

引用格式: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.* 2016. Inversion of soil moisture in arid area based on microwave and optical remote sensing data, 18(6):857-863.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2016.00857

微波与光学遥感协同反演旱区地表土壤水分研究

孔金玲^{1,2}, 李菁菁¹, 甄珮珮¹, 杨笑天¹, 杨 晶¹, 吴哲超¹

1. 长安大学地球科学与资源学院, 西安 710054; 2. 旱区地下水文与生态效应教育部重点实验室, 西安 710054

Inversion of Soil Moisture in Arid Area Based on Microwave and Optical Remote Sensing Data

KONG Jinling^{1,2*}, LI Jingjing¹, ZHEN Peipei¹, YANG Xiaotian¹, YANG Jing¹, and WU Zhechao¹

1. School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China;

2. Key Laboratory of Subsurface Hydrology and Ecological Effects in Arid Region, Chang'an University, Education Ministry, Xi'an 710054, China

Abstract: Soil moisture is a key factor in the dynamics of hydrological cycle, and it also plays an important role in the ecological environment, especially in terms of an arid area. Microwave remote sensing technology is an effective technique that has been used to extract the soil moisture. However, the impact that vegetation imposes on the process and result of soil moisture retrieval is so influential that cannot be ignored. Therefore, it is necessary to establish a soil moisture retrieval model for the arid area with vegetation being taken into consideration. By taking the Uxin Banner of Inner Mongolia as a case study, the main objective of this paper is to develop different soil moisture retrieval models that are suitable for surfaces that are covered by sparse vegetation in the arid area based on Radarsat-2 and TM remote sensing data. The NDVI and NDWI indices extracted from the TM data have been used to calculate the vegetation water content. And subsequently, the impact of vegetation to the backscattering is removed by applying the water-cloud model. Furthermore, according to the characteristics of the vegetation in the study area, an improved algorithm based on the AIEM model is proposed to retrieve the soil moisture under different surface roughness parameters and polarization modes (VV and HH). Different from the existing algorithms which only utilize the backscattering coefficient within a single treatment for the soil moisture inversion, the improved algorithm comprehensively utilizes the backscattering coefficient before and after applying the correction which is conducted by the water-cloud model. After comparing the inversion results with the field in situ data, the results show that the improved soil moisture inversion algorithm based on the vegetation characteristics has presented a better adaptability. The soil moisture inversion model $M_{v_{\text{veg}}(l)}^{hh}$ (this inversion model removes the vegetation influence by using NDVI under the VV polarization mode) is more suitable for the soil moisture inversion in arid area while considering the influence of sparse vegetation.

Key words: soil moisture; synergistic inversion; sparse vegetation; water-cloud model; AIEM model

***Corresponding author:** KONG Jinling, E-mail: jlkong@163.com

摘要: 土壤水分是水文循环中的关键因素,尤其对旱区的生态环境具有十分重要的意义。微波遥感是反演土壤水分的有效手段,而植被是影响土壤水分反演精度的重要因素。因此,对土壤水分的反演需要考虑植被的影响。本文以内蒙古乌审旗为研究区,利用Radarsat-2雷达数据与TM光学数据,对旱区稀疏植被覆盖地表土壤水分反演进行研究。利用TM数据,分别选取NDVI和NDWI指数对植被含水量进行反演,通过水云模型消除植被层对土壤后向散射系数的影响;在此基础上,根据研究区地表植被特性,提出一种基于AIEM模型的反演土壤水分的改进算法,反演了不同粗糙度参数、不同极化(VV极化和HH极

收稿日期:2016-01-16;修回日期:2016-02-24.

基金项目:国家自然科学基金项目(41272246、41371220);教育部科学技术研究重点项目(108183);中央高校基本科研业务费专项资金项目(2013G3272013)。

作者简介:孔金玲(1964-),女,博士,教授,主要从事定量遥感研究。E-mail: jlkong@163.com

化)条件下的研究区土壤水分。反演结果与野外实测数据的对比结果表明,本文提出的基于地表植被特性的土壤水分改进算法,具有更好的适应性;土壤水分反演模式 $Mv_{\sigma_{HH}}^h$ (VV极化方式下采用NDVI去除植被影响的反演模式)更适合于旱区考虑稀疏植被覆盖影响的地表土壤水分的反演。

