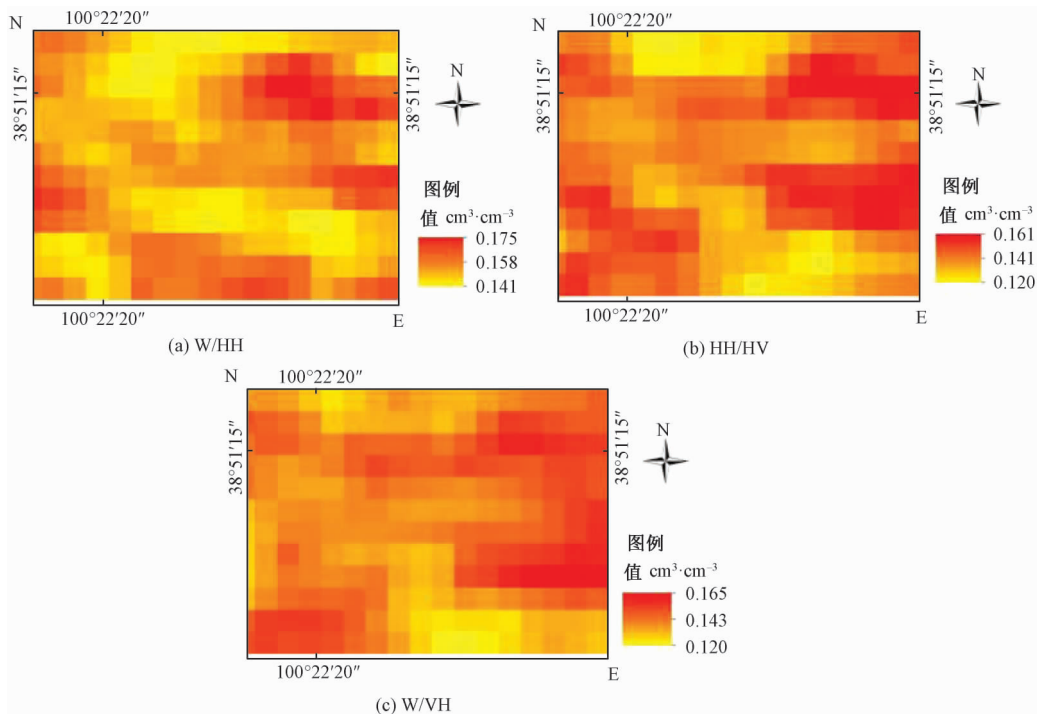


图 5 植被覆盖区土壤水分反演结果
Fig. 5 Soil moisture of the vegetation area

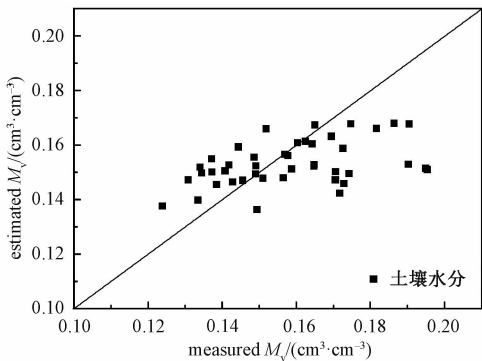


图 6 VV/VH 极化土壤水分反演结果
Fig. 6 Soil moisture retrieval results of VV/VH polarization

点拟合时 VV/VH 极化组合均表现出较好的反演结果,其中验证点 RMSE 均小于 $0.05\text{ cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$,能够满足反演植被覆盖区域土壤水分精度的要求。

由反演结果可知,验证实测数据与反演数据误差较小,说明此半经验模型适用于该区域土壤水分反演且具有足够的精度。该极化组合验证反演结果 RMSE 较小,反映出反演结果与实测值为接近,反演精度较为准确。同时通过分析模拟数据与实测试验数据可以得到 VV/VH 极化组合无论在利用 AIEM 模拟数据库验证简化模型中还是在实际反演中均能保持一定的反演精度和较低

