

利用多时相 Sentinel-1 SAR 数据反演农田地表土壤水分

何 连, 秦其明*, 任华忠, 都 骏, 孟晋杰, 杜 宸

(北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

摘 要: 土壤水分是陆面生态系统水分和能量循环的重要变量, 在农田干旱监测、作物长势监测和作物估产等应用研究中具有重要的作用。该文结合基于变化检测的 Alpha 近似模型, 利用 Sentinel-1 卫星获取的多时相 C 波段合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 数据, 实现了农田地表土壤水分的反演。该文首先利用微波辐射传输模型验证了 Alpha 近似模型在土壤水分反演中的合理性。研究发现, 对于土壤散射占主导的区域, Alpha 近似模型对辐射传输模型有较好的近似, 能够有效地消除地表粗糙度和植被对雷达后向散射系数的影响。在此基础上, 结合怀来研究区多时相 Sentinel-1 SAR 数据, 利用 Alpha 近似模型构建了土壤水分观测方程组, 通过求解方程组得到了农田地表土壤水分。地面验证结果表明, 土壤水分反演的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为 $0.06 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 平均偏差为 $0.01 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 精度较好。该文研究为利用高重访周期、多时相的 Sentinel-1 SAR 数据获取农田地表土壤水分提供了参考。

关键词: 土壤水分; 遥感; 合成孔径雷达; 反演; 多时相; 农田地表

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.03.020

中图分类号: TP751; S127; S152.7

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2016)-03-0142-07

何 连, 秦其明, 任华忠, 都 骏, 孟晋杰, 杜 宸. 利用多时相 Sentinel-1 SAR 数据反演农田地表土壤水分[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 142-148. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.03.020 http://www.tcsae.org

He Lian, Qin Qiming, Ren Huazhong, Du Jun, Meng Jinjie, Du Chen. Soil moisture retrieval using multi-temporal Sentinel-1 SAR data in agricultural areas[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(3): 142 - 148. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.03.020 http://www.tcsae.org

0 引 言

土壤水分直接影响着地表和大气界面的水分和能量交换, 是水文模型、气候模型、生态模型以及陆面过程模型的关键输入参数, 在全球水循环、能量平衡及气候变化的研究中扮演着重要的角色^[1]。在农业应用中, 土壤水分是作物生长发育的基本条件, 是进行农作物长势监测、农作物估产和旱情监测的一个重要因子。

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 具有全天时、全天候的观测能力, 并且对植被和土壤表层具有一定的穿透能力, 已被广泛应用于地表土壤水分的监测和反演应用之中。由于电磁波与地表相互作用的复杂性, 雷达后向散射系数除了受到土壤介电常数 (主要取决于土壤水分) 的影响之外, 还受到地表粗糙度、植被覆盖等参数的影响^[2]。因此, 土壤水分的反演在本质上属于“病态”问题, 雷达后向散射系数和土壤水分之间的关系必然存在着不确定性。为了降低不确定性, 需要借助于

多种观测模式 (多极化^[3-5]、多角度^[4-5]、多波段^[6]) 的数据或者多源 (被动微波^[7-8]、光学遥感^[9-10]) 数据来反演土壤水分。但是, 多种观测模式或者多源的观测数据通常难以获取, 并且大多数的反演算法需要依赖地面的观测试验。

