

光学与微波数据协同反演植被覆盖区土壤水分

韩玲, 张延成

(长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 基于 Landsat5 TM 和 ENVISAT-1 ASAR 数据,通过水云模型剔除了植被层对雷达后向散射系数的影响,利用 AIEM 模型对黑河中游植被覆盖地表的土壤水分进行了反演。建立植被含水量(M_{veg} ;水云模型中关键参数)与多种植被指数之间的响应关系,发现比值植被指数(RVI)反演的植被含水量精度较高($R^2=0.71$);去除植被影响后,利用 AIEM 模型建立 LUT 表,基于 VV 和 VH 极化的后向散射系数,通过查表法反演研究区的土壤水分。对比野外实测数据与反演结果,发现 VV 极化数据反演结果较好($R^2=0.74$)。考虑了植被覆盖层对后向散射系数的影响,该方法更适用于植被覆盖地表的土壤水分反演。

关键词: 土壤水分; 植被含水量; 水云模型; AIEM 模型; 协同反演

中图分类号: S152.7

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2018)04-0230-06

Synergistic inversion of soil moisture in vegetation – covered area based on optical and microwave data

HAN Ling, ZHANG Yancheng

(School of Geological Engineering and Surveying Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

Abstract: Based on Landsat5 TM and ENVISAT-1 ASAR data, the effect of vegetation on the backscatter coefficient was removed by water – cloud model, and the surface soil moisture in the middle reaches of Heihe River was simulated using AIEM model. By establishing the relationship between vegetation water content(M_{veg} ; the key parameter of water – cloud model) and multiple vegetation indexes, it was found that the accuracy of vegetation water content inversion by RVI was higher ($R^2=0.71$). After removing the vegetation effect, the LUT table was established with AIEM model, and the soil moisture is estimated by the look – up table method based on the VV and VH polarization backscattering coefficients. Comparing the inversion results with field measured data, the study suggests that the VV inversion result is better ($R^2=0.74$). Considering the influence of vegetation on radar backscatter coefficient, the proposed method is more suitable for inversion of soil moisture in vegetation – covered area.

Key words: soil moisture; vegetation water content; water – cloud model; AIEM model; synergistic inversion

1 研究背景

土壤水分是全球水循环系统中水的重要存在形式之一,影响着全球的水、碳、能量循环,同时土壤中的水分也是地表动植物生存必需的重要物质来源之一^[1]。对土壤水分进行大范围监测有助于解决水循环、水文以及农作物生长等方面的问题^[2]。遥感方法常被用来快速获取大范围地表的土壤水分,其中微波遥感具有不受天气和光照影响、穿透力强的

特点而广泛应用于土壤水分反演,可以提高反演的可靠性和有效性^[3-6]。但在植被覆盖地表,植被层对土壤微波辐射信号的衰减、散射以及植被自身的辐射影响下,会降低土壤水反演精度^[7]。

在土壤水分反演研究中,如何去除植被层的影响一直是研究的重点,并且已经取得了一定的进展。前期研究建立了一系列植被微波散射模型,可用于去除植被层对雷达后向散射系数的影响。其中应用较为广泛的有 Attema 等^[8]提出的水云模型(Water

收稿日期:2018-02-04; 修回日期:2018-04-04

基金项目:国家重大专项(GFZX04040202-07)