的均方根误差。在实际植被覆盖区反演结果中由于受到植被的影响以及简化模型可能自身存在的不完善性,反演结果受到一定影响,需要在后续的研究中进行改善。

4 结论

本文基于裸土区土壤水分反演半经验模型,利用 Radarsat-2 数据反演该区域裸土和植被覆盖区域土壤水分。由反演结果分析可知:

利用 Radarsat-2 数据,可以基于本文提出的简化模型较好地实现裸土区域的土壤水分反演。该简化模型能够通过联立方程组,消除简化土壤水分反演模型中的粗糙度组合参数,减少未知量和难测量量的输入,减少误差的来源,实现对土壤水分的快速准确的反演,未来将应用到旱情监测等实际应用中,为旱情评估、农业灌溉等提供数据支持。

但在考虑植被的影响,植被覆盖区域的土壤水分反演模型时,误差相对有所提高,可能是由于去除植被的影响存在一定的误差以及简化模型存在的问题,需要通过后续的优化提高反演精度,实现对农作物覆盖区的土壤水分的长期动态监测。

数据中心”)提供了“黑河流域中游盈科绿洲与花寨子荒漠机载 PLMR 地面同步观测数据集”以及
与陈权副研究员共同提供了 Radarsat-2 数据,北京
师范大学宋婉娟老师提供了 NDVI 数据,在此
一并致以衷心的感谢。

参考文献

- [1] 彭记永, 方文松. 郑州地区草地土壤水分时空变化特征及对气候的响应分析[J]. 湖南农业科学, 2013, 322(19):85-87.
- [2] 彭小燕. 淮河流域径流模拟试验:对陆面水文模式参数化方案的改进[D]. 南京:南京信息工程大学, 2005.
- [3] 刘桂林, 张落成, 刘剑, 等. 基于 Landsat TM 影像的水体信息提取[J]. 中国科学院大学学报, 2013, 30(5):644-650.
- [4] 曹广真, 卢乃锰, 侯鹏, 等. 遥感湖泊面积 MTMF 提取方法及空间尺度效应研究[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(5):864-871.
- [5] 贾德伟, 周磊, 黄灿辉, 等. 基于可见光和红外遥感的农业干旱监测方法研究进展[J]. 科技创新与应用, 2016, 180(32):13-15.
- [6] Leng P, Song X N, Li Z L, et al. Bare surface soil moisture retrieval from the synergistic use of optical and thermal infrared data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(3):988-1 003.
- [7] Ma J W, Song X N, Li X, et al. Estimation of surface soil moisture from ASAR dual-polarized data in the middle stream of the Heihe River Basin[J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences, 2013, 18(2):163-170.
- [8] 罗甫林. 基于流形学习和稀疏表示的高光谱遥感影像分类研究[D]. 重庆:重庆大学, 2013.
- [9] 李森. 基于 IEM 的多波段、多极化 SAR 土壤水分反演算法研究[D]. 北京:中国农业科学院, 2007.
- [10] 徐金鸿, 徐瑞松, 夏斌, 等. 土壤遥感监测研究进展[J]. 水土保持研究, 2006, 13(2):17-20.
- [11] 姜良美. 基于微波遥感农田土壤水分反演研究[D]. 湘潭:湖南科技大学, 2012.
- [12] 李斌, 李震, 魏小兰. 基于微波遥感和陆面模型的流域土壤水分研究[J]. 遥感信息, 2007, 93(5):96-101.
- [13] 杜今阳. 多极化雷达反演植被覆盖地表土壤水分研究[D]. 北京:中国科学院遥感应用研究所, 2006.
- [14] Chen K S, Wu T D, Tsay M K, et al. Note on the multiple scattering in an IEM model[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2000, 38(1):249-256.
- [15] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1992, 30(2):370-381.
- [16] Dubois P C, Van Zyl J, Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1995, 33(4):915-926.
- [17] Shi J, Wang J, Hsu A Y, et al. Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameter using L-band SAR image data[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1997, 35(5):1 254-1 266.
- [18] Bindlish R, Barros A P. Multi-frequency soil moisture inversion from SAR measurements using IEM[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 71(1):67-88.
- [19] 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.
- [20] 李爱香. 黑河中游生态变化对策研究[J]. 农业科技与信息, 2015, 454(5):83-85.
- [21] 李新, 马明国, 王建, 等. 黑河流域遥感-地面观测同步试验:科学目标与试验方案[J]. 地球科学进展, 2008, 23(9):897-914.
- [22] Yu F, Zhao Y S. A new semi-empirical model for soil moisture content retrieval by ASAR and TM data in vegetation-covered areas[J]. Science China Earth Sciences, 2011, 54(12):1 955-1 964.
- [23] 邓科. 大斜视机载 SAR 成像算法[D]. 南京:南京邮电大学, 2013.
- [24] 周宇星. 天基红外测量相机辐射定标及误差估计方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2014.
- [25] 鲍艳松, 刘良云, 王纪华, 等. 综合利用光学、微波遥感数据反演土壤湿度研究[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2007, 43(3):228-233.
- [26] 王树果, 董存辉, 马春锋, 等. 黑河生态水文遥感试验:黑河流域中游盈科绿洲与花寨子荒漠机载 PLMR 地面同步观测数据集(2012 年 7 月 7 日)[DB/OL]. [2017-03-30]. 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所; 中国科学院大学; 中国气象局兰州干旱气象研究所; 西北师范大学. 2012. doi:10.3972/hiwater.053.2013.db.
- [27] 马春锋, 李大治, 方苗, 等. 黑河流域中游大满超级站 TerraSAR-X 地面同步观测数据集(2012 年 6 月 26 日)[DB/OL][2017-03-30]. 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所; 中国科学院大学; 西北师范大学. 2012. doi:10.3972/hiwater.049.2013.db.
- [28] 王曙静, 张承明, 马靖. 微波遥感反演地表土壤含水量的方法研究[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2015, 46(2):221-227.
- [29] 钟若飞, 郭华东, 王为民, 等. SZ-4 飞船多模态传感器辐射模态数据模拟验证[C]//2004 环境遥感学术年会. 长沙:中国地理学会, 2004:231-237.
- [30] 刘增灿. 微波散射测量及土壤水分反演研究[D]. 成都:电子科技大学, 2009.
- [31] 谭婕, 汪学锋. 海洋风速动态仿真及其在平台模拟系统中的应用[J]. 中国造船, 2014, 208(1):149-157.
- [32] 陈长红. 基于 RADARSAT-2 的风沙滩地区地表土壤水分遥感反演[D]. 西安:长安大学, 2014.
- [33] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. Microwave remote sensing: active and passive. Volume 1: Microwave remote sensing fundamentals and radiometry[M]. Boston: Addison-