重复观测的 SAR 数据是降低土壤水分反演不确定性的一种有效手段, 在业务化的土壤水分反演算法中具有较大的潜力^[11]。Wagner 等^[12-13]把不同时段、不同入射角的 ERS (European remote sensing) 卫星散射计获取的后向散射系数归一化为入射角为 40° 的后向散射系数, 然后选取研究区全年内土壤最干和最湿 2 个时间段的后向散射系数为参考值计算土壤水分参数, 并应用于全球土壤水分的反演。该方法忽略了地表粗糙度的变化对后向散射系数的影响, 反演得到的土壤水分是土壤的相对湿度。Wickel 等^[14]利用 1 个月之内获取的 10 景 RADARSAT 数据对小麦地块的土壤水分进行监测, 发现雷达后向散射系数的变化与土壤水分的变化存在较好的相关性 ($R^2=0.89$)。Lu 等^[15]采用变化检测的方法分析了 SAR 的幅度和相位信息对土壤水分变化的敏感性, 发现变化检测的方法可以检测土壤水分 $0.05 \sim 0.20 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 之间的变化。但是, 上述的反演算法通常只能获得土壤水分的相对变化, 而不是土壤水分的绝对值。Balenzano 等^[16]假设在地表粗糙度和植被参数变化不明显的情况下, 2 次观测之间雷达后向散射系数的变化可以归结为土壤水分的变化, 进而采用 2 个时相雷达后向散射系数的比值消除地

收稿日期: 2015-09-06 修订日期: 2015-12-22

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (41230747); 中国博士后科学基金特别资助项目 (2015T80012)

作者简介: 何 连, 男, 博士生, 主要研究方向为微波遥感与定量遥感。北京 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 100871。

Email: helianpku@pku.edu.cn

※通信作者: 秦其明, 男, 教授, 博士, 主要研究方向为定量遥感与地理信息系统。北京 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 100871。

Email: qmqin@pku.edu.cn

表粗糙度和植被对雷达后向散射系数的影响并构建观测方程组,反演了土壤水分的绝对值。研究表明,利用 HH 极化数据,土壤水分的反演精度可以达到 $0.05 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。该算法为利用多时相 SAR 数据反演土壤水分的绝对值提供了一种新思路,但是要求土壤的散射占主导,并且重复观测的时间间隔为 1~2 周。

作为 ERS-2 和 Envisat 的后续卫星, Sentinel-1 是欧盟委员会和欧洲航天局共同倡议的全球环境与安全监测系统 (global monitoring for environment and security, GMES) 的重要组成部分,是由 2 颗卫星组成的星座。 Sentinel-1 可提供重复观测的 C 波段 SAR 数据,重访周期为 6 d,空间分辨率较高,在地表土壤水分反演中有很大的潜力。目前,针对多时相、重访周期短的 SAR 时间序列数据进行土壤水分的研究受到越来越多的关注^[17-20],但是利用 Sentinel-1 SAR 数据进行土壤水分反演的研究比较少。本文的目的是探讨多时相 Sentinel-1 SAR 数据在农田地表土壤水分反演中的应用。假设在重复观测的时间间隔内,地表粗糙度和植被参数变化不显著,并且两者对雷达后向散射系数的贡献是乘性叠加的,利用 2 个时相之间雷达后向散射系数的比值消除地表粗糙度和植被的影响。本文首先利用辐射传输模型分析了上述方法在农田玉米地的土壤水分反演中的合理性,然后利用多时相的 Sentinel-1 SAR 数据构建反演方程组,反演得到了土壤水分的绝对值。

1 研究区域与数据处理

1.1 研究区概况

试验区位于中国科学院怀来遥感综合试验站 ($115^{\circ}47'E$, $40^{\circ}20'N$)。试验站周边 10 km 范围内,地表类型丰富,有农田、水体、山地和湿地滩涂等。本文选取的研究区域为试验站周围的农田,主要种植的作物类型为玉米。研究区农田地势平坦,地形起伏较小。