作者简介:韩玲(1964-),女,山东章丘人,博士,教授,博士生导师,研究方向为摄影测量与遥感、数字摄影测量以及遥感地质等。

通讯作者:张延成(1994-),男,陕西延川人,在读硕士研究生,研究方向为定量微波遥感。

-cloud) 和 Ulaby^[9] 等提出的密歇根 (MIMISC) 模型。张友静等^[10] 基于 TM 和 MODIS 数据,通过水云模型去除了小麦对后向散射系数的影响,使用 ASAR 数据反演了地表土壤水分。王春梅等^[11] 不使用光学辅助数据,采用雷达数据反演植被含水量,并输入水云模型后去除了植被层影响,利用修正后的后向散射系数反演了夏玉米农田的土壤水分。戴玉芳等^[12] 发现当忽略树干与地面的二面角散射时,水云模型(L波段 SAR 数据)可以应用于中国北方森林。鲍艳松等^[13] 基于 ASAR 和 TM 数据,结合 MIMICS 模型,估算了小麦地的土壤水分,并发现植被微波单次散射、双程透过率与 NDVI 有很好的线性关系。已有研究表明,综合利用光学数据和雷达数据,结合水云模型和 MIMICS 模型去除植被层的影响,可以有效地反演植被覆盖地表的土壤水分。在水云模型中,植被含水量是一个占主导因素的参数,然而大范围地测量植被含水量较为困难,通常利用光学数据进行反演。除此之外,后向散射系数对地表粗糙度同样敏感,需要去除地表粗糙度的影响以提高反演精度。

本文以“黑河综合遥感联合试验”数据集为基础,对比分析了多种遥感植被指数与植被含水量的关系,构建适用于西北干旱半干旱区域的植被含水量估算模型,获取研究区的植被含水量后输入水云模型,进而得到地表裸土组分的后向散射系数。基于 AIEM 模型反演土壤水分,对比不同极化下的反演结果,从而提出一种适用于西北干旱半干旱区域的土壤水分反演新方法。

2 研究区概况与数据源

2.1 研究区概况

本文所用的地面实测数据来自“黑河综合遥感联合实验”,黑河综合遥感联合试验的试验场位于甘肃省张掖市临泽县兰大草地,地貌类型是由黑河水系冲积形成的走廊平原区,平均海拔约 1 390 m,属于大陆性荒漠草原气候。当地年平均气温 7.7℃,多年平均降水量约 120 mm,且降水集中在 6~8 月。研究区地表植被类型主要为禾本科低矮植被,如大麦、芦苇和苜蓿等。

2.2 数据源

本文在数据集中选取了 30 个地面采样点,包括每个采样点经纬度坐标、采集的植被烘干前后质量以及植被采集面积,计算得到植被含水量,同时包括每个采样点 0~5 cm 的平均体积含水率以及粗糙度

数据(包括相关长度数据)。雷达数据选用 ENVI-SAT-1 卫星上搭载的 ASAR 传感器获取的 VV/VH 双极化数据,影像获取时间为 2008 年 7 月 11 日,影像入射波段为 C 波段,地面分辨率为 12.5 m×12.5 m,数据预处理后得到了每个像元的后向散射系数。光学数据采用准同步的 TM 数据,获取时间为 2008 年 7 月 7 日,用于计算遥感植被指数。

3 模型与方法

3.1 植被微波散射模型

在微波遥感方法估算土壤水分的研究中,通常建立符合研究区地表植被特性的植被散射模型,以去除植被对微波信号的影响。水云模型和 MIMICS 模型在近年来得到了大量验证和广泛的应用^[7,11,13-14]。水云模型将植被层视为均质的散射体,将地表分为植被层和地表两部分,对应的后向散射系数也分为两部分:植被层直接反射回来的体散射项和经植被层双次衰减后的地表后向散射项,适用于低矮植被覆盖地表。MIMICS 模型将地表分为 3 个层次:植被冠层,植被茎秆和地表,更真实地模拟了植被覆盖地表的微波后向散射,适用于高大植被覆盖地表(森林等)。

研究区植被类型主要为低矮植被,故选择水云模型作为植被微波散射模型。不考虑雷达阴影时,水云模型的表达式如下:

$$\sigma^0(\theta) = \sigma_{veg}^0(\theta) + \gamma^2(\theta) \cdot \sigma_{soil}^0(\theta) \quad (1)$$

