

## 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

赵昕<sup>1,2</sup>, 黄妮<sup>2</sup>, 宋现锋<sup>1\*</sup>, 李增元<sup>3</sup>, 牛铮<sup>2</sup>

(1. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049;

2. 中国科学院遥感与数字地球研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

3. 中国林业科学院 资源信息研究所, 北京 100091)

**摘要:** 主动微波遥感与被动光学遥感在反演地表土壤水分方面分别具有各自的优缺点, 为了将这两者的优势结合弥补缺点, 提出了一种基于 Radarsat 2 与 Landsat 8 数据协同反演植被覆盖地表土壤水分的半经验耦合模型. 该模型基于水云模型, 将光学遥感反演得到的植被冠层含水量作为水云模型的关键输入参数, 并同时考虑植被冠层与土壤以及其之间的部分对雷达后向散射系数的影响, 以此来去除雷达回波中的植被部分. 最后选用内蒙古呼伦贝尔市额尔古纳市大兴安岭西侧研究区的 Radarsat 2 与 Landsat 8 遥感数据, 利用新的耦合模型反演得到植被覆盖区土壤水分含量, 并利用地面测量数据对模型进行验证. 结果表明: 利用 Landsat 8 数据反演植被含水量算法精度较高 ( $R^2=0.89$ ), 论文提出的耦合模型反演植被覆盖地表土壤水分精度比之前算法也有了较大的提高, 其中 HH 极化效果最好,  $R^2$  由 0.27 提高至 0.65. 这表明该耦合模型具有较好的反演精度, 可以应用于植被覆盖区土壤水分含量的反演.

**关键词:** Radarsat 2; Landsat 8; 土壤水分; 水云模型; 微波遥感

**中图分类号:** TP701 **文献标识码:** A

## A new method for soil moisture inversion in vegetation-covered area based on Radarsat 2 and Landsat 8

ZHAO Xin<sup>1,2</sup>, HUANG Ni<sup>2</sup>, SONG Xian-Feng<sup>1\*</sup>, LI Zeng-Yuan<sup>3</sup>, NIU Zheng<sup>2</sup>

(1. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100049, China;

2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100101, China;

3. Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

**Abstract:** Active microwave remote sensing and passive optical remote sensing have their own advantages and disadvantages in inversion of soil moisture. In order to combine the advantages of both of them to make up for shortcomings, a semi-empirical model based on Radarsat 2 data and Landsat 8 data has been presented for vegetation-covered soil moisture inversion. The model is based on water-cloud model with the vegetation water content estimated by the optical remote sensing as the key input parameter. Thus the influence of vegetation on the backscattering coefficient would be reduced. Combination of Radarsat 2 and Landsat 8 data were used to estimate the vegetation-covered soil moisture with the new coupling model in the studied area located in Eerguna City of Inner Mongolia, west of Greater Khingan. Then it was verified with the ground survey data. The research showed that the precision is high in the retrieval of vegetation water content ( $R^2=0.89$ ) using Landsat 8 data. The inversion accuracy of coupling model is higher than former algorithms. The  $R^2$  of HH polarization is raised from 0.27 to

收稿日期: 2015-12-20, 修回日期: 2016-01-15

Received date: 2015-12-20, revised date: 2016-01-15

基金项目: 国家重点基础研究发展 973 计划(2013CB733405, 2013CB733402); 中国科学院战略性先导科技专项(XDA05030200); 国家自然科学基金项目(41301498)

Foundation items: Supported by the National Program on Key Basic Research Project of China(2013CB733405, 2013CB733402); "Strategic Priority Research Program" of the Chinese Academy of Sciences(XDA05030200); Natural Science Foundation of China(41301498)

作者简介(Biography): 赵昕(1988-), 男, 山东阳信人, 博士研究生, 主要研究方向为定量遥感与微波遥感. E-mail: zxsword@gmail.com

\* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: xfsong@ucas.ac.cn

0.65. These results showed that the proposed coupling model has a better inversion accuracy, and can be used in the inversion of vegetation-covered soil moisture.

**Key words:** Radarsat 2, Landsat 8, soil moisture, water-cloud model, microwave remote sensing

**PACS:** 43.28.We

## 引言

土壤水分含量是描述地球表面水和能量交换的关键因素,是全球气候系统的核心变量之一<sup>[1]</sup>.因此测量或者估算土壤水分具有重要意义,并成为气象、水文、生态和农业等其他学科的重点研究内容之一.

遥感技术获取土壤信息逐渐成为主要的获取手段之一.光学遥感反演土壤水分的方法主要有:植被指数法,距平植被指数法,土壤水分光谱法,热惯量法,植被蒸散法等等<sup>[2-4]</sup>.但是光学遥感易受到天气的影响,并且地表植被与地形的复杂程度也影响着反演精度,这限制了光学遥感的应用范围.而合成孔径雷达则可以穿透云雾与地表植被,在观测地表尤其是土壤方面具有很大的优势.土壤水分的变化影响着介电常数的变化,这与雷达所获取的后向散射系数直接相关<sup>[5]</sup>.

目前,国内外研究者已经建立了很多适用于主动微波遥感反演土壤水分的模型,主要有 MIMICS 模型,水云模型,农作物模型等<sup>[6,7]</sup>.在此基础上,Paris, Bindlish, Taconet, Roger 等人分别从不同角度对水云模型或 MIMICS 模型进行了改进,取得了较好的效果<sup>[8,9]</sup>.现在,微波遥感与光学遥感协同作用是一个重要的土壤水分遥感反演的研究方向.前人的研究也表明,结合光学和微波遥感数据获得的结果相比单一数据源反演结果得到了比较明显的改善.