关键词: 土壤水分;协同反演;稀疏植被;水云模型;AIEM模型

1 引言

土壤水是生态环境中水分存在的主要形式和水循环的重要环节之一^[1]。传统方法(如烘干称重法)测量土壤水分,只能获取小范围的土壤水分信息^[2-3]。而微波遥感具有全天时、全天候、穿透能力强等特点,成为获取区域尺度土壤水分信息的有效手段^[4-8]。但在植被覆盖区,由于植被层对土壤微波辐射信号的衰减、散射以及植被层自身辐射的影响,降低了土壤水分的微波定量遥感反演精度^[9]。

微波与光学遥感协同反演植被覆盖地表土壤水分一直是研究的热点,目前已取得一定进展。Moran等^[10]结合TM数据,利用不同时相ERS-2雷达后向散射系数对地表粗糙度的敏感程度不同的特点,消除了地表粗糙度和植被的影响,反演了地表土壤水分。Bindlish^[11]在水云模型的基础上引入相关长度的概念,以此达到消除植被影响的目的。鲍艳松等^[12]基于ASAR-APP和TM影像数据,利用MIMICS模型(Michigan Microwave Canopy Scattering model),建立了植被微波单次散射、双程透过率与NDVI之间的线性模型,反演了小麦覆盖地表的土壤湿度。余凡^[13]通过简化MIMICS模型,提出了一种利用ASAR和TM数据协同反演植被覆盖土壤水分的半经验耦合模型,获得了较高的反演精度。何媛^[14]基于ENVISAT/ASAR和NDVI数据,利用GOM模型(Geometry Optics Model)及水云模型对青藏高原东北部玛曲地区土壤湿度进行了估算。已有研究表明,利用水云模型和MIMICS模型,可以有效地反演植被覆盖区土壤水分。然而,在干旱地区土壤含水量很低,稀疏的植被会影响土壤水分的反演精度,如何建立考虑植被影响的干旱区土壤水分反演模型,实现土壤水分的实时定量监测,是值得深入研究的问题。

本文以内蒙古乌审旗为研究区,综合利用微波、光学遥感数据,通过归一化植被指数NDVI、归一化水体指数NDWI获取研究区植被含水量,应用水云模型消除植被覆盖的影响;基于AIEM模型,对采用不同植被指数、不同粗糙度参数、不同极化方式下的土壤水分反演的12种模式进行对比研究,结

合研究区地表植被特性,提出一种适合旱区土壤水分反演的改进算法。

2 研究区和数据源

2.1 研究区概况

研究区位于鄂尔多斯市西南部乌审旗行政区(38°40′~38°48′N, 108°42′~108°56′E),总面积为310.866 km²。研究区属于温带大陆性季风气候,平均海拔1300 m左右,多年平均气温为8~12℃,多年平均降水量为380~431 mm,降水多集中在夏秋季节,多年平均蒸发量为1800~2200 mm。研究区土壤沙化程度较高,风沙频繁;地势平坦,沙漠、滩地由西北至东南呈条带状分布;植被覆盖稀疏、低矮,多以沙生植被为主,如沙蒿群落。

2.2 数据源

(1) 遥感数据

雷达数据采用Radarsat-2卫星C波段全极化数据(包含HH、VV、HV、VH 4种极化方式),获取时间为2014年7月17日。雷达数据经辐射定标、滤波、地理编码和几何校正后转换为后向散射系数值。

光学数据采用同一时间段的Landsat 8 TM数据,获取时间为2014年7月5日。光学影像用于计算研究区的NDVI和NDWI。

(2) 地面观测数据

研究区共布设6个具代表性的土壤水分实测站点(site),在卫星过境期间对地表参数进行同步观测。每个站点以网格状布设采样点,点间距为30 m,共计64个采样点。土壤体积含水量采用土壤水分仪(WET仪)获得地表0~6 cm深度的平均值,每个采样点以网点为中心,取半径1 m范围内的4个点的平均测量值。部分样点同时取土样封存,在实验室用烘干称重法,测得土壤容重和土壤重量含水量,用于修正土壤水分仪的测量值。测定的土壤体积含水量为5%~42%。

3 研究方法

本文选取NDVI和NDWI指数对植被含水量进

行反演,通过水云模型消除植被层对土壤后向散射系数的影响;在此基础上,根据研究区地表植被特性,提出一种基于AIEM模型的反演土壤水分的改进算法。

3.1 水云模型估算土壤直接后向散射系数

Attema 和 Ulaby 于 1978 年提出了用于估算农作物覆盖地表土壤水分的水云模型(Water-Cloud model)^[15]。该模型假定植被层为一个各项均质散射体,忽略了植被和地表之间的多次散射,把农作物覆盖地表的雷达后向散射描述为 2 部分之和,即由农作物直接反射得到的体散射和经过农作物双次衰减后的地表散射。该模型表述如式(1)所示。

$$\sigma_{\text{can}}^0 = \sigma_{\text{veg}}^0 + \gamma^2 \sigma_{\text{soil}}^0 \quad (1)$$