式中: θ 为传感器入射角; $\sigma^0(\theta)$ 为传感器获取的总后向散射系数,可由雷达影像计算得到; $\sigma_{veg}^0(\theta)$ 为植被层直接的后向散射系数; $\gamma^2(\theta)$ 为雷达波穿透植被层的双层衰减因子; $\sigma_{soil}^0(\theta)$ 为土壤组分的后向散射系数。其中, $\gamma^2(\theta)$ 和 $\sigma_{soil}^0(\theta)$ 表达式分别为:

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

$$\gamma^2(\theta) = e^{-2B \cdot M_{veg} / \cos\theta} \quad (3)$$

式中: M_{veg} 为植被含水量, kg/m²; A 和 B 为依赖于植被类型的两个经验参数。由公式(2)~(3)可得土壤组分的后向散射系数表达式为:

$$\sigma_{soil}^0(\theta) = [\sigma^0(\theta) - A \cdot M_{veg} \cdot \cos\theta (1 - \sqrt{e^{-2B \cdot M_{veg} / \cos\theta}})] / e^{-2B \cdot M_{veg} / \cos\theta} \quad (4)$$

公式(4)中只有植被含水量未知,所以首先需要反演研究区的植被含水量。

3.2 植被含水量反演

植被含水量通常有 3 种表达方式:叶片含水量(FMC)、相对含水量(RWC)和单位面积植被含水量

(VWC)。其中, FMC 与 RWC 与植被指数不存在明显的相关性^[15]。本文所反演的植被含水量指 VWC , 单位为 kg/m^2 。已有研究指出, 对植被含水量的光学估算集中在近红外和短波红外区^[16]。“植被指数法”是目前较为成熟的反演方法, 即通过建立植被指数与植被含水量之间的直接或者间接关系完成反演。常用指数有

归一化植被指数 ($NDVI$)、归一化水指数 ($NDWI$)、比值植被指数 (RVI) 等, 周鹏等^[17]、闻熠等^[18] 使用和提出 $NDMI$ 和 $MSAVI$ 在各自研究区取得了较好的效果。由于实际地表环境的复杂性, 不同的指数具有不同的适用性。故本文选取常用的多个植被指数建立植被含水量反演模型, 各指数信息见表 1。

表 1 采用的植被光谱指数

名 称	变量符号	公式
增强植被指数	EVI	$2.5(\rho_{NIR} - \rho_{Red})/(\rho_{NIR} + 6\rho_{Red} - 7.5\rho_{Blue} + 1)$
归一化差值植被指数	$NDVI$	$(\rho_{NIR} - \rho_{Red})/(\rho_{NIR} + \rho_{Red})$
归一化水指数	$NDWI$	$(\rho_{NIR} - \rho_{MIR})/(\rho_{NIR} + \rho_{MIR})$
比值植被指数	RVI	ρ_{NIR}/ρ_{MIR}
土壤调节植被指数	$SAVI$	$1.5(\rho_{NIR} - \rho_{Red})/(\rho_{NIR} + \rho_{Red} + 0.5)$

使用欧空局开发的 Snap 软件可以获取遥感影像中各采样点的指数值, 建立上述采样点的各指数值与植被含水量实测值之间的数学关系, 进而估算整个影像的植被含水量。

3.3 基于 AIEM 模型反演土壤水分

得到土壤组分的后向散射系数后, 本文应用 AIEM 模型反演土壤水分, AIEM 模型通过输入传感器参数 (入射角、频率) 和地表参数 (粗糙度、土壤水分、土壤温度、土壤质地和自相关函数), 可以得到最接近地表真实的后向散射系数, 因此广泛应用于土壤水分反演。AIEM 模型单次散射的后向散射系数表达式如下^[19]:

$$\delta_{pq} = \frac{K_1}{2} \cdot \exp(|I_{pq}^n|^2 W^n(k_{sx} - k_x, k_{sy} - k_y) - s^2(k_z^2 + k_{zs}^2)) \sum_{n=1}^{\infty} \frac{s^{2n}}{n!} \quad (5)$$

$$I_{pq}^n = (k_{ss} + k_s)^n f_{pq} \exp(-s^2 k_s k_{ss}) + \frac{(k_{ss})^n F_{pq}(-k_x, -k_y) + (k_{ss})^n F_{pq}(-k_{sx}, k_{sy})}{2} \quad (6)$$

