

华南农作物覆盖区土壤水分 ENVISAT—ASAR 与 MODIS 数据联合反演算法研究

刘万侠, 刘旭拢, 王 娟, 曾文华

(广州地理研究所 广东省遥感与地理信息系统应用重点实验室, 广东 广州 510070)

摘 要: 准确、及时地获取大面积地表土壤水分信息在农业科学领域具有较大的应用潜力。本文以地域特色突出的广东省徐闻县为试验区, 联合使用双极化 ENVISAT—ASAR 数据和光学遥感 MODIS 数据, 充分利用 MODIS 数据的高重复覆盖率, 提取试验日期内的归一化差分水指数(NDWI), 计算各试验点所对应的植被含水量(VWC)数据, 相较于 NDVI, NDWI 具有不易饱和的特点, 更加适合于本次研究所在的高植被覆盖区。最后利用“水—云模型”从 ASAR 数据总的后向散射中去除植被的影响, 建立裸土后向散射系数与实测土壤含水量之间的关系, 拟合结果 VV 极化优于 HH 极化, 相关系数为 VV 极化 $R=0.865$, HH 极化 $R=0.676$, 总体上针对农作物覆盖地表土壤水分变化的估算算法还需要更进一步发展和改进, 以提高反演精度。

关键词: 合成孔径雷达; 土壤水分; 后向散射系数

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7601(2008)03-0039-05

土壤水分是大气降水、植物体内水、地表水和地下水相互转化的纽带, 是水文、农业、气候、生态等领域研究的一个关键参数因子, 在水资源的形成、转化及消耗过程中起着重要作用, 而土壤水分动态变化是水分循环的一个重要环节。因此研究土壤水分动态变化规律对整个流域径流产生与洪水预报、防洪防旱减灾, 流域水文循环都具有重要意义^[1]。传统的土壤水分测量方法不仅耗时, 而且需要采集大量的样品, 难以获得大范围的同步的土壤水分信息, 而遥感技术的发展为区域尺度的土壤水分信息的获取提供了有效手段^[2~3]。但由于光学遥感图像获取条件限制在晴空无云的天气状况, 而中国长江以南地区每年的晴天天数都在 50 天以下^[2], 特别是华南地区更难获得质量较好的光学影像数据, 这限制了光学遥感在该地区的应用。而具有全天时、全天候、高重复覆盖率的合成孔径雷达(SAR)已成为热带、亚热带地区用于农业监测的重要的高分辨率遥感数据源之一, 尤其在土壤水分监测方面, 土壤含水量的变化能够带来土壤介电常数的剧烈变化, 而该变化则与雷达所用微波频段土壤的后向散射系数直接相关^[4~5], 正是这种特性构成了微波遥感探测土壤湿度的物理基础。同时微波波段能够穿透植被, 并对土壤具有一定的穿透能力, 这也使得一年四季常青的华南地区土壤水分微波遥感监测成为可能。

微波遥感土壤湿度探测研究经历了 30 年的历史, 其中, 主动微波遥感土壤湿度探测的研究最初都是以干旱、半干旱地区作为试验区, 基于裸露土壤表面建立理论后向散射系数模型(如: 小扰动模型、基尔霍夫模型、双尺度模型和积分方程模型等)和经验半经验模型^[6~9]。为了使模型更好地应用到土壤水分反演, 充分地利用了不同时相、不同极化、不同角度的雷达图像, 以及雷达图像与光学图像的有效结合, 建立了针对不同地区的土壤湿度反演模型, 提供土壤湿度和粗糙度的实时估计^[10]。近些年又有学者针对有植被覆盖地表做了许多研究, 在分析植被对微波信号影响的基础上, 考虑如何从总的雷达后向散射系数中去除植被散射和吸收的影响, 其中一个重要参数就是植被含水量(VWC)的确定, 由于该参数很难实地测量, 而且其测量具有一定的破坏性, 所以经常利用光学影像来预测 VWC, 建立归一化差分植被指数(NDVI)、叶面积指数(LAI)、归一化差分水指数(NDWI)等与 VWC 的关系^[11~14]。但由于高分辨率光学影像的重复覆盖周期长, 很难获得与地面试验同步的质量较好的影像数据, 所以 MODIS(中分辨率成像光谱仪)数据以其每天都可以免费获取而成为本次研究的最终选择。本文针对华南农作物覆盖地区, 应用多极化星载雷达数据与 MODIS 光学数据的有效结合, 充分利用 NDWI 不

收稿日期: 2007-10-10

作者简介: 刘万侠(1976—), 女, 黑龙江齐齐哈尔人, 助理研究员, 硕士, 研究方向为资源环境遥感。E-mail: lwx@gdas.ac.cn; lwx_cp@163.com.