新一代陆地卫星 Landsat 8 于 2013 年 2 月发射升空, Landsat 8 卫星装备有陆地成像仪 (Operational Land Imager, 简称“OLI”) 和热红外传感器 (Thermal Infrared Sensor, 简称“TIRS”), 相较之前的陆地卫星提高了数据质量与精度.采用 Landsat 8 数据反演地表温度与植被水分指数, 结合二者反演得到植被含水量, 并将其作为水云模型的一项重要输入参数, 并利用 Radarsat 2 后向散射系数对模型中其他经验参数进行修正, 最终反演得到植被覆盖区的地表土壤水分含量.

## 1 数据与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于内蒙古自治区呼伦贝尔市额尔古纳市, 位于大兴安岭西侧山麓, 根河南岸, 两条河流交汇处的山间平地, 东部与根河市相邻, 中心位置约为  $120^{\circ}48'50''E, 50^{\circ}20'20''N$  (图 1). 该地区属于寒温带大陆性气候, 年平均气温在  $-2 \sim 3^{\circ}C$  之间, 年降水量为  $200 \sim 280 \text{ mm}$ , 日照时间为  $2\ 500 \sim 3\ 000 \text{ h}$ . 该地区森林储量丰富, 主要树种为落叶、樟树、红松等, 作物一年一熟, 主要种植作物为大麦、小麦、油菜等.

### 1.2 数据源

#### (1) Landsat 8

2013 年 2 月 1 日, Landsat 8 卫星于美国加州发射成功, 其上搭载有陆地成像仪 (Operational Land Imager, 简称“OLI”) 和热红外传感器 (Thermal Infrared Sensor, 简称“TIRS”) 两个传感器. 本研究共获取了 5 景 Landsat 8 影像, 时间分别为 2013 年 5 月 5 日、2013 年 6 月 22 日、2013 年 7 月 8 日、2013 年 7 月 31 日和 2013 年 9 月 10 日. 所有 Landsat 8 影像数据的预处理 (包括辐射校正与大气校正) 在 ENVI 5.2 软件下完成.

#### (2) Radarsat 2

Radarsat 2 提供了 11 种波束模式, 工作波段为 C 波段, 有 HH、VV、HV、VH 四种极化模式, 地面空间分辨率约为  $8\text{m}$ . 本研究共获取 5 景 Radarsat 2 影像, 时间分别为 2013 年 5 月 23 日、2013 年 6 月 16 日、2013 年 7 月 10 日、2013 年 8 月 3 日和 2013 年 8 月 27 日, 与地面测量时间在同一天, 卫星过境时间大约是当地时间 17 点 45 分左右. Radarsat 2 数据的预处理 (包括定标、地形校正、几何校正、滤波等) 使用欧空局 (ESA) 提供的 Sentinel-1 Toolbox 软件完成.

#### (3) 地面测量数据

分别于 2013 年 5 月 23 日、2013 年 6 月 16 日、2013 年 7 月 10 日、2013 年 8 月 3 日和 2013 年 8 月 27 日, 在内蒙古大兴安岭地区的根河生态站上库力农场伊根生产队所属农场进行调查. 每次实验根据具体情况选取了 29 至 34、30 至 50 块不等的实验样地, 在样地中心点进行测量, 并记录了每块样地的土壤水分、地表粗糙度. 另外第二次和第三次实验还测量了植被的 LAI、植株高度、叶片大小、叶倾角、叶绿

素含量等植被生理参数. 2013 年 6 月 16 日和 8 月 27 日两次实验的地面测量中测量了植被含水量,共大约 40 块样地,每个样地平均采样 5 株植被,取平均值. 以实验测量样点的植被含水量作为遥感反演结果的验证数据. 使用 TDR300 进行测量土壤水分测量,选择标准模式,探针长度为 7.6cm,每块地测量 3plot,每 plot 测量 5 次取平均值. 并使用 0.01 克天平测量采样植株的鲜重与干重,每个采样点取代表性 5 株测量 5 次取平均. 另外于每次观测实验时建立气象站,型号为 WPH1 系列的 WPH1-PH-6. 气象站用于观测实验区在同步实验时的天气情况,观测参数为风速、雨量、风向、湿度、气压.