Wesley, 1981.

[34] Zribi M, Dechambre M. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 84(1):42-52.

[35] Ulaby F T, Sarabandi K, Mcdonald K, et al. Michigan microwave canopy scattering model. [J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(7):1 223-1 253.

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

[37] 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.

[38] 金梦婷, 基于合成孔径雷达卫星数据反演表层土壤含水量的研究[D]. 杭州:杭州师范大学, 2016.

[39] 闻熠, 黄春林, 卢玲, 等. 基于 ASTER 数据黑河中游植被含水量反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(5): 876-883.

[40] Ma M, Che T, Li X, et al. A prototype network for remote sensing validation in China[J]. Remote Sensing, 2015, 7(5):5 187-5 202.

[41] Mu X, Huang S, Ren H, et al. Validating GEOV1 fractional vegetation cover derived from coarse-resolution remote sensing images over croplands[J]. Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing IEEE Journal of, 2015, 8(2):439-446.

[42] Song W, Mu X, Yan G, et al. Extracting the green fractional vegetation cover from digital images using a shadow-resistant algorithm (SHAR-LABFVC)[J]. Remote Sensing, 2015, 7(8):10 425-10 443.

[43] Li X, Liu S, Xiao Q, et al. A multiscale dataset for understanding complex eco-hydrological processes in a heterogeneous oasis system [J]. Scientific Data, 2017, 4: 170 083.