易饱和的特点确定研究区的植被含水量,并应用微波散射的水-云模型,去除植被层的影响,从总的后向散射系数中分离植被散射和吸收的贡献,对农作物覆盖区的地表土壤水分的估算算法进行了初步探讨。

1 研究区概况与数据获取

1.1 研究区概况

本研究试验区广东省湛江市徐闻县位于中国大陆的最南端,广东省的西南部,地处北纬 $20^{\circ}13' \sim 20^{\circ}43'$,东经 $109^{\circ}52' \sim 110^{\circ}35'$ 之间,属热带季风气候区,年平均气温 23.3°C ,年平均雨量 $1\,364.1\text{ mm}$ 。境内多低丘缓坡台地,坡度较小,多数平坦连片,可利用率较高,土地结构多样,具有多宜性,有利于农业生产的发展。该区地域特点突出,容易发生干旱,典型的热带作物终年覆盖,主要种植剑麻、菠萝、香蕉、生姜、桑椹等经济作物。

1.2 卫星数据概况

ENVISAT-1 属极轨对地观测卫星系列之一 (ESA Polar Platform),于 2002 年 3 月 1 日发射升空,与太阳同步,高度 800 km ,重复周期 35 天,星上所载最大设备是 ASAR (先进的合成孔径雷达),ASAR 工作在 C 波段,波长为 5.6 cm ,它继承了 ERS-1/2 AMI 中的成像模式和波模式,其先进性表现在雷达数据获取的覆盖范围、入射角范围、极化方式和操作模式的灵活性,具有多极化、多入射角、大幅宽等新的特性,和现有的其它空间 SAR 数据相比具有很大优势^[15~16]。本次研究考虑到土壤湿度反演的目的,根据前人工作经验,低入射角有利于植被下土壤的观测,因此本次研究选择模式为 AP/IS1,极化方式 HH/VV,产品类型为 Level 1B Precision 的 ENVISAT-1 ASAR 数据。以预设的雷达工作参数,ASAR 传感器于 2006 年 10 月 12 日当地时间 10 点 42 分对试验区进行扫描成像,获取图像幅宽为 100 km ,长度为 115 km ,覆盖了雷州半岛的整个徐闻县和雷州市的部分地区。而 MODIS 数据采用 NASA 免费提供的分辨率为 250 m 的 16 天合成的 NDVI 数据产品,获得日期为 2006 年 10 月 16 日,内含中红外和近红外波段数据,可用来计算 NDWI。

1.3 地面试验

本研究于 2006 年 10 月 11~12 日进行准同步的地面试验数据采集测量,由于这两天天气情况变化不大没有降雨,所以可以作为本次研究的试验数据。选择样地为裸露地和矮小植被覆盖地(一般为

庄稼地),选择容易到达、取土方便,采样地块与周围地块性状差异不大,土质均匀,土壤水分状况具有代表性的样地 25 个。每到达一个测点,使用 GPS (全球定位系统)进行定位测量,利用环刀获取表层 $0 \sim 5\text{ cm}$ 的土壤样品,采用实验室烘干称重法获得土壤体积含水量。另外地面试验数据还包括:植被类型、植被高度、植被叶面宽度、地表土壤温度等数据。这些地表参数及辅助分析数据将为我们进行成像雷达地表土壤水分反演方法的研究及验证提供全面的、详细的参考数据,是本研究进行的基础。

2 ASAR 数据预处理

雷达工作在微波波段,靠相干波成像,成像机理复杂,有特殊的辐射和几何畸变。本次获取的 ASAR 影像数据为 1B 级数据,对该数据进行辐射定标、噪声去除和几何精纠正。