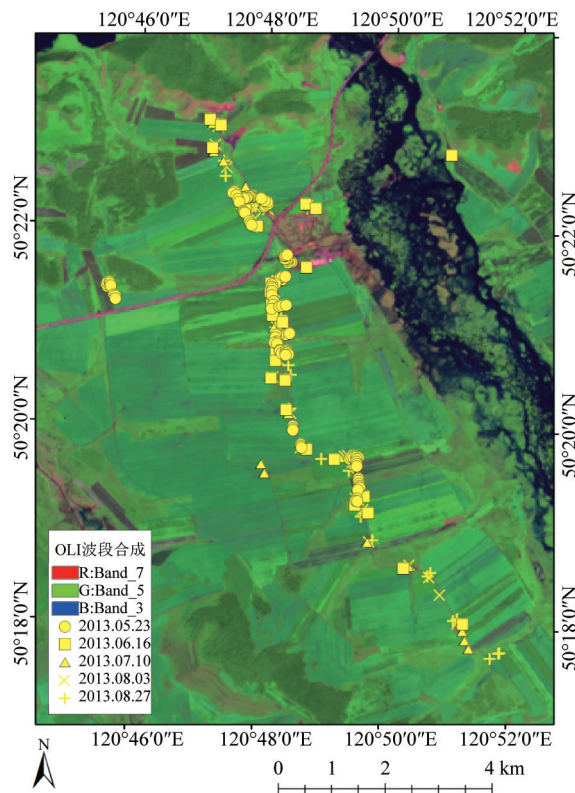


图 1 研究区域概况  
Fig. 1 General situations of study area

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 基于水云模型反演植被覆盖地表土壤水分

地表植被尤其是作物,覆盖率很难达到 100%,单独使用光学影像或者雷达影像所得信息同时受到植被冠层与土壤的影响. 水云模型是基于微波遥感辐射传输理论建立的半经验模型,认为雷达传感器所接收的回波是由土壤和植被及其间的相互散射组成的. 植被含水量影响着植被的后向散射以及衰减因子,因此采用光学遥感反演得到植被的含水量,将

其作为模型参数从而求解土壤水分含量<sup>[10]</sup>. 模型的形式如下:

$$\begin{cases} \sigma^0(\theta) = \sigma_{veg}^0(\theta) + \gamma^2(\theta) \cdot \sigma_{soil}^0(\theta) \\ \sigma_{veg}^0(\theta) = A \cdot m_{veg} \cdot \cos\theta \cdot [1 - \gamma(\theta)] \\ \gamma^2(\theta) = e^{-2B \cdot m_{veg} / \cos\theta} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: $\theta$  是传感器入射角, $\sigma^0(\theta)$  是传感器获得的后向散射系数, $\sigma_{veg}^0(\theta)$  是植被的后向散射系数, $\sigma_{soil}^0(\theta)$  是土壤的后向散射系数, $\gamma^2(\theta)$  是微波穿透植被层的双层衰减因子, $m_{veg}$  是植被含水量 ( $\text{kg}/\text{m}^2$ ),  $A$ ,  $B$  是依赖于植被类型的两个参数,可以通过已知的先验知识迭代求出近似值,也可以通过以前的研究者给出的不同条件下的经验参数,如表 1 所示.

表 1 水云模型的植被参数<sup>[10]</sup>

Table 1 Parameters of vegetation in water-cloud model

参数	所有植被	放牧地	冬小麦	草地
A	0.001 2	0.000 9	0.001 8	0.001 4
B	0.091 0	0.032 0	0.138 0	0.084 0

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

植被覆盖地表下的土壤水分含量与土壤的后向散射系数直接相关,根据水云模型(公式 1 和 2) 计算所得土壤后向散射系数就可以估算土壤水分的含量.

#### 1.3.2 单窗算法反演地表温度

地表温度反演方法主要有单窗算法与劈窗算法,虽然 Landsat 8 卫星搭载的 TIRS 热红外传感器有两个波段,但是 USGS 官方发布了一系列公告,对 TIRS10 波段提供了修正方案,但是 TIRS11 波段由于误差太大而未给出修正方案. 因此暂时不鼓励使用劈窗算法对地表温度进行反演,建议仍然采用单窗算法反演地表温度. Jimenez-Munoz 等在原有的 SC 算法的基础上,增加了针对 Landsat 8 的大气参数,提出了单通道反演地表温度的算法<sup>[11]</sup>:

$$\begin{cases} T_s = \gamma [(\psi_1 L + \psi_2) / \varepsilon + \psi_3] + \delta \\ \gamma \approx T_{sen}^2 / b_y L_{sen} \\ \delta \approx T_{sen} (1 - T_{sen} / b_y) \end{cases}, \quad (3)$$

$$b_y = c_2 (\lambda^4 / c_1 + 1 / \lambda), \quad (4)$$

$$c_1 = 1.911 04 \times 10^8 \text{ W} \cdot \mu\text{m}^4 \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1}, \quad (5)$$

$$c_2 = 14 387.7 \mu\text{m} \cdot \text{k}, \quad (6)$$

$$\begin{cases} \psi_1 = 1 / \tau \\ \psi_2 = -L^\downarrow - L^\uparrow / \tau \\ \psi_3 = L^\downarrow \end{cases}, \quad (7)$$

$$L = M_L Q_{\text{cal}} + A_L \quad (8)$$

式中,  $L_{\text{sen}}$  是传感器获得的辐射强度,  $\varepsilon$  是比辐射率,  $T_{\text{sen}}$  是亮度温度,  $\lambda$  是中心波长, TIRS10 波段的  $b_y$  为 1 324 K, TIRS11 波段的  $b_y$  为 1 199 K,  $\tau$  是大气透过率,  $L^\downarrow$  和  $L^\uparrow$  是大气下行和上行辐射强度,  $M_L$  是头文件中 "Radiance\_Mult\_Band\_x = " 后面的字段,  $A_L$  是头文件中 "Radiance\_Add\_Band\_x = " 后面的字段,  $Q_{\text{cal}}$  是 DN 值. 比辐射率的取值可以参考 ASTER 光谱库和 Nichol 的研究成果而得到<sup>[12]</sup>.

由于本实验采样点较多, 使用 2013 年 6 月 16 日第二次实验的采样点作为先验知识, 运用最小二乘法估算地物的比辐射率. 由于研究区都为农作物, 遥感影像上面表现比较均一, 因此, 研究区各个采样点比辐射率相差不大, 计算得到比辐射率为 0.9822, 并以 2013 年 8 月 27 日第五次实验的数据为验证数据.