式中: pq 为极化方式; k_1 为介质 1 中自由空间的波数; s 为地表均方根高度; θ 为雷达入射角; $w^n(k_{sx} - k_x, k_{sy} - k_y)$ 为地表相关函数的 n 阶傅里叶变换; $k_s = k \cos \theta_i$; $k_{ss} = k \cos \theta_s$; $k_x = k \sin \theta_i \cos \varphi$; $k_{sx} = k \sin \theta_s \cos \varphi_s$; $k_y = k \sin \theta_i \sin \varphi$; $k_{sy} = k \sin \theta_s \sin \varphi_s$; θ_s 、 φ_s 分别为散射角和散射方位角; φ 为入射方位角; F_{pq} 和 f_{pq} 为与菲涅尔反射率有关的函数。由菲涅尔反射率可求出土壤介电常数, 通过 Dobson 提供的公式^[20], 可将土壤介电常数转换为土壤水分。

同时土壤水分反演精度还受到地表粗糙度的影响, 基于 AIEM 模型中土壤水分和地表粗糙度等参数

之间的关系可以有效地去除粗糙度影响。在 AIEM 模型中, 地表粗糙度参数包括均方根高度 s 和相关长度 l 。本文采用 LUT 表法 (Look-up table) 估算土壤水分, 反演速度较快且无需输入地面实测数据。

在 AIEM 模型中, 当均方根高度 s 取某固定值时, 相关长度 l 与后向散射系数的相关性可以达到最大, 此时 AIEM 模型计算出的后向散射系数与实测值最接近。本文取均方根高度范围为 $1.0 \sim 2.0 \text{ cm}$ (由先验知识确定), 步长 0.1 cm , 运行 AIEM 模型, 得到采样点相关长度 l 的模拟值并分析与实测值之间的相关性。发现当均方根高度取 1.5 cm 时, 拟合得到相关长度 l 与实测值相关性最高。故将均方根高度 s 取定值为 1.5 cm , 土壤水分取值范围为 $5\% \sim 50\%$ (由先验知识确定), 步长取 0.1% ; 相关长度 l 取值范围为 $10 \sim 40 \text{ cm}$ (由拟合值范围确定), 步长取 1 cm 。同时输入雷达入射角等参数, 多次运行 AIEM 模型, 得到不同相关长度、不同土壤水分条件下所对应的雷达后向散射系数, 建立 LUT 表。

从 ASAR 影像中获取像元的后向散射系数后, 设定代价函数, LUT 表中查找代价函数最小时所对应的土壤水分即为反演值。本文 ENVI 软件裁剪 ASAR 影像得到研究区附近约 $1300 \text{ 像元} \times 1300 \text{ 像元}$ 的影像, 利用 C++ 和 GDAL 库^[21] 基于 ASAR 双极化数据, 通过 LUT 表法反演每个像元的土壤水分。

4 结果与讨论

4.1 植被含水量估算模型及验证

在实测数据中, 选取 20 个采样点建立植被含水量反演模型, 10 个采样点用于验证植被含水量反演精度。通过线性、指数、对数和多项式等模型拟合来

建立反演模型,发现植被指数与植被含水量之间有良好的多项式关系,且当多项式的次数大于 2 时,反演公式变得更复杂且相关性没有显著提高,故确定多项式次数为 2。图 1 显示了植被含水量和植被指数的散点图及拟合的多项式曲线。