在研究区,本文设计了 2 次地面观测试验,时间分别为 2015 年 5 月 30 日和 2015 年 6 月 17 日。试验观测数据包括土壤水分、植株高度、植被覆盖度和土壤粗糙度。土壤水分采用美国 Spectrum 公司的 TDR300 型土壤水份计进行测量,测量时采用的探针长度为 7.5 cm,用于获取表层土壤的体积含水量。试验共布置 27 个采样点,空间分布合理,如图 1 所示。测量时采用便携式 GPS (global positioning system) 接收机进行定位测量,在以采样点半径为 3 m 的范围内布置 5 个测量点,测量点呈“十”字形分布,每个测量点测 3 次。每个采样点的土壤水分是 5 个测量点的平均值。在测量土壤体积分含水量的同时,在采样点附近选择有代表性的玉米植株,用卷尺测量其植株高度。植被覆盖度采用照相法进行测量。土壤粗糙度采用针式粗糙度仪进行测量,粗糙度剖面板长度为 1 m,相邻探针的间距为 1 cm。测量时,将粗糙度仪沿同一方向依次测 2 次,构成 2 m 长的剖面,用于求取粗糙度。对每个采样点,沿着垂直于垄行方向和平行于垄行方向各测 2 次,取平均值。第 1 次观测试验时,玉米的冠层高度范围为 5~10 cm,地表几乎为裸土。第 2 次观

测试验时,玉米冠层的高度范围为 25~35 cm,植被覆盖度约为 20%~30%。2 次观测试验期间,玉米均未封垄。图 1 给出了试验区 2015 年 6 月 3 日的 Landsat 8 假彩色合成 (R: band 5, G: band 4, B: band 3) 示意图。

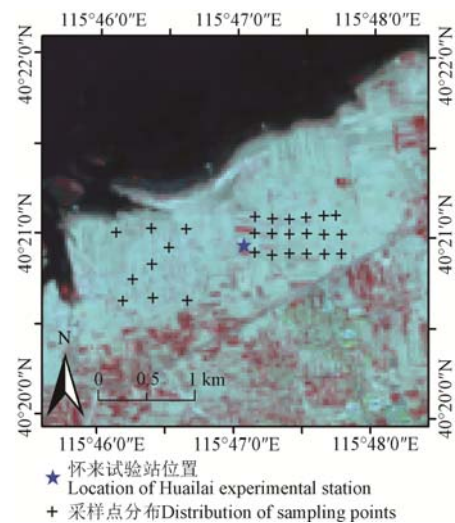


图 1 研究区域和地面采样点分布图

Fig.1 Study area and sampling points

1.2 数据获取与处理

Sentinel-1 是由 2 个卫星组成的星座^[21]。第 1 颗卫星 (Sentinel-1A) 于 2014 年 4 月 3 日发射,第 2 颗卫星 (Sentinel-1B) 预计于 2016 年发射。单颗卫星的重访周期为 12 d。2 颗卫星组网之后,重访周期可以达到 6 d。作为 ERS-2 和 Envisat 的后续卫星, Sentinel-1 搭载了 C 波段的 SAR 传感器,工作频率为 5.4 GHz。总共有 4 种数据获取模式:条带模式 (stripmap model, SM)、干涉宽幅 (interferometric wide swath, IW) 模式、超宽幅 (extra-wide swath, EW) 模式和波模式 (wave mode, WM)。本文所用数据的获取模式为 IW,幅宽为 250 km,空间分辨率为 5 m×20 m,具体信息见表 1。

表 1 研究区域 Sentinel-1 SAR 数据

序号 ID	获取时间 Acquisition date	平均入射角度 Mean incidence angle/(°)	成像模式 Imaging model	极化方式 Polarization
D1	2015-05-12	40.7	IW	VV
D2	2015-05-24	40.7	IW	VV/HV
D3	2015-06-05	40.7	IW	VV/HV
D4	2015-06-17	40.7	IW	VV/HV

获取的 SAR 影像为 Level-1 数据,经过地距检测和投影转换,并利用欧空局提供的 Sentinel-1 Toolbox (S1TBX) 软件进行预处理。预处理步骤包括幅度至强度的转换和辐射定标。为了降低影像中的斑点噪声,采用 Refined Lee 滤波^[22]进行处理,窗口大小设为 7×7。