表 2 不同地物类型比辐射率

Table 2 Emissivity of surface features

比辐射率	林	草	土壤	建筑物	水体
TIRS10	0.981 3	0.982 3	0.972 2	0.921 2	0.990 8
TIRS11	0.982 0	0.988 4	0.976 3	0.933 7	0.990 2

### 1.3.3 植被含水量的反演

植被叶片水分含量影响着其对短波红外和中红外波段电磁波的吸收, 因此, 可以通过叶片与冠层的光谱反射率来反演单位条件下的植被含水量. Landsat 8 所搭载的 OLI 传感器, 在原来 TM 和 ETM 传感器的基础上增加了波段数量并缩减了波段宽度, 这导致 OLI 传感器具有更强烈的敏感性. 大气中水汽对电磁波的强吸收带位于 1.1、1.4、1.9、2.7、6.3 微米附近, OLI 传感器的第 7 波段短波红外波段宽度为 2.1 ~ 2.3  $\mu\text{m}$ , 并不处于水汽强吸收带中. 在此波段区域, 叶片的含水量是影响光谱反射的主要因素. 针对遥感图像进行的大气校正已将大气对电磁波的影响尽量去除, 传感器接收的反射率即是地物的反射率. 基于对水分敏感波段的反射率组合与计算得到的植被水分指数可以比较直观的反映植被冠层含水量, 经过对比各种常用的植被水分指数, 最后选用 MSI2 (Moisture Stress Index 2) 来估算植被冠层含水量<sup>[13]</sup>, 其公式如下:

$$\text{MSI2} = \frac{r_{s_{\text{wi}2}}}{r_{\text{Nir}}} \quad (9)$$

式中,  $r_{s_{\text{wi}2}}$  为 Landsat 8 的第 7 波段,  $r_{\text{Nir}}$  为第 5 波段.

由于地面实验的时间并不相同而且前后相隔很

多天, 每次实验的日照、气温、空气湿度等情况并不完全相同, 因此单纯反演得到的 5 次地表温度之间并不能直接相互比较, 而需要与实验之时当地近地表气温之间做差 ( $\Delta T_s$ ), 才能明确的表示地表植被的蒸散作用的强弱. 而另一方面, 又由于每块实验样区地块的植被覆盖率并不相同, 所以需要求出单位植被覆盖度下, 植被蒸散作用对地表温度的影响, 需要使用  $\Delta T_s / \text{MDVI}$  表示这一物理量, 其中 NDVI 表示归一化差分植被指数. 在此基础上, 建立组合植被水分指数  $\text{MSI2} \cdot \frac{\Delta T_s}{\text{NDVI}}$ . 该植被水分指数结合了光学与热红外遥感各自的特点, 反演精度比单独使用一种方法高.

## 2 结果与讨论

### 2.1 植被含水量反演

根据植被在可见光-近红外波段的反射特性, 综合比较各种植被水分指数, 使用反演效果最好的 MSI2 估算植被含水量, 得到结果如图 2 所示. MSI2 变化范围从 0.14 到 1.30 之间, 随着植被含水量的增加, MSI2 显著减少. 总的来说, MSI2 与植被含水量之间具有较好的线性回归关系,  $R^2$  达到了 0.84 ( $p < 0.000 1$ ). 当植被含水量处在 30% ~ 80% 之间时, 电磁波对植被水分最敏感, 拟合效果最好 (图 2). 但是, 随着植被含水量的进一步增加, 水分胁迫指数出现饱和现象, 不再随之继续减小, 这也是大部分植被水分指数都具有的缺点<sup>[14]</sup>.

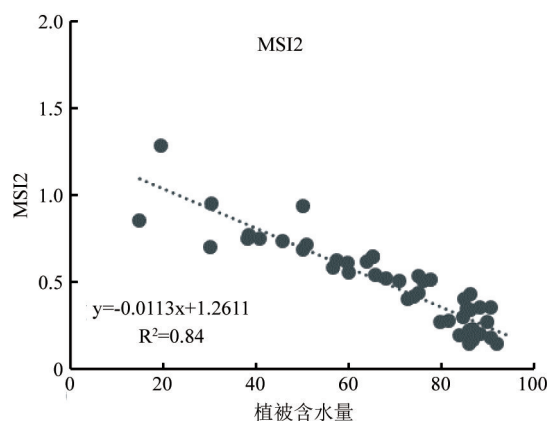


图 2 MSI2 与植被含水量拟合关系

Fig. 2 Relationships between MSI2 and vegetation water content

由于前后数次实验的观测时间不同, 观测实验时近地表气温也并不是完全相同, 因此要用反演得到的地表温度与近地表气温之差来反映地表蒸散作用

的强弱,而这与植被含水量直接相关.另外,由于每块样地采样点农作物长势也并不完全相同,为了使采样点之间具有可比性,需要将其统一到单位植被覆盖度的条件之下,建立  $\Delta T_s/\text{NDVI}$  与植被含水量的拟合关系.经过地面测量结果验证,结果如图 3 所示.可以看出,植被含水量与单位植被覆盖条件下的地表温度呈现显著负相关的关系,相关性较好 ( $R^2 = 0.78, p < 0.0001$ ),然而在植被含水量处于 40%~70% 之时,对温度变化并不十分敏感(图 3).