式中: σ_{can}^0 为植被覆盖地表下总的雷达后向散射系数; σ_{veg}^0 为植被层直接后向散射系数; σ_{soil}^0 为土壤的直接后向散射系数; γ^2 为农作物层的双层衰减因子。这些参数都是与雷达波入射角 θ 有关的函数,其中:

$$\begin{cases} \sigma_{\text{veg}}^0(\theta) = A \cdot m_{\text{veg}} \cdot \cos(\theta)(1 - \gamma^2(\theta)) \\ \gamma^2(\theta) = \exp(-2B \cdot m_{\text{veg}} \cdot \sec(\theta)) \end{cases} \quad (2)$$

式中: A 、 B 是依赖于植被类型的参数; m_{veg} 为植被含水量(kg/m^2)。

植被含水量 m_{veg} 是单位面积植被中水的重量,根据 Jackson 等^[16-17]的研究,NDVI、NDWI 与植被含水量 m_{veg} 之间的关系如式(3)、(4)所示。

$$m_{\text{veg}} = 1.913\text{NDVI}^2 - 0.3215\text{NDVI} \quad (3)$$

$$m_{\text{veg}} = 1.44\text{NDWI}^2 + 1.36\text{NDWI} + 0.34 \quad (4)$$

因此,利用 NDVI、NDWI 指数可计算植被含水量 m_{veg} 。

3.2 基于高级积分方程模型(AIEM)反演土壤水分

3.2.1 高级积分方程模型(AIEM)

高级积分方程模型(Advanced IEM, AIEM)^[18]是在积分方程模型(IEM)的基础上改进得到:(1)修正表面自相关函数,实现了从指数函数到高斯函数的平稳过渡,使其更接近自然地表;(2)改进菲涅尔(Fresnel)反射系数,建立了不同地表粗糙度条件下菲涅尔反射系数的连续模型。该模型适用于裸露地表的同极化数据,模型表述如式(5)、(6)所示。

$$\sigma_{pq}^0 = \frac{k^2}{2} e^{-2k_z^2 s^2} \sum_{n=1}^{\infty} s^{2n} \left| I_{pq}^n \right|^2 \frac{W^n(-2k_x, 0)}{n!} \quad (5)$$

$$I_{pq}^n = (2k_z)^n f_{pq} \exp(-s^2 k_z^2) + \frac{k_z^n [F_{pq}(-k_x, 0) + F_{pq}(k_x, 0)]}{2} \quad (6)$$

式中: pq 表示极化方式; k 为波数; s 为地表均方根高度; θ 为雷达波入射角; $k_z = k \cos \theta$; $k_x = k \sin \theta$; $W^n(-2k_x, 0)$ 为地表粗糙度 n 阶功率谱; f_{pq} 和 F_{pq} 是关于菲涅尔反射系数的函数,与包括土壤水分在内的各土壤参数相关。

3.2.2 土壤水分反演

微波反演土壤水分不仅受植被覆盖层的影响,地表粗糙度(包含 2 个参数:均方根高度 s , 相关长度 l)也会影响反演精度。为了简化地表粗糙度的测量,本文基于有效粗糙度参数反演土壤水分。

(1)有效相关长度的估算

AIEM 模型涉及 4 个参数:后向散射系数 σ^0 、土壤水分 M_v 、相关长度 l 和均方根高度 s 。采样点的后向散射系数 σ^0 和土壤水分 M_v 为已知量,相关长度 l 和均方根高度 s 为未知量。为反演研究区土壤水分,需首先固定一个粗糙度参数,从而通过 AIEM 模型计算另一个粗糙度参数,以此建立有效的粗糙度参数与后向散射系数之间的经验关系。