为了分析研究区域地表植被的变化情况,本文同时下载了研究区域的 Landsat 数据,获取时间分别为 2015 年 5 月 2 日、5 月 25 日、6 月 3 日、6 月 18 日和 6 月 26 日。该数据首先经过辐射定标,然后采用 ENVI 的

FLAASH (fast line-of-sight atmospheric analysis of hypercubes) 模型进行大气校正, 最后计算归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI)。获取的光学数据和 SAR 数据最后进行几何校正配准, 转换到统一的坐标系下。

2 土壤水分反演方法

雷达后向散射系数主要受到土壤介电常数 (主要取决于土壤水分)、地表粗糙度和植被覆盖等因素的影响。假定地表粗糙度和植被状况在一定时间内是不变的, 雷达后向散射系数的变化可以归结为土壤介电常数 (土壤水分) 的变化。土壤水分及其变化信息的提取可采用多时相重复观测的方法。对于 2 个时相 T_1 和 T_2 获取的 SAR 影像, 假设在这个时间间隔内地表的粗糙度保持不变, 并且地表粗糙度和植被对于雷达后向散射系数的影响是乘性的, 那么这 2 个时相获取的雷达后向散射系数的比值可以近似看成土壤介电常数、雷达入射角以及极化方式的函数。该模型又被称为 Alpha 近似 (Alpha Approximation^[16]) 模型, 可以表达为

$$\frac{\sigma_{0,PP}^{T_2}}{\sigma_{0,PP}^{T_1}} \approx \left| \frac{\alpha_{PP}^{T_2}(\theta, \epsilon_s)}{\alpha_{PP}^{T_1}(\theta, \epsilon_s)} \right|^2, \quad (1)$$

式中 σ_0 表示雷达后向散射系数 (能量); θ 为雷达入射角度; ϵ_s 为土壤相对介电常数; T_1 和 T_2 表示雷达数据获取的时间; α_{PP} 为极化幅度, 是雷达入射角度和土壤介电常数的函数; PP 表示极化方式, 为 HH 或者 VV。

若采用小扰动模型描述地表的散射, 极化幅度 α_{PP} 可表达为

$$|\alpha_{HH}(\theta, \epsilon_s)| = \left| \frac{\cos \theta - \sqrt{\epsilon_s - \sin^2 \theta}}{\cos \theta + \sqrt{\epsilon_s - \sin^2 \theta}} \right|, \quad (2)$$

$$|\alpha_{VV}(\theta, \epsilon_s)| = \left| \frac{(\epsilon_s - 1) [\sin^2 \theta - \epsilon_s (1 + \sin^2 \theta)]}{(\epsilon_s \cdot \cos \theta + \sqrt{\epsilon_s - \sin^2 \theta})^2} \right|. \quad (3)$$

在获取 2 个时相的 SAR 影像之后, 可以根据式 (1) 得到一个观测方程

$$|\alpha_{PP}^{T_2}(\theta, \epsilon_s)| - \sqrt{\frac{\sigma_{0,PP}^{T_2}}{\sigma_{0,PP}^{T_1}}} \cdot |\alpha_{PP}^{T_1}(\theta, \epsilon_s)| = 0. \quad (4)$$

为了保证假设的合理性, 通常采用连续的 2 幅影像构成一个观测方程。对于 N 景连续观测的 SAR 影像, 可以构成 $N-1$ 个方程, 其组成方程组为

$$\begin{bmatrix} 1 & -\sqrt{\frac{\sigma_{0,VV}^1}{\sigma_{0,VV}^2}} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -\sqrt{\frac{\sigma_{0,VV}^2}{\sigma_{0,VV}^3}} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & -\sqrt{\frac{\sigma_{0,VV}^{N-1}}{\sigma_{0,VV}^N}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} |\alpha_{PP}^1(\theta, \epsilon_s)| \\ |\alpha_{PP}^2(\theta, \epsilon_s)| \\ \dots \\ |\alpha_{PP}^N(\theta, \epsilon_s)| \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

(5)