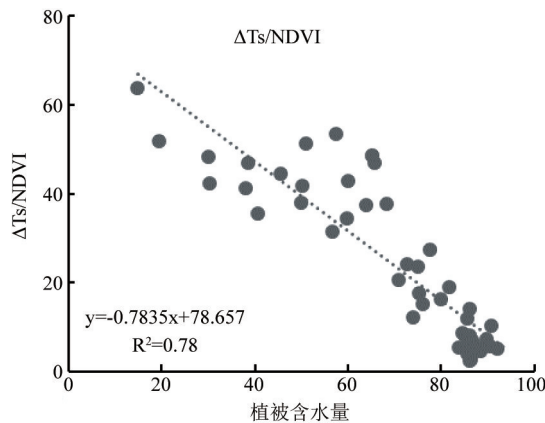


图 3 地表温度与植被含水量拟合关系  
Fig. 3 Relationships between surface temperature and vegetation water content

本研究构建了组合植被水分指数,并建立其与植被水分的关系,得到结果如图 4 所示.从中可以看出,组合植被指数与植被含水量的拟合精度更高 ( $R^2 = 0.89, p < 0.0001$ ),均高于单一数据源反演的精度,并且消除了植被含水量在 40%~70% 之间时与地表温度变化相关性较低的问题(图 4).这表明将可见光-近红外与热红外波段组合起来可以发挥出各自的优势,提高反演地表参数的能力.

## 2.2 植被覆盖地表土壤水分反演

使用光学影像反演得到植被含水量之后,结合水云模型进行土壤水分的反演.根据 2013 年 6 月 16 日与 8 月 27 日两次实验测得的植被冠层含水量值作为先验知识,输入水云模型,经过最小二乘法计算,得到模型中两个经验参数 A 和 B,本研究区经验参数值分别为:  $A = 0.0017, B = 0.1130$ .

剩余三次实验采样点中去除受到云等天气影响之外可用的大约 80 余个采样点,将雷达获得的后向散射系数与反演得到的植被含水量输入模型中,经过模型运算得到的结果与运算之前采样点的后向散射系数之间的对应关系如图 5 所示.从图 5 可以看

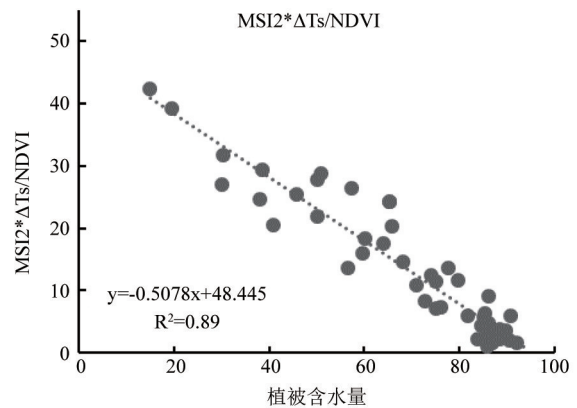


图 4 组合植被水分指数与植被含水量拟合关系  
Fig. 4 Relationships between Combined Vegetation Water Index and vegetation water content

出,将植被对传感器获得的总体后向散射的吸收和散射作用的影响消除之后,各个极化的后向散射系数均有不同程度的下降,可以认为剩余的后向散射系数来源于原本被植被覆盖的土壤.交叉极化(VH, HV)的后向散射系数由大约-25~-10 下降至大约-35~-15,采样点后向散射系数下降幅度在-7 左右.同极化(HH, VV)的后向散射系数由大约-20~-5 下降至大约-25~-10,采样点后向散射系数下降幅度在-4 左右.因为 HH 极化与 VV 极化对二面角反射效应非常敏感,所以其后向散射系数略高于 VH 与 HV 极化<sup>[15]</sup>.并且 VH 极化与 HV 极化的相关性非常大,而 HH 极化与 VV 极化的后向散射系数值则差别较大.这些特点说明地表植被的枝干、叶面等的朝向与形状在复杂情况下对交叉极化影响比同极化的影响大,由于植被枝干与叶片的倾角变化范围较大,不同极化对不同倾角的植被组份的响应程度各不相同,因此其对 HH 极化与 VV 极化的雷达波散射也不相同,使得传感器接收的 HH 极化与 VV 极化的后向散射系数也相关性不强.此外,研究结果表明土壤对传感器获得后向散射系数的影响比植被大,说明 C 波段雷达电磁波对低矮植被的穿透作用较强.

地面测量样点在去除地表植被之前,后向散射系数与土壤植被相关性较低(图 6).VH 极化与 HV 极化的  $R^2$  相同,都在 0.17 左右;而 HH 极化与 VV 极化分别为  $R^2 = 0.27$  与  $R^2 = 0.16$ ,则相差较大.将样点经过水云模型计算之后,去除地表植被对总体后向散射的吸收和散射带来的影响,得到土壤的后向散射系数  $\sigma_{\text{soil}}^0(\theta)$ ,并与土壤水分之间的关系(图 7).经过模型计算之后,各个极化后向散射系数与