武彬^[19]在同一研究区的实验中指出,当 AIEM 模型中均方根高度 s 固定为 2.0 cm 时,HH 极化和 VV 极化反演的有效相关长度 l 与后向系数 σ^0 间的相关性均最大,且此时实测后向散射系数与理论后向散射系数最接近。故本文选择均方根高度 s 为 2.0 cm,运行 AIEM 模型,计算采样点的有效相关长度,并建立有效相关长度 l 与后向散射系数 σ^0 间的经验模型。VV 极化、HH 极化的后向散射系数与有效相关长度的拟合关系如图 1 所示, l_v^0 表示由 σ_v^0 拟合出的有效相关长度, l_h^0 表示由 σ_h^0 拟合出的有效相关长度。由图 1 可看出,利用 HH 极化建立的有效相关长度反演模型拟合精度略高于利用 VV 极化建立的反演模型。

(2)基于有效相关长度的土壤水分反演

利用模拟计算的研究区粗糙度参数(有效相关长度 l , 均方根高度 s 取固定值为 2.0 cm),基于 Radar-sat-2 影像,应用 AIEM 模型可反演研究区土壤水分。

为简化 AIEM 模型求解过程,本文采用多次运行 AIEM 模型建立 LUT 表,通过成本函数确定地表土壤水分。建立 LUT 表时,土壤水分取值范围为 5%~40%(由野外实测数据确定),步长为 0.1%;均方根高度为固定值 2.0 cm;有效相关长度取值范围为 5.0~25.0 cm(由反演结果确定),步长为 0.1 cm。

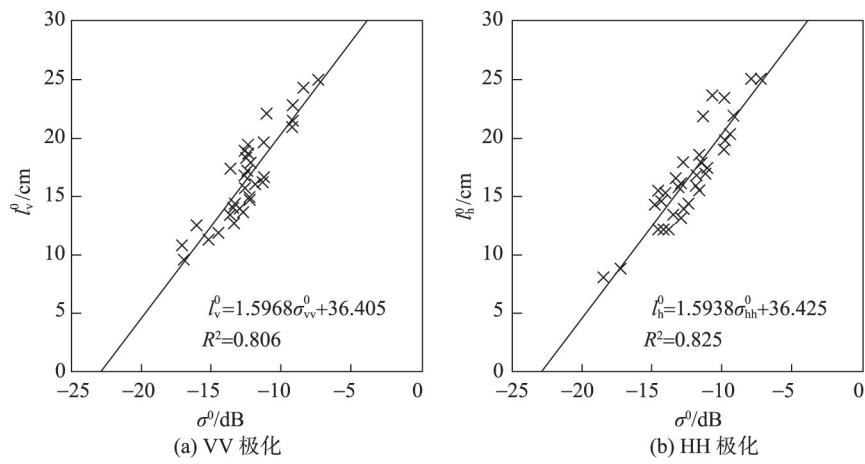


图1 有效相关长度 l 与后向散射系数 σ^0 之间的拟合关系
Fig.1 Relationship between the effective correlation length (l) and the backscattering coefficient (σ^0)

成本函数的实现是运用MATLAB编程读取实测后向散射系数,然后在LUT表中搜索出与之最相近的理论后向散射系数,将它所对应的土壤水分作为反演结果。

3.3 改进的土壤水分反演方法

不同于以往只利用单一处理方式下的后向散射系数进行土壤水分反演,本文综合利用水云模型处理前、后的后向散射系数,提出一种改进的反演算法。其利用VV极化和HH极化下水云模型改正后的后向散射系数、原始后向散射系数拟合的有效相关长度 (l_v^0 和 l_h^0),以及固定的均方根高度 ($s=2.0\text{ cm}$),通过AIEM模型组合出不同植被指数、不同粗糙度参数、不同极化方式下的土壤水分反演模式,并经对比研究提出适合旱区土壤水分反演的改进算法。

4 结果与讨论

4.1 消除植被影响的后向散射系数

Bindlish等^[20]通过实验给出了不同植被覆盖下水云模型植被参数A、B的取值,如表1所示。

用以上4组参数分别计算裸土的后向散射系数,4组计算结果差距微小。因此,选取适合研究区植被特征的参数 $A=0.0009, B=0.0320$,代入水云模型,获得裸土的直接后向散射系数。应用水云模型前、后的研究区采样点后向散射系数变化如图2所示。 σ_{vv}^0 表示VV极化下不考虑植被影响的后向散射系数, σ_{vv}^1 和 σ_{vv}^2 分别表示VV极化下利用NDVI和NDWI去除植被影响后的后向散射系数;同样,

表1 水云模型植被参数^[20]
Tab.1 Vegetation parameters used in the water-cloud model^[20]