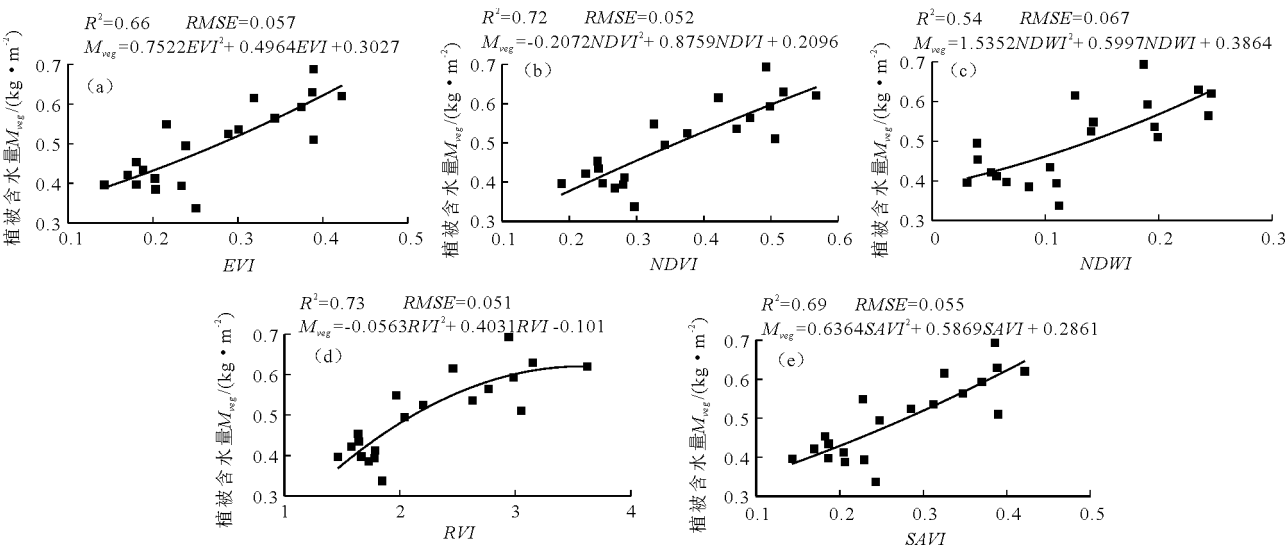


图 1 植被指数与植被含水量拟合关系

从图 1 可以看出,所采用的植被指数与植被含水量都有较高的相关性,其中 *RVI* 与 *VWC* 相关性最高, R^2 为 0.73。为进一步验证模型的准确性,用上述各植被指数拟合得到的数学公式计算其余 10 个采样点的植被含水量,并用实测值进行验证,得到各指数的反演精度见表 2。

表 2 各指数反演精度

植被指数	R^2	$RMSE$	$MRE / \%$
<i>EVI</i>	0.66	0.069	12.6
<i>NDVI</i>	0.65	0.071	17.4
<i>NDWI</i>	0.57	0.079	12.6
<i>RVI</i>	0.71	0.061	10.6
<i>SAVI</i>	0.65	0.073	11.5

综合对比各评价指标发现 *RVI* 在本类型研究区(稀疏、低矮植被覆盖区域)反演植被含水量的精度要高于其他植被指数,预测值与实测值之间的 R^2 可达 0.71, MRE 为 10.6%。故本文使用 *RVI* 建立的模型估算植被含水量,得到像元尺度的植被含水量。

4.2 植被层影响的去除

针对水云模型中的植被参数 *A*、*B*, Bindlish 等^[22]给出了不同植被条件下的参考值。根据研究区植被类型特征,选用 $A = 0.0012$, $B = 0.0910$, 与植被含水量共同代入水云模型,得到了土壤组分后向散射系数。去除植被层影响前后的后向散射系数的变化如图 2 所示。 σ_{VV}^0 表示去除植被层影响前 *VV* 极化下的