2.1 辐射定标

此次购买的 ENVISAT ASAR 1B 数据的 PRI (精图像产品),是一种多视、地距数字图像,没有经过外定标、几何精校正处理,图像数据中还包含有斑点噪声等的影响。因此需要进行天线增益校正和由于地面散射单元同雷达之间距离不同引起的辐射误差校正,通过下面定标公式 (ESA Document) 完成:

$$\sigma_{ij}^0 = \frac{DN_{ij}^2}{K} \frac{1}{G(\theta_{ij})^2 \sin(\alpha_{ij})} \quad (1)$$

式中, σ_{ij}^0 为与雷达极化方式有关的后向散射系数; DN 是像元亮度值; K 为绝对定标常数,对于不同入射角范围 IS1-IS7、不同模式、不同极化,常数值 K 都是不同的,这个值可由欧空局网站免费提供的辅助数据 (auxiliary data) 获得; i 和 j 为雷达图像的行列数; α_{ij} 为像元 (i, j) 对应的雷达入射角; θ_{ij} 为像元 (i, j) 对应的雷达高度角; $G(\theta_{ij})^2$ 为雷达入射角为 θ_{ij} 时对应的雷达天线的增益。上式的各种参数从 ESA PDS 格式的数据文件和辅助定标文件中可以获取,雷达后向散射系数经常呈现出几个数量级的动态范围,特别是当角度变化时更是如此。为了对此范围压缩,最后利用下式将定标后的雷达后向散射系数图像转变为 dB (分贝) 图像^[17]:

$$\sigma^0[\text{dB}] = 10\lg(\sigma^0) \quad (2)$$

2.2 滤波

合成孔径雷达的成像过程会受到斑点噪声的影响。斑点噪声是由一个分辨单元内众多散射体的反射波叠加形成的,表现为图像灰度的剧烈变化,直接影响了 SAR 图像的灰度分辨率。本次采用 Gamma 自适应滤波方法进一步减少斑点平滑图像。Gam-

ma 自适应滤波同时考虑了斑点的特点和地物目标散射特征的统计规律,在平滑斑点的同时能很好保持图像纹理^[18~19]。另外,从地面站获取的 APP 模式的数据像元大小为 12.50 m×12.50 m,经过几何校正后像元重采样为 30 m×30 m,这本身就是对图像进行了平滑处理,噪声显著减少。

2.3 几何校正

由于徐闻县多丘陵坡台地,地势平缓,所以实际上没有考虑由高程引起的几何位置误差,通过选择控制点,利用多项式法建立 SAR 图像与 TM 图像(已配准到标准的地理坐标)像元间的对应关系,把 SAR 图像校正到 TM 图像坐标上,并采用双线性内插方法进行重采样,生成 30 m×30 m 分辨率的地距一方位影像。

3 植被覆盖区土壤水分估算

3.1 微波植被散射模型—“水—云”模型

在研究土壤水分时,由于地表总是覆盖着植被层,因此发展合适的植被模型是十分必要的。本次研究拟采用 Attma 和 Ulaby 等人 1978 年提出的估算农作物覆盖地表土壤水分的“水—云”模型。该模型建立在辐射传输模型基础之上,通常使用很少的参数,但这些参数具有一定机理性的意义,在将模型用到具体的研究时,模型的参数用实测数据来确定。“水—云”模型建立的基本假设为:(1)植被被假设为水平均匀的云层,土壤表层和植被顶端之间均匀分布着均一的水粒子;(2)不考虑植被和土壤表层之间的多次散射;(3)模型中的变量仅为植被高度、植被含水量和土壤湿度^[20]。即“水—云”模型将植被层假定为一个各向均质散射体,忽略了多次散射,将农作物覆盖地区的总的雷达后向散射简单描述为两个组成成分,即由农作物直接反射回来的体散射项,以及经作物双次衰减后地面的后向散射项。该模型在描述农作物覆盖地区的雷达散射机制时较为简单实用,因此常被用作农作物覆盖区相关信息估算的工具^[21]。模型的形式如下:

$$\sigma^0 = \sigma_{veg}^0 + \tau^2 \sigma_{soil}^0 \tag{3}$$

$$\sigma_{veg}^0 = A \cdot M_V \cdot \cos(\theta) \cdot (1 - \tau^2) \tag{4}$$

$$\tau^2 = \exp(-2BM_V \sec(\theta)) \tag{5}$$

因此土壤表面散射系数值 σ_{soil}^0 通过总的雷达后向散射系数 σ^0 减去植被衰减的影响而获得,式中 σ^0 为雷达波经植被层散射的后向散射系数, σ_{veg}^0 为直接植被后向散射系数, τ^2 为雷达波穿透农作物层的双层衰减因子, A 、 B 是经验常数,一旦知道 M_s 和