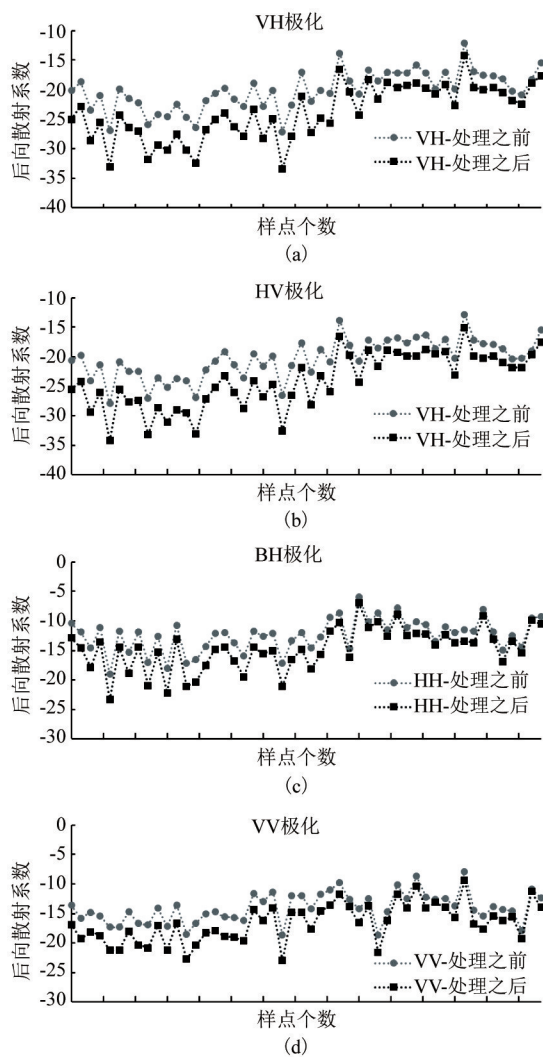


图5 后向散射系数变化图(a) VH极化, (b) HV极化, (c) HH极化, (d) VV极化

Fig. 5 The change of backscattering coefficient (a) VH polarization, (b) HV polarization, (c) HH polarization, (d) VV polarization

土壤水分的相关性都有所提升,其中 VH 极化与 HV 极化  $R^2$  由 0.17 提高至 0.47, VV 极化  $R^2$  由 0.16 提高至 0.39, HH 极化  $R^2$  提升幅度最大,由 0.27 提高至 0.65. 实验得出 HH 极化的后向散射系数与土壤水分的拟合精度要好于其他三个极化,这与其他研究者的结论互相印证<sup>[16,17]</sup>.

### 3 结论

(1) 结合光学与微波数据在反演地表参数时各自的优势,提出了一种新的土壤水分反演的半经验耦合模型. 该模型以水云模型为主体并将之改善,认为地表植被是一层各向同性水平平均一的消光截面,并使用光学遥感影像反演模型中描述植被对微波吸

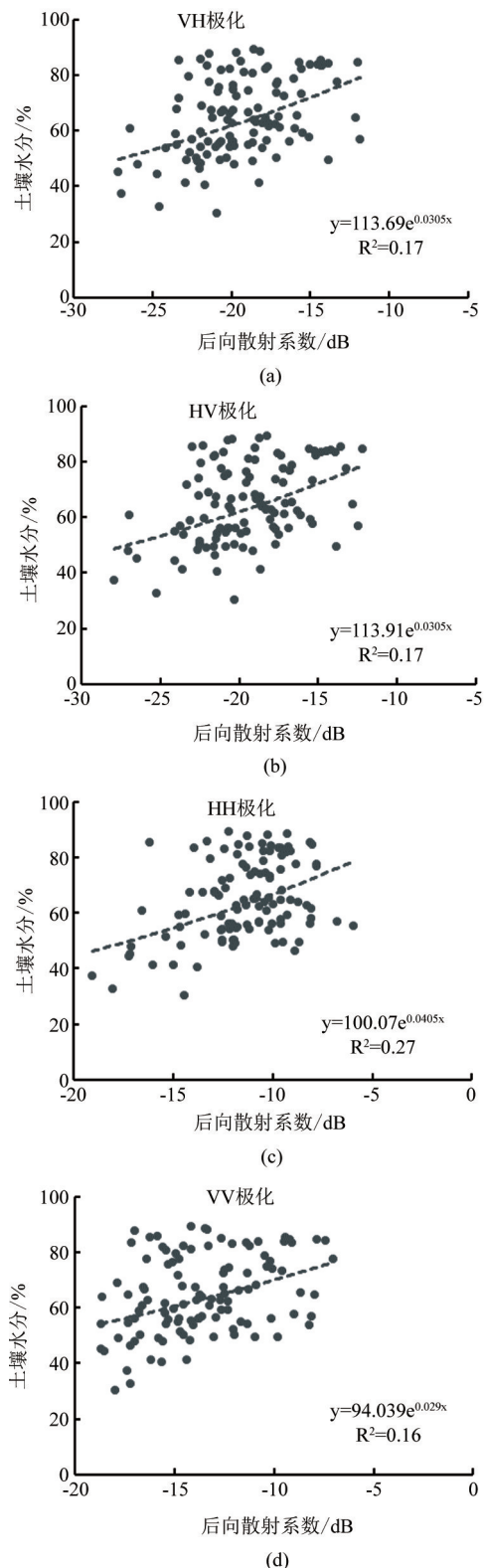


图6 去除植被影响之前各极化的后向散射系数与土壤水分拟合关系(a) VH极化, (b) HV极化, (c) HH极化, (d) VV极化

Fig. 6 Relationships between backscattering coefficient and soil moisture before removing the influence of vegetation (a) VH polarization, (b) HV polarization, (c) HH polarization, (d) VV polarization