后向散射系数, σ_{VV}^1 表示去除植被层影响后 *VV* 极化下的后向散射系数。 σ_{VH}^0 、 σ_{VH}^1 含义类似。

从图 2 可以看出,去除植被层的影响后的后向散射系数在数值上有所减小, *VV* 极化减少约 0.5~2 个单位(dB), *VH* 极化减少约 1~4 个单位(dB),减少值主要取决于植被覆盖程度和原始后向散射系数的值。

4.3 土壤水分反演结果验证

本文采用 LUT 表法反演土壤水分时,仅用相关长度数据验证均方根高度 s 的最佳取值,建立反演数据库时,并未用到实测土壤水分值。因此用 30 个采样点的土壤水分值验证反演精度。使用 LUT 法反演得到去除植被影响前后、不同极化条件的后向散射系数下的土壤水分,并获取采样点的反演值。作出上述 4 种反演条件下的采样点的土壤水分反演值与实测值的散点图,图 3 显示了未去除植被影响的反演结果与实测值的散点图。

从图 3 可以看出,未去除植被影响时, *VV* 极化下的反演结果要明显优于 *VH* 极化。去除植被影响后,用改正的后向散射系数反演的土壤水分值与实测值的散点图,如图 4。

对比图 3 和图 4 发现,去除植被影响后,土壤水分反演精度明显提高, *VV* 和 *VH* 两种极化的反演结果的 R^2 分别提高了 0.08 和 0.07, 平均绝对误差 MAE 也有一定下降。其中,反演精度最高的是去除植被影响后 *VV* 极化的反演结果, R^2 达到了 0.74, $RMSE$ 为 0.039 以及 MAE 为 0.043 个单位。