参数	所有植被	放牧地	冬小麦	草地
A	0.0012	0.0009	0.0018	0.0014
B	0.0910	0.0320	0.1380	0.0840

$\sigma_{hh}^0, \sigma_{hh}^1, \sigma_{hh}^2$ 的含义类似。

由图2可以看出,经过水云模型消除植被影响后,各点后向散射系数值均有所变化。总体上,利用NDWI改正后的后向散射系数的变化比利用NDVI改正后的变化大,即NDVI改正后的后向散射系数与改正前的值差值较小。至于哪种方式对植被影响的改正效果更好,还需由反演的结果做进一步验证。

4.2 未考虑植被影响的土壤水分反演

在实测数据中选取33个样点建立土壤水分反演模型,11个样点作为检验点验证土壤水分反演结果。利用VV极化、HH极化下地表直接后向散射系数和拟合的有效相关长度反演采样点土壤水分,各反演模式下检验点实测土壤水分与反演土壤水分对比如图3所示。 $M_{\sigma_{vv}^0}$ 表示以地表直接后向散射系数 σ_{vv}^0 、有效相关长度 l_v^0 反演的土壤水分。

图3显示,未考虑植被影响时,VV极化下的土壤水分反演结果优于HH极化,而相同极化方式下,采用有效相关长度 l_h^0 的反演精度优于采用 l_v^0 的反演精度。

4.3 基于改进算法的土壤水分反演

根据改进算法,组合出不同植被指数、不同粗

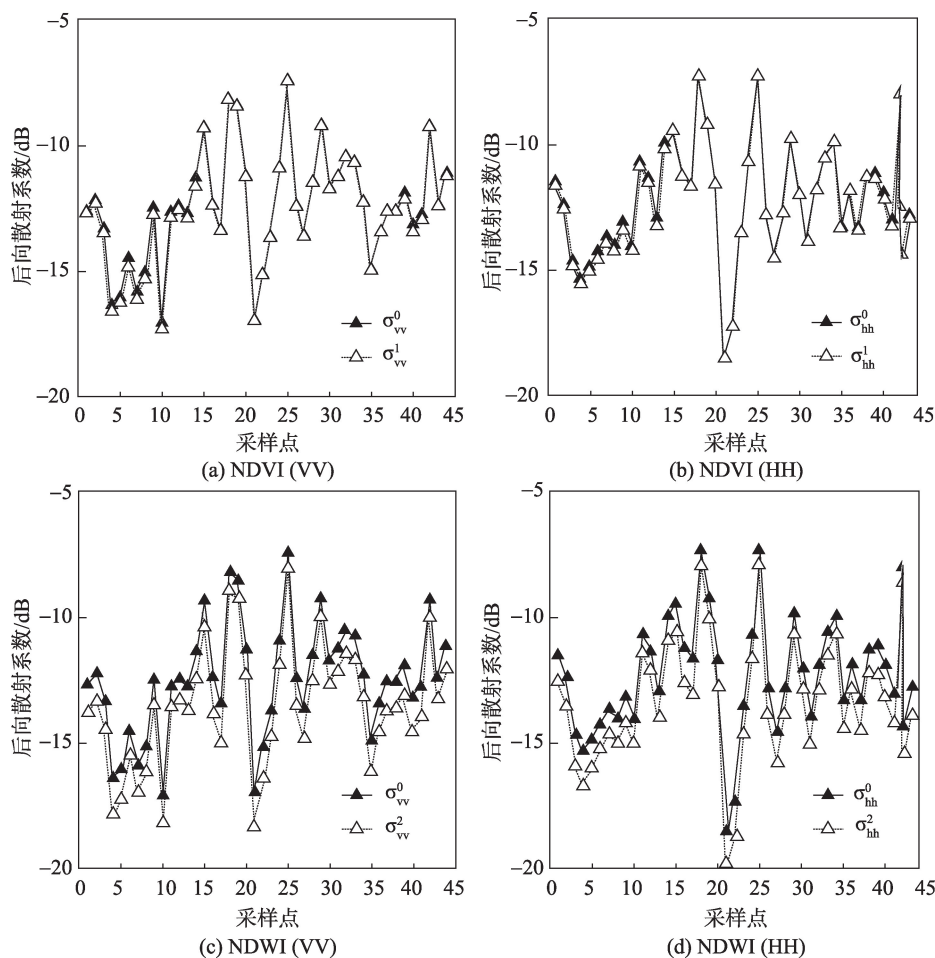


图2 NDVI、NDWI去除植被影响前、后的后向散射系数

Fig.2 Backscattering coefficients before and after the removal of vegetation influence using NDVI and NDWI