对于方程组 (5), 存在 N 个土壤水分未知数。因此, 求解土壤水分是一个欠定问题, 存在无数多个解。为了对方程组进行求解, 需要对 α_{PP} 的取值范围进行限定, 进而采用边界约束最小二乘算法进行求解。对于给定的雷达入射角度和土壤水分范围, α_{PP} 的取值约束条件表达为

$$\alpha_{\min} \leq \alpha_{PP}^i \leq \alpha_{\max}, \quad 1 \leq i \leq N, \quad (6)$$

式中 α_{\min} 和 α_{\max} 分别表示极化幅度 α_{PP} 在给定雷达入射角和土壤水分范围条件下的最小值和最大值。

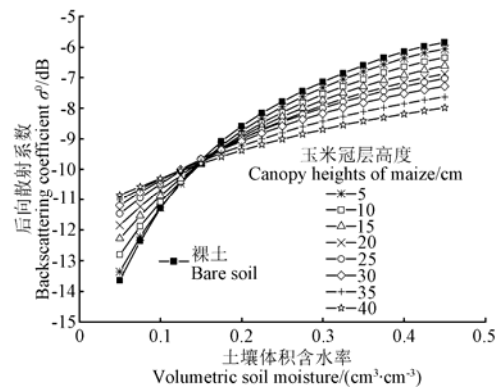
对方程组采用边界约束最小二乘进行求解, 得到极化幅度 α_{PP} 的值, 进而可以根据式 (2) 或式 (3) 求得土壤的介电常数 ϵ_s , 最后采用介电混合模型将介电常数转为为土壤体积含水量 m_v 。

3 结果与分析

3.1 模型验证

本文采用理论雷达后向散射系数模型对 Alpha 近似模型应用于土壤水分反演的合理性进行了验证。本研究采用的理论模型是通过 Matrix Doubling 方法求解辐射传输方程得到的, 并且利用玉米地的地面测量数据和星载 C 波段 SAR 数据进行了验证^[23-24]。模型的主要输入参数为植被冠层高度 H , 其他植被参数如叶片的宽度、长度和厚度, 茎秆的长度和直径等则通过大量实测数据拟合得到^[23-24]。模型的其他输入参数则根据实际情况和测量结果进行设置, 主要包括: 雷达入射波频率为 5.4 GHz; 入射角度 θ 设置为 40°; 地表均方根高度 h_{rms} 设置为 1.2 cm; 相关长度 cl 设置为 9.4 cm; 表面自相关函数设置为指数型。为了模拟地表不同的植被和土壤水分情况, 土壤体积含水量 m_v 变化范围为 [0.05, 0.45] cm^3/cm^3 , 间隔为 0.025 cm^3/cm^3 ; 玉米冠层高度变化范围为 [0, 40] cm, 间隔为 5 cm。

不同植被冠层高度下雷达后向散射系数随着土壤体积含水量的变化如图 2。



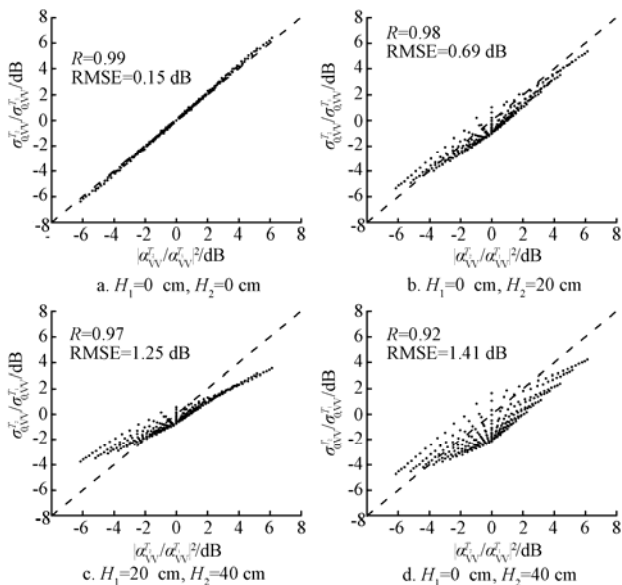
注: 雷达入射角度 $\theta=40^\circ$; 均方根高度 $h_{rms}=1.2$ cm; 相关长度 $cl=9.4$ cm。
Note: Radar incidence angle $\theta=40^\circ$; root mean error height $h_{rms}=1.2$ cm; correlation length $cl=9.4$ cm.