M_V ,这些常数很容易通过多次迭代衰减或最小二乘法获得。 M_s 是土壤水分含量(m^3/m^3), M_V 是植被含水量(kg/m^2), θ 为雷达波入射角^[21~22]。

3.2 植被含水量的确定

植被含水量定义为单位面积植被中水的重量,作为“水—云”模型的重要输入参量,在植被覆盖地区土壤水分反演中起到至关重要的作用。利用 MODIS 数据容易获得和研究区试验日期临近时段质量良好的影像。但由于 NDVI 随着植被覆盖率的提高很容易达到饱和,而在中红外波段植被的反射受植被含水量的影响很大,在植被增长期随着植被增长,反射率下降,同样的植被情况 NDWI 达到饱和的日期比 NDVI 推迟。针对这种情况 Jackson 等人(2004)和 Chen 等人(2005)^[14,23]分别利用 TM 影像和 MODIS 影像建立了 VWC 与 NDWI 之间的关系,他们建立的方程形式如式(6),并针对玉米和大豆赋予不同的 a 、 b 值,由于本次研究区选择农作物覆盖区,当季的植被性状与大豆性状相似,所以选择 a 、 b 值分别为 1.78 和 0.28,根据式(7)确定研究区各试验点的 VWC 值。

$$NDWI = \frac{R_{NIR} - R_{SWIR}}{R_{NIR} + R_{SWIR}} \tag{6}$$

$$VWC = a NDWI + b \tag{7}$$

3.3 植被覆盖区土壤水分估算

在估算植被覆盖区地表土壤水分时,来自植被层的后向散射作为噪声必须消除。应用上文提到的“水—云”模型,来自植被层的后向散射表示如下:
$$\sigma_{veg}^0 = A \cdot M_V \cdot \cos(\theta) \cdot \{1 - \exp[-2BM_V \sec(\theta)]\} \tag{8}$$

Bindlish 等人(2001)^[11]根据实验结果提出不同条件下“水—云”模型中的植被参数,由于徐闻县多丘陵坡台地,地势平缓,所以不考虑雷达阴影的影响,植被参数如表 1 所示。

表 1 半经验模型中的植被参数^[11]
Table 1 Values of vegetation parameters used in the semiempirical model^[11]

项目 Item	所有植被 All vegetations	放牧地 Rangelands	冬小麦 Winter wheat	草地 Grassland
参数 A Parameter A	0.0012	0.0009	0.0018	0.0014
参数 B Parameter B	0.091	0.032	0.138	0.084

本文采用上表中通用的植被参数,这样来自植被层的后向散射为,

$$\sigma_{veg}^0 = 0.0012 \cdot M_V \cdot \cos(\theta) \cdot \{1 - \exp[-2 \times 0.091 M_V \sec(\theta)]\} \quad (9)$$

$$M_V = 1.78 NDWI + 0.28 \quad (10)$$

$$\sigma_{soil}^0 = \frac{\sigma^0 - \sigma_{veg}^0}{\tau^2} \quad (11)$$

在高植被覆盖地区如茶园, 植被覆盖率几乎达

到了 100%, 土壤水分的变化不能有效地从雷达后向散射系数的变化中得到反应, 所以实际分析中去除这些歧义点。利用水云模型由已知实验点计算 σ_{veg}^0 , 并从总的雷达后向散射系数中减去植被后向散射系数得到裸露土壤后向散射系数, 建立其与土壤体积含水量之间的关系如图 1、图 2 所示。