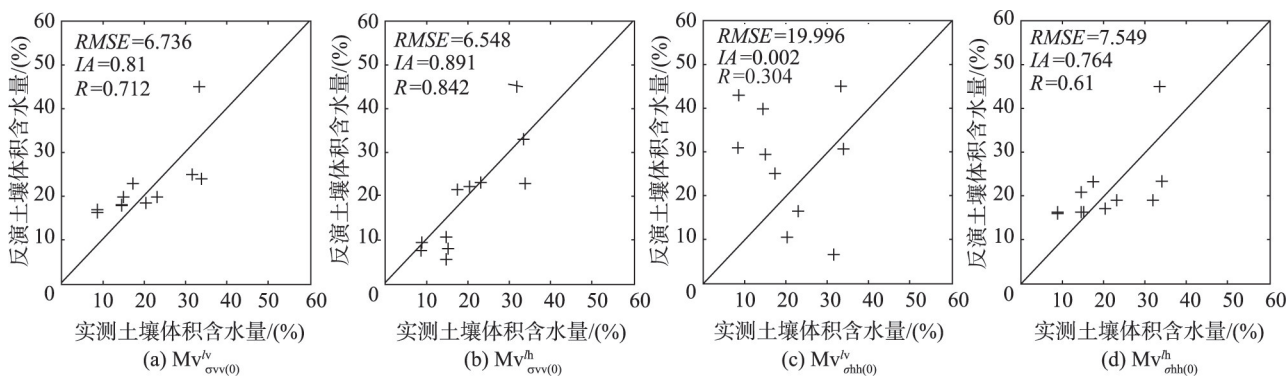


图3 未考虑植被影响的实测土壤水分与反演土壤水分对比

Fig.3 Comparison between the measured and the inversed soil moisture before the removal of vegetation influence

糙度参数、不同极化方式下8种土壤水分反演模式。各反演模式下检测点实测土壤水分与反演土壤水分对比如图4、5所示。

图4、5结果显示,改进算法中利用NDVI消除植被影响的效果优于利用NDWI的效果,土壤水分反演模式 $Mv_{\sigma vv(0)}^h$ 反演结果最好。

4.4 反演精度评价

选用相关系数(R)、一致性指数(IA)和均方根误差(RMSE)3个指标对反演精度进行评价。

相关系数(R)表示反演结果与实测土壤水分间的相关性;一致性指数(IA)表示反演结果与实测土壤水分间的一致性程度,其值越大意味着反演结

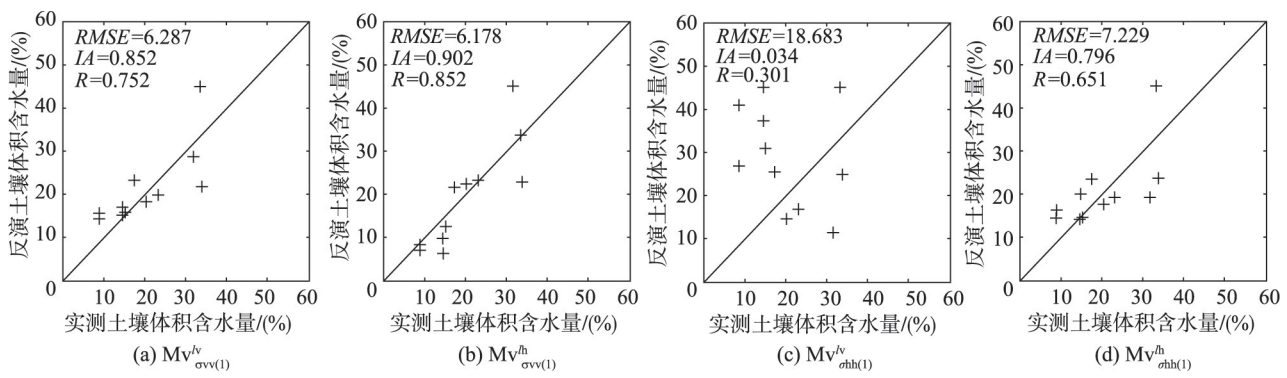


图4 用NDVI消除植被影响后实测土壤水分与反演土壤水分对比

Fig.4 Comparison between the measured and the inversed soil moisture after the removal of vegetation influence by NDVI