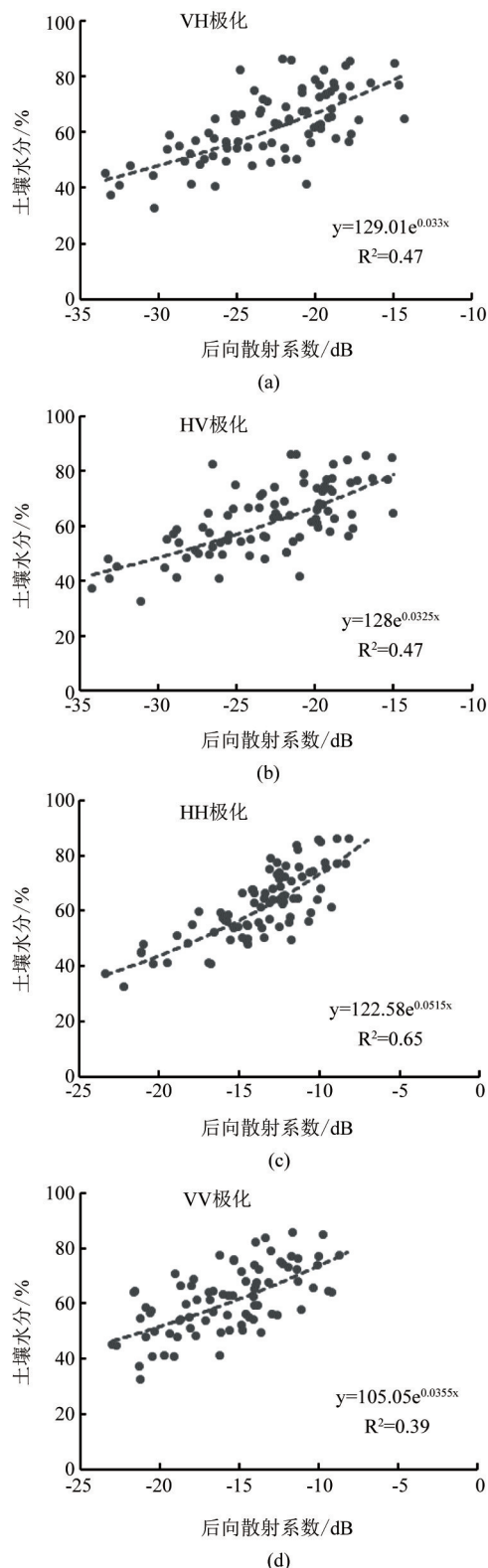


图7 去除植被影响以后各极化的后向散射系数与土壤水分拟合关系 (a) VH 极化, (b) HV 极化, (c) HH 极化, (d) VV 极化

Fig. 7 Relationships between backscattering coefficient and soil moisture after removing the influence of vegetation (a) VH polarization, (b) HV polarization, (c) HH polarization, (d) VV polarization

收与散射作用的重要参数——植被含水量,实现了光学与微波遥感模型的耦合,为地表测量数据有限的情况下反演地表参数提供了新的思路。

(2) 利用耦合模型对实验区采样点后向散射系数进行处理,消除掉地表植被对电磁波的影响,获得了土壤的后向散射系数. 经过地面测量数据的验证表明,经过耦合模型处理之后,采样点后向散射系数较之前有了一定程度的下降,并且与土壤水分的拟合相关性精度有了较大幅度的提高,其中 HH 极化的效果最好,  $R^2$  由 0.27 上升至 0.65. 这表明了光学与微波遥感协同反演土壤水分等地表参数是可行的,并且可以在地面测量参数有限之时提供新的反演地表参数方法。

(3) 结合了可见光-近红外与热红外遥感的优势,提出了一种新的组合植被水分指数,反演得到了植被含水量. 基于 Landsat 8 的 TIRS10 波段运用单窗算法反演,得到单位植被覆盖度下的相对地表温度,并与基于可见光-近红外遥感的 MSI2(水分胁迫指数)相结合,提出了组合植被水分指数,与植被含水量拟合相关性比单独各自反演得到了提高,  $R^2$  由之前的 0.84 和 0.78 提高至 0.89. 这表明可见光-近红外与热红外协同反演植被水分等地表参数是有效的,在反演地表参数方面具有较大发展空间。

(4) 反演地表温度所采用的单窗算法与水云模型中含有经验参数,由于本文所使用实验数据采样点较多,故先将一部分采样点作为先验知识代入模型,运用最小二乘法求解适用于该实验区的经验参数. 若地面测量数据不足,也可以使用以前的研究者提供的适用于典型地物的参数值,只是这样有可能由于适用性的原因而降低反演的精度,从而对最终结果产生影响。

提出一种基于 Landsat 8 数据与 Radarsat 2 数据反演植被覆盖地区土壤水分的半经验耦合模型,估算了植被覆盖地表下土壤的含水量,实现了可见光-近红外、热红外与微波三者的协同反演. 由于受 Landsat 8 卫星重访周期所限,光学影像的获取与地面实验日期并不能完全重合;另外研究区为山间农田,地势平坦,并未考虑地表粗糙度所带来的影响. 实际应用中以上两点将会对反演土壤植被含水量的精度产生影响,尚待进一步研究中逐步解决此问题。

#### 致谢

感谢中国林业科学研究院资源信息研究所的老师与同学们在地面测量与数据采集整理中所作的

工作!