4.4 土壤水分的空间分布

基于 LUT 表法,应用去除植被影响后的 VV 极

化数据反演的研究区土壤水分如图 5 所示。本文选用的准同步 TM 数据如图 6 所示。

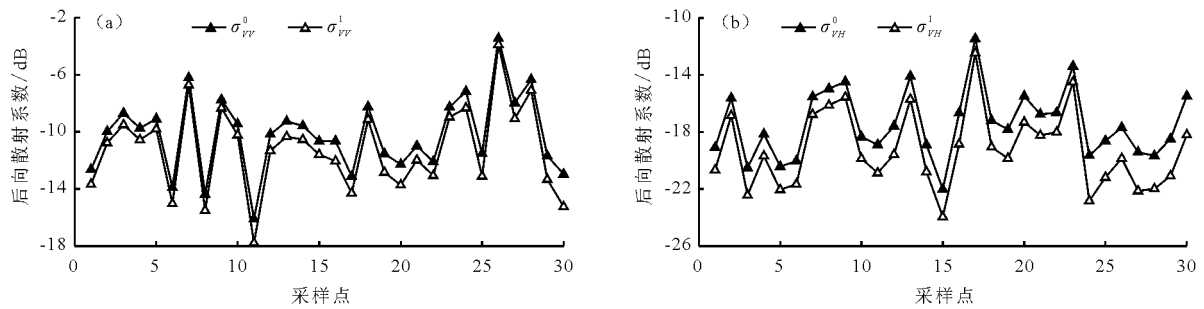


图2 后向散射系数变化

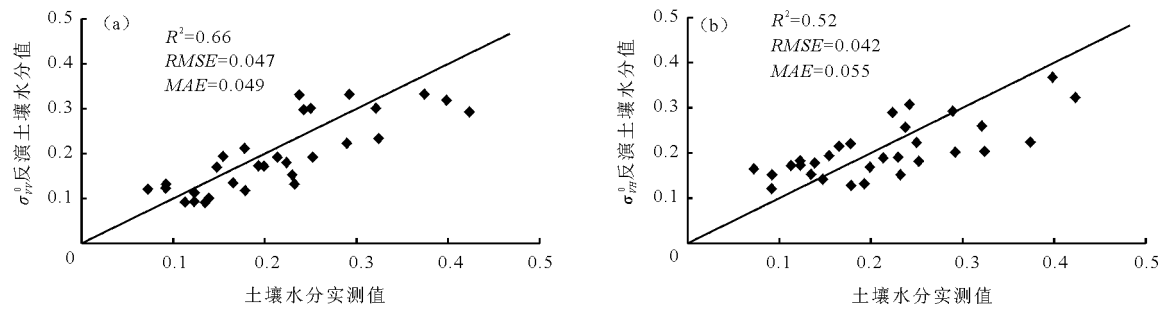


图3 未去除植被影响的反演结果与实测值

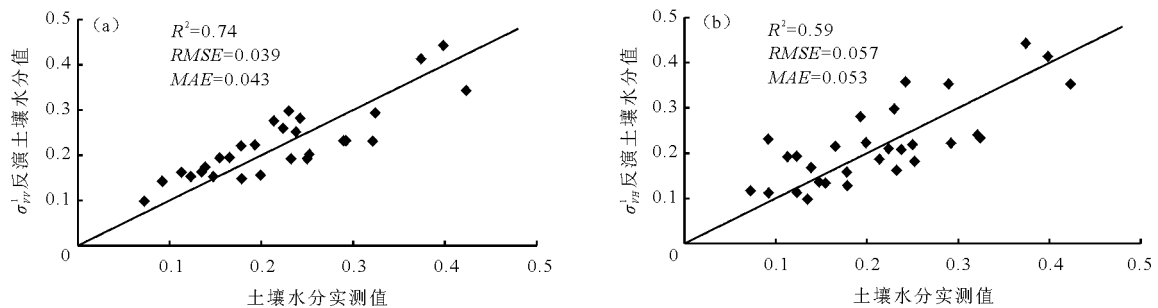


图4 去除植被影响后的反演结果与实测值

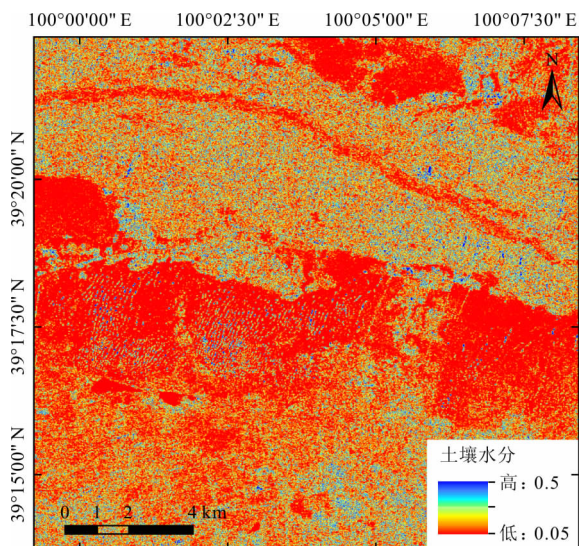


图5 土壤水分反演结果图

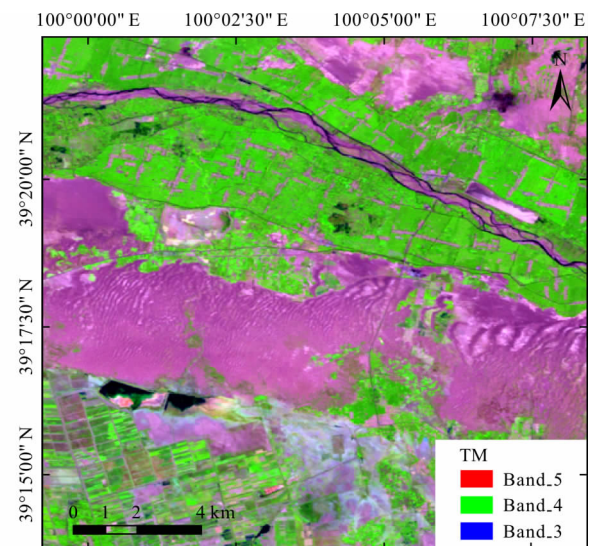


图6 TM 影像(5,4,3 波段)