图 2 不同冠层高度下雷达后向散射系数 σ^0 随着土壤体含水量的变化。

Fig.2 Simulated backscattering coefficient σ^0 at VV polarization for different volumetric soil moisture and different crop heights

从图 2 中可以看出, 随着土壤体积含水量的增加, 雷达后向散射系数逐渐增加。在地表为裸土时, 雷达后向散射系数对于土壤体积含水量的变化最为敏感。随着植被冠层的增加, 雷达后向散射系数对于土壤水分变化的敏感性逐渐降低。其他研究也表明, 当作物的叶面积指数 (leaf area index, LAI) 大于 1 时, 雷达后向散射系数将对于土壤水分的变化不敏感^[25]。由于缺少地面辅助数据, 无法对辐射传输模型的精度进行独立验证。但是, 辐射传输模型的模拟结果与 Maity 等^[26]和 Du 等^[27]的结果相似, 说明该模型能够很好地反映雷达后向散射系数随着地表参数变化的趋势。

在重复观测的时间段内, 假设地表粗糙度保持不变, 只有植被冠层高度 H 和土壤水分 m_v 发生变化。对于 T_1 时刻, 地表的状况用 (H_1, m_{v1}) 表示, 在 T_2 时刻, 地表状况用 (H_2, m_{v2}) 表示。4 种不同植被冠层高度变化下, 辐射传输模型模拟的 2 个时刻雷达后向散射系数的比值 $\sigma_{0,vv}^T/\sigma_{0,vv}^{T_1}$ (式 (1) 的左边项) 和 Alpha 近似模型的模拟值 $|\alpha_{vv}^T/\alpha_{vv}^{T_1}|^2$ (式 (1) 的右边项) 对比见图 3。



注: $\sigma_{0,vv}^T/\sigma_{0,vv}^{T_1}$ 为 T_2 和 T_1 时刻雷达后向系数的比值 (式 (1) 左边项); $|\alpha_{vv}^T/\alpha_{vv}^{T_1}|^2$ 为 T_2 和 T_1 时刻 Bragg 散射系数比值的平方 (式 (1) 的右边项); H_1 和 H_2 分别为 T_1 和 T_2 时刻的玉米冠层高度。
Note: $\sigma_{0,vv}^T/\sigma_{0,vv}^{T_1}$ represents ratio of backscatter intensities between two acquisition dates T_1 and T_2 (left term of Equation (1)) while $|\alpha_{vv}^T/\alpha_{vv}^{T_1}|^2$ indicates its corresponding squared ratio of Bragg scattering coefficients(right term of Equation (1)); H_1 and H_2 are maize canopy heights for T_1 and T_2 , respectively.

图 3 不同玉米冠层高度时辐射传输模型的模拟值 $\sigma_{0,vv}^T/\sigma_{0,vv}^{T_1}$ 与

Alpha 近似模型 $|\alpha_{vv}^T/\alpha_{vv}^{T_1}|^2$ 散点图

Fig.3 Scatterplots of $\sigma_{0,vv}^T/\sigma_{0,vv}^{T_1}$ from radiative transfer approach versus $|\alpha_{vv}^T/\alpha_{vv}^{T_1}|^2$ from alpha approximation approach for different vegetation conditions