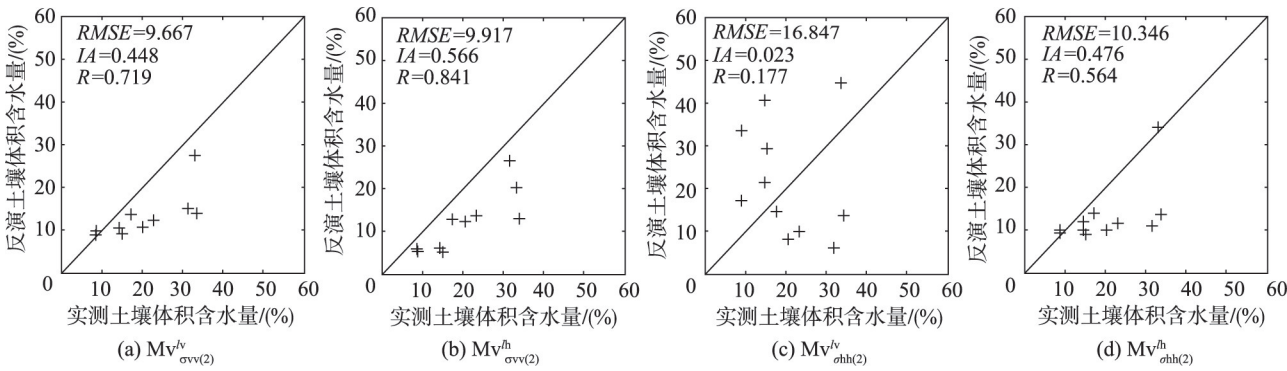


图5 用NDWI消除植被影响后实测土壤水分与反演土壤水分对比

Fig.5 Comparison between the measured and the inversed soil moisture after the removal of vegetation influence by NDWI

果越好;均方根误差(RMSE)反映了数值间的偏差,其值越小表示反演结果越接近实测值。研究区土壤水分反演模式评价结果见表2。

综合对比各评价指标可知,对于内蒙古乌审旗实验区,VV极化方式下的土壤水分反演精度整体上优于HH极化方式下的反演精度;改进的反演方法中,利用NDVI在一定程度上可消除植被覆盖对土壤水分反演的影响;VV极化方式下采用NDVI消除植被影响的反演模式 $Mv_{svv(1)}^{ih}$ 最适合于旱区土壤水分的反演。

5 结论

本文结合 Radarsat-2 雷达数据与 TM 光学数

据,对旱区稀疏植被覆盖地表土壤水分的反演方法开展研究,分别选取 NDVI 和 NDWI 指数对水云模型的重要参数——植被含水量进行反演,从而利用水云模型消除植被覆盖对土壤后向散射的影响;在此基础上,结合研究区地表植被特性,通过基于有效相关长度的 AIEM 模型,利用 VV 极化和 HH 极化的后向散射系数实现研究区土壤水分的反演;对比分析反演结果与野外实测数据,得出以下结论:

(1)不同极化方式下,土壤水分的反演精度不同,对于风沙滩地区,VV极化方式下的土壤水分反演结果整体上优于HH极化方式下的反演精度;

(2)利用水云模型,通过由NDVI、NDWI计算的植被含水量,可从总的地表后向散射系数中消除/减弱植被影响,且利用NDVI去除植被影响的效果

表2 反演结果的精度评价

Tab.2 Statistical analysis of the inversion results

x	相关系数(R)				一致性指数(IA)				均方根误差(RMSE/(%))			
	$Mv_{svv(x)}^{iv}$	$Mv_{svv(x)}^{ih}$	$Mv_{shh(x)}^{iv}$	$Mv_{shh(x)}^{ih}$	$Mv_{svv(x)}^{iv}$	$Mv_{svv(x)}^{ih}$	$Mv_{shh(x)}^{iv}$	$Mv_{shh(x)}^{ih}$	$Mv_{svv(x)}^{iv}$	$Mv_{svv(x)}^{ih}$	$Mv_{shh(x)}^{iv}$	$Mv_{shh(x)}^{ih}$
0	0.712	0.842	0.304	0.610	0.810	0.891	0.002	0.764	6.736	6.548	19.996	7.549
1	0.752	0.852	0.301	0.651	0.852	0.902	0.034	0.796	6.287	6.178	18.683	7.229
2	0.719	0.841	0.177	0.564	0.448	0.566	0.023	0.476	9.667	9.917	16.847	10.346

注:表中变量 x 分别取 0、1、2。0 表示未消除植被影响;1 表示用 NDVI 消除植被影响;2 表示用 NDWI 消除植被影响

优于利用NDWI的效果;