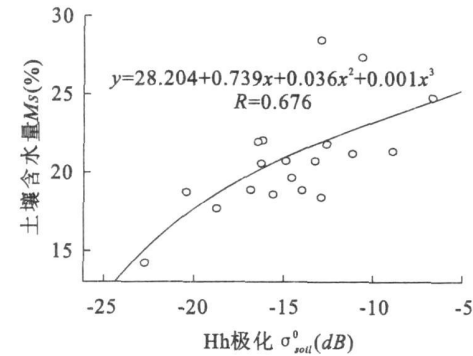


图 1 去除植被影响后 HH 极化后向散射系数与土壤含水量之间的拟合关系

Fig.1 Simulated curve line between the backscattering coefficient of HH polarization and ground measured soil moisture after eliminating vegetation effect

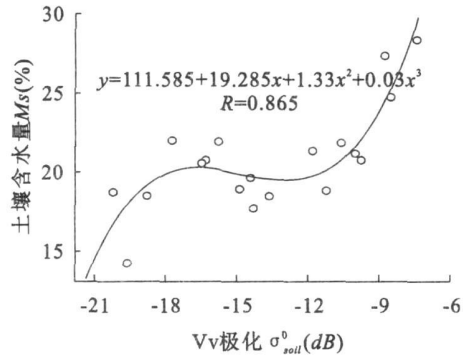


图 2 去除植被影响后 VV 极化后向散射系数与土壤含水量之间的关系

Fig.2 Simulated curve line between the backscattering coefficient of VV polarization and ground measured soil moisture after eliminating vegetation effect

在植被覆盖地表, 利用水云模型去除植被的影响后, 由图 1、图 2 可见土壤体积含水量与裸土后向散射系数随土壤含水量的增加而增加, 并且湿润土壤增加的趋势比干燥土壤显著, 曲线变陡, 这与前人的研究结果相符。由于缺乏实地验证数据, 没有对本次研究成果做进一步验证, 总体上针对农作物覆盖地表土壤水分变化的估算算法还需要更进一步发展和改进以提高反演精度。

4 结 语

本文以地域特色突出的华南农作物覆盖区作为试验区, 联合使用主动微波遥感 ENVISAT-ASAR 数据与光学遥感 MODIS 数据, 充分发挥两种数据的优势: 主动微波遥感不受天气影响, 对土壤水分敏感, 而 MODIS 数据周期短, 容易获取。初步探讨了针对有农作物覆盖地表, 两种数据源联合使用反演土壤水分的算法, 由 MODIS 数据获取 NDWI, 获得植被含水量数据, 针对实验区数据利用“水-云”模型去除植被覆盖的影响后, 拟合两种极化方式的后向散射系数与实测土壤体积含水量之间的关系, 利用三次方程拟合, VV 极化的相关系数达到 0.865, HH 极化的相关系数达到 0.676。拟合结果 VV 极化优于 HH 极化。

据的深入利用, 主动微波遥感反演土壤水分的算法已经有了一个很大的发展, 然而, 要发展通用的土壤水分反演算法, 还有一段距离, 主要是影响微波后向散射系数的各种因素的复杂性, 以及各影响因素之间关系的不确定性, 特别是针对华南地区的独特地域特点: 地形破碎、植被物种繁多、结构复杂、而且耕作方式多样, 要想发展反演地表土壤水分含量的理论模型非常困难。因此如何综合考虑各影响因素, 消除植被覆盖以及地表粗糙度等对反演土壤水分的影响是接下来研究工作的重点和难点。可以尝试多种数据源的综合利用, 以及与地面实验的有效结合, 发展算法并逐步完善, 建立符合区域性特点的主动微波遥感土壤水分反演算法, 并在此基础上更加深入探讨土壤含水量模拟模型的数学综合表达, 提出一个综合的、动态的模拟模型, 是今后研究的方向。

参 考 文 献:

[1] Moran M S, Hymer D C, Qi J, et al. Comparison of ERS-2 SAR and Landsat TM imagery for monitoring agricultural crop and soil conditions[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, (79): 243-252.

[2] 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: 297-310.