## References

- [1] Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, et al. Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: A review[J]. *Earth-Science Reviews*, 2010, **99**(3): 125–161.
- [2] Price J C. On the use of satellite data to infer surface fluxes at meteorological scales[J]. *J Salmeterol*, 1982, **21**: 1111–1122.
- [3] Kogan F. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas[J]. *Int J Remote Sens*, 1990, **11**: 1405–1419.
- [4] Liu Zhen-hua, ZHAO Ying-shi. Research method of Remote sensing thermal inertia inversion of surface soil water[J]. *China science D: earth science*, (刘振华, 赵英时. 遥感热惯量反演表层土壤水的方法研究. *中国科学 D 辑: 地球科学*), 2006, **36**: 552–558.
- [5] Hirsave P P, Narayanan P M. Soil moisture estimation models using SIR-C SAR data: a case study in New Hampshire, USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, (75): 385–396.
- [6] Ulaby F, Sarabandi K, Donald K M, et al. Michigan microwave canopy scattering model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, **11**(7): 1223–1253.
- [7] De Roger R D, Yang D, Ulaby F T, et al. A semi-empirical backscattering model at L—band and C—band for a soybean canopy with soil moisture inversion[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2001, **39**(4): 864–872.
- [8] Bindlish R, Thomas J S, Eric W, et al. Soil moisture estimates from TRMM Microwave Imager observations over the Southern United States[J]. *Remote Sens Environ*, 2003, **85**: 507–515.
- [9] Yu Fan, Zhao Ying-shi. A new semi-empirical model for soil moisture content retrieval by ASAR and TM data in vegetation-covered areas[J]. *China Earth: earth science*, (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. *中国科学: 地球科学*), 2011, **41**(4): 532–540.
- [10] Bindlish R, Barros A P I. Parameterization of vegetation backscatter<sub>2</sub> in radar<sub>2</sub>based, soil moisture estimation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, (76): 130–137.
- [11] Jiménez-Mumoz J C, Sobrino J A, Skokovic D, et al. 2014. Land surface temperature retrieval methods from landsat-8 thermal infrared sensor data[J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2014, **11**(10): 1840–1843.
- [12] Nichol J. An emissivity modulation method for spatial enhancement of thermal satellite images in urban heat island analysis[J]. *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, **75**(5): 547–556.
- [13] ZHENG Xing-ming, DING Ling-yan, ZHAO Kai, et al. Estimation of vegetation water content from Landsat 8 OLI Data[J]. *Spectroscopy and spectral analysis*. (郑兴明, 丁艳玲, 赵凯, 等. 基于 Landsat 8 OLI 数据的玉米冠层含水量反演研究. *光谱学与光谱分析*). 2014, **34**(12): 3385–3390.
- [14] QI Shu-hua, WANG Chang-yao, NIU Zheng. Evaluating soil moisture status in China using the Temperature/Vegetation Dryness Index(TVDI) [J]. *Journal of remote sensing*. (齐述华, 王长耀, 牛铮. 利用温度植被旱情指数(TVDI) 进行全国旱情监测研究. *遥感学报*). 2003, **7**(5): 420–427.
- [15] LI Xin-wu, GUO Hua-dong, LI Zhen, et al. Repeat orbit SIR-C polarization interference SAR data of vegetation coverage area of soil moisture inversion study [J]. *Journal of remote sensing*. (李新武, 郭华东, 李震, 等. 重复轨道 SIR-C 极化干涉 SAR 数据植被覆盖区土壤水分反演研究. *遥感学报*). 2009, **13**(3): 430–436.
- [16] BAO Yan-song, LIU Liang-yun, WANG Ji-hua, et al. Estimation of Soil Water Content and Wheat Coverage with ASAR Image [J]. *Journal of remote sensing*, (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. *遥感学报*). 2006, **10**(2): 263–271.
- [17] ZHOU Peng, Ding Jian-li, WANG Fei, et al. Retrieval methods of soil water content in vegetation covering areas based on multi-source remote sensing data [J]. *Journal of Remote Sensing*. (周鹏, 丁建丽, 王飞, 等. 植被覆盖地表土壤水分遥感反演. *遥感学报*). 2010, **14**(5): 966–973.
- [38] Wu L, Jiang L, Ding C, et al. Effect of Optical Pump on the Dielectric Properties of LiTaO<sub>3</sub> in Terahertz Range[J]. *Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves*, 2015, **36**(1): 1–6.
- [39] Tong J, Huang J, Huang Z, et al. Room temperature InGaAs hot electron detector for THz/subTHz regions [C]//Selected Proceedings of the Photoelectronic Technology Committee Conferences held July-December 2013. International Society for Optics and Photonics, 2014: 914202–914202–7.
- [40] Coppinger M J, Sustersic N A, Kolodzey J, et al. Sensitivity of a vanadium oxide uncooled microbolometer array for terahertz imaging [J]. *Optical Engineering*, 2011, **50**(5): 053206–053206–5.
- [41] Marczewski J, Knap W, Tomaszewski D, et al. Silicon junctionless field effect transistors as room temperature terahertz detectors [J]. *Journal of Applied Physics*, 2015, **118**(10): 104502.
- [42] He X, Fujimura N, Lloyd J M, et al. Carbon nanotube terahertz detector[J]. *Nano letters*, 2014, **14**(7): 3953–3958.
- [43] Tadigadapa S, Mateti K. Piezoelectric MEMS sensors: state-of-the-art and perspectives [J]. *Measurement Science and technology*, 2009, **20**(9): 092001.
- [44] Brown E R. A system-level analysis of Schottky diodes for incoherent THz imaging arrays [J]. *Solid-State Electronics*, 2004, **48**(10): 2051–2053.
- [45] Hou L, Shi W. Fast terahertz continuous-wave detector based on weakly ionized plasma [J]. *IEEE electron device letters*, 2012, **33**(11): 1583–1585.

(上接 524 页)