(3)对于风沙滩地区,本文提出的改进算法具有更好的适应性,其中VV极化方式下采用NDVI去除植被影响的反演模式 $Mv_{\sigma_{vv}(l)}^{lh}$ 更适合于旱区土壤水分的反演($R=0.852$, $RMSE=6.178\%$);

(4)旱区稀疏植被覆盖对地表土壤水分的反演结果有一定影响,可考虑采用消除植被对后向散射影响的土壤水分反演,以提高旱区宝贵水资源的估算精度。

参考文献(References):

- [1] 王璐,胡月明,赵英时,等.克里格法的土壤水分遥感尺度转换[J].地球信息科学学报,2012,14(4):465-473. [Wang L, Gu Y M, Zhao Y S, *et al.* Remote sensing scale transformation of soil moisture based on Block Kriging[J]. Journal of Geo-information Science, 2012,14(4):465-473.]
- [2] Said S, Kothyari U C, Arora M K. Vegetation effects on soil moisture estimation from ERS-2 SAR images[J]. Hydrological Sciences Journal, 2012,57(3):517-534.
- [3] Urso G D, Minacapilli M. A semi-empirical approach for surface soil water content estimation from radar data without a-priori information on surface roughness[J]. Journal of Hydrology, 2006,321(4):297-310.
- [4] 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.]
- [5] 戈建军,王超,张卫国.土壤湿度微波遥感中的植被散射模型进展[J].遥感技术与应用,2002,17(4):209-214. [Ge J J, Wang C, Zhang W G. Review of vegetation scattering model in soil moisture microwave remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2002,17(4):209-214.]
- [6] Cashion J, Lakshmi V, Bosch D, *et al.* Microwave remote sensing of soil moisture: evaluation of the TRMM microwave imager (TMI) satellite for the Little River Watershed Tifton, Georgia[J]. Journal of Hydrology, 2005,307(1-4):242-253.
- [7] 高峰,王介民,孙成权,等.微波遥感土壤湿度研究进展[J].遥感技术与应用,2001,16(2):97-102. [Gao F, Wang J M, Sun C Q, *et al.* Advances in study on microwave remote sensing of soil moisture[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2001,16(2):97-102.]
- [8] 刘欢,刘荣高,刘世阳.干旱遥感监测方法及其应用发展[J].地球信息科学学报,2012,14(2):232-239. [Liu H, Liu R G, Liu S Y. Review of drought monitoring by remote sensing[J]. Journal of Geo-information Science, 2012,14(2):232-239.]
- [9] 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.]
- [10] Moran M S, Hymer D C, Qi J, *et al.* Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2000,105(1-3):69-80.
- [11] Bindlish R A, Barros A P. Including vegetation scattering effects in a radar based soil moisture estimation model [A]. In: Remote Sensing and Hydrology[M]. Washington, DC: IAHS Publication, 2000:354-361.
- [12] 鲍艳松,刘良云,王纪华.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. [Bao Y S, Liu L Y, Wang J H. Soil moisture estimation based on optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2007,43(3):228-233.]
- [13] 余凡,赵英时.ASAR和TM数据协同反演植被覆盖地表土壤水分的新方法[J].中国科学:地球科学,2011,41(4):532-540. [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, 2011,41(4):532-540.]
- [14] 何媛,文军,张堂堂,等.卫星微波遥感结合可见光遥感估算黄河源区土壤湿度研究[J].遥感技术与应用,2013,28(2):300-308. [He Y, Wen J, Zhang T T, *et al.* A study on estimating soil moisture using microwave remote sensing combined with optical over the source region of the Yellow River[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013,28(2):300-308.]
- [15] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 1978,13(2):357-364.
- [16] Jackson T J, Le Vine D M, Hsu A Y, *et al.* Soil moisture mapping at regional scales using microwave radiometry: the Southern Great Plains hydrology experiment[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(5):2136-2151.
- [17] Jackson T J, Chen D, Cosh M, *et al.* Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans[J]. Remote Sensing of Environment, 2004,92(4):475-482.
- [18] Fung A K, Chen K S. An update on the IEM surface backscattering model[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters IEEE, 2004,1(2):75-77.
- [19] 武彬.基于RADARSAT-2的稀疏植被覆盖区地表土壤水分反演[D].西安:长安大学,2014. [Wu B. Soil moisture inversion in sparse vegetation coverage areas based on RADARSAT-2[D]. Xi'an: Chang'an University, 2014.]
- [20] 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.