- [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): 242—253.
- [4] Nancy F G, James R C. The use of geostatistics in relating soil moisture to RADARSAT—1 SAR data obtained over the Great Basin, Nevada, USA [J]. *Computers & Geosciences*, 2003, (29): 577—586.
- [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] Wickel A J, Jackson T J, Wood E F. Multitemporal monitoring of soil moisture with RADARSAT SAR during the 1997 Southern Great Plains hydrology experiment [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22(8): 1571—1583.
- [7] Baghdadi N, King C, Chanzy A, et al. An empirical calibration of the integral equation model based on SAR data, soil moisture and surface roughness measurement over bare soils [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(20): 4325—4340.
- [8] 熊文成, 邵芸. 基于 IEM 模拟的干旱区多时相数据含水含盐量反演模型及分析 [J]. *遥感学报*, 2006, 10(1): 111—117.
- [9] 廖静娟, 郭华东, 邵芸, 等. 干旱—半干旱地区地表特征探测的成像雷达干涉测量方法与模型 [J]. *遥感学报*, 2002, 6(6): 431—434.
- [10] Zribi M, Baghdadi N, Holah N, et al. New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT—ASAR multi-incidence data inversion [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, (96): 485—496.
- [11] Bindlish R, Barros A P. Parameterization of Vegetation Backscattering in Radar-based, soil moisture estimation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, (76): 130—137.
- [12] Zielinska K D, Inoue Y, Kowalik W, et al. Inferring the effect of plant and soil variables on C— and L—band SAR backscatter over agricultural fields, based on model analysis [J]. *Advances in Space Research*, 2006, 2(32): 1—10.
- [13] Rosnay P D, Calvet J C, Kerr Y, et al. SMOSREX: A long term field campaign experiment for soil moisture and land surface processes remote sensing [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, (102): 377—389.
- [14] 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): 475—482.
- [15] European Space Agency. ASAR Product Handbook [M/OL]. <http://envisat.esa.int/handbooks/asar/>, 2002.
- [16] 黄庆妮, 唐伶俐, 戴昌达. 环境卫星 (ENVISAT—1) ASAR 数据特性及其应用潜力分析 [J]. *遥感信息*, 2004, (3): 56—59.
- [17] 郭华东. 雷达对地观测理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [18] 燕英, 周荫清. 基于分割途径的 SAR 单视图像斑点噪声抑制方法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2003, 29(2): 132—135.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 刘伟, 施建成, 余琴. 基于机载极化雷达技术的农作物覆盖区土壤水分估算 [J]. *干旱区地理*, 2005, 28(6): 856—861.
- [22] Mozos J A, Casali J, Audicana M G, et al. Correlation between Ground Measured Soil Moisture and RADARSAT—1 derived Backscattering Coefficient over an Agricultural Catchment of Navarre (North of Spain) [J]. *Biosystems Engineering*, 2005, 92(1): 119—133.
- [23] Chen Daoyi, Huang Jingfeng, Jackson T J. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near— and short—wave infrared bands [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, (98): 225—236.

Remote sensing retrieval of soil moisture using ENVISAT—ASAR and MODIS images in vegetated areas of Huanan

LIU Wan-xia, LIU Xu-long, WANG Juan, ZENG Wen-hua

(Guangzhou Institute of Geography, Key Lab of Guangdong for Utilization of RS and GIS, Guangzhou 510070, China)

Abstract: It has been greatly applied in agricultural sciences to retrieve large area soil moisture information accurately and promptly. The study area is located in Xuwen County which has regional features prominently. Dual-polarization ENVISAT-ASAR and MODIS images were used to retrieve soil moisture. The estimation of vegetation water content (VWC) of experiment regions was performed using MODIS-derived normalized difference water index (NDWI) near the experiment date. Compared with NDVI, NDWI is more suitable to high vegetation covering in the study area. NDWI can reflect changes when NDVI is saturated along with crop-growth. In the end the vegetation effects were eliminated from the total ENVISAT-ASAR backscattering coefficients by using “water-cloud” model, and then, we simulated the relation between the backscattering coefficient of bare soil and ground measured soil moisture after eliminating vegetation effect. The results showed that VV polarization fitting is better than HH polarization, with correlation coefficient 0.865 in VV polarization and 0.676 in HH polarization. The estimation of soil moisture content in vegetated areas should be further improved in the future.

Keywords: SAR; soil moisture; backscatter coefficient