结合图5~6,可以看出反演结果与实际情况基本吻合:(1)TM影像中植被覆盖的区域(绿色部分),土壤水分较高,相应反演结果图上颜色偏黄且有蓝色斑块;(2)TM影像中裸土区域(紫色部分)土壤水分较低,颜色呈现暗红色;(3)TM影像中水体部分,如研究区北部的河流(黑河)、中部偏西南的湖泊(深黑色)土壤水分均为最小值,结果符合实际逻辑。

5 结论

本文通过 LandSat5 TM 和 ENVISAT-1 ASAR 数据对黑河中游植被覆盖区域的土壤水分反演方法进行了研究。首先,选取多个植被指数(*EVI*、*NDVI*、*NDWI*、*RVI* 和 *SAVI*)对植被含水量进行反演,并进行对比分析,确定了基于 *RVI* 的反演植被含水量模型。其次,利用水云模型去除植被对雷达后向散射系数的影响。最后,基于 AIEM 模型使用 LUT 表法进行土壤水分反演,对比反演结果与实测值,有以下结论:

(1)植被对地表土壤水分的反演结果有一定影响,消除植被对后向散射影响的土壤水分反演,可以提高土壤水分反演精度;

(2)在西北干旱半干旱区域,植被分布稀疏且低矮植被所占比重较高,使用 *RVI* 进行植被含水量反演精度优于常规使用的 *NDVI* 与 *NDWI*,究其原因,*RVI* 与叶面积指数(*LAI*)、叶干生物量(*DM*)、叶绿素含量等相关性高,而植被含水量与 *LAI*、*DM* 具有较高的相关性;

(3)在西北干旱半干旱区域,使用 VV 极化下后向散射系数进行土壤水分反演结果要优于 VH 极化下的结果;

(4)反演所使用的 LUT 表法,运算相比于常规的求解非线性方程组方法,易于编程实现和快速得到地表土壤水分。

参考文献:

- [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.
- [2] BECK H E, DE JEU R A M, SCHELLEKENS J, et al. Improving curve number based storm runoff estimates using soil moisture proxies[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2010, 2(4): 250-259.
- [3] 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): 242-253.
- [4] 李俐,王荻,王鹏新,等. 合成孔径雷达土壤水分反演研究进展[J]. 资源科学, 2015, 37(10): 1929-1940.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] ATTEMA E P W, ULABY F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 2016, 13(2): 357-364.
- [9] ULABY F T, SARABAND K, MCDONALD K, et al. Michigan microwave canopy scattering model. [J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(7): 1223-1253.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 戴玉芳,凌飞龙. 水云模型于 L 波段 SAR 和中国北方森林的适用性分析[J]. 遥感信息, 2013, 28(4): 44-49.
- [13] 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.
- [14] 蒋金豹,张玲,崔希民,等. 植被覆盖区土壤水分反演研究——以北京市为例[J]. 国土资源遥感, 2014, 26(2): 27-32.
- [15] 沙莎,胡蝶,王丽娟,等. 基于 Landsat8OLI 数据的黄土高原植被含水量的估算模型研究[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(3): 558-563.
- [16] 张佳华,许云,姚凤梅,等. 植被含水量光学遥感估算方法研究进展[J]. 中国科学:技术科学, 2010, 40(10): 1121-1129.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] WU T D, CHEN Kunshan. A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces[J]. Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on, 2004, 42(4): 743-753.
- [20] DOBSON M C, ULABY F T, HALLIKAINEN M T, et al. Microwave dielectric behavior of wet soil - Part II: Dielectric mixing models [J]. Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on, 1985, GE-23(1): 35-46.
- [21] 李民录. GDAL 源码剖析与开发指南[M]. 北京:人民邮电出版社, 2014.
- [22] 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.