在 2 个不同的获取时刻, 当地表类型都为裸土时 (图 3a), Alpha 近似模型的模拟值与辐射传输模型的模拟值在 1:1 线附近, 均方根误差为 0.15 dB, 表明 Alpha 近似模型与辐射传输模型非常吻合。随着植被冠层高度的增加, 均方根误差逐渐增大。当冠层的高度变化为 20 cm 时 (图 3b 和图 3c), Alpha 近似模型仍然能够取得较好

的效果, 均方根误差最大达到 1.25 dB。当植被高度变化较大时 (图 3d), Alpha 近似模型与辐射传输模型之间存在较大的误差, RMSE 达到了 1.41 dB。图 3 也表明 Alpha 近似模型对辐射传输模型的近似取决于农作物冠层的高度以及作物冠层高度的变化。总的来说, 在裸露地表情况下, Alpha 近似模型与辐射传输模型非常吻合; 在植被高度较小且植被变化不大的情况下, Alpha 近似模型是对辐射传输模型较好的近似。这与模型的假设一致, 即模型适用于土壤粗糙度和植被变化不显著的情况下^[16]。

3.2 土壤水分反演结果

通过对比 Alpha 近似模型和辐射传输模型的模拟值, 发现 Alpha 近似模型能够适用于裸露地表和未封垄的低矮玉米地的土壤水分反演。采样点的 NDVI 平均值时间序列 (图 4) 反映了地表的植被变化情况。从图 4 中可以看到, NDVI 的值随着玉米的生长而变大, 与实地观测到的玉米的高度相一致。在 5 月 30 日 (一年中的天数 DOY=150) 左右, 玉米处于三叶期, NDVI 值较小, 接近于裸露地表的值。随着玉米的生长, 其高度在 30~40 cm 之间 (DOY=169) 时, NDVI 的值达到 0.30 左右。从 NDVI 的时间序列可以看出, 对于序号为 D1 (DOY=132)、D2 (DOY=144) 和 D3 (DOY=156) 的 SAR 数据, 地表几乎可以当作裸露地表, 而对于序号为 D4 (DOY=168) 的 SAR 数据, 其后向散射系数则受到植被的影响。

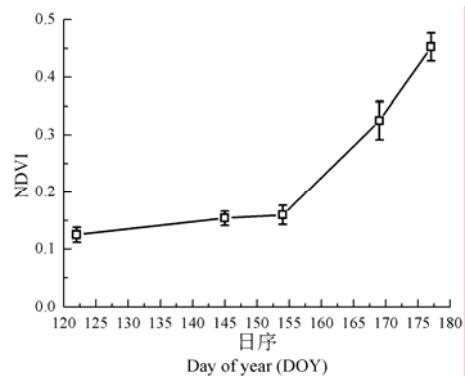


图 4 基于 Landsat 数据的采样点 NDVI 平均值时间序列

Fig.4 Time-series of averaged NDVI values on test samples from Landsat data

在构建土壤水分反演的观测方程时, 相隔 12 d 的 SAR 数据 (如 D1 和 D2, D2 和 D3, 以及 D3 和 D4) 可以构成 3 个观测方程, 然后采用约束边界最小二乘方法进行求解^[16], 最后得到了 4 个 SAR 数据获取时刻的土壤水分结果, 如图 5 所示。5 月 12 日和 5 月 24 日 2 个获取时刻的土壤体积含水量比较低, 研究区土壤体积含水量均值在 $0.10 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 左右, 空间差异较小。通过查询历史天气数据可知, 5 月 12 日和 5 月 24 日前 1 周, 都没有降雨发生, 土壤比较干旱, 因此土壤体积含水量比较低。6 月 5 日反演的土壤体积含水量相整体上较高, 研究区土壤体积含水量的均值在 $0.21 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 左右, 说明土壤相对比较湿润。这由于在 6 月 5 日有明显的降雨过程发生,

土壤体积含水量的反演结果比较合理。6月17日反演的土壤体积含水量较高,研究区土壤体积含水量的均值在 $0.17\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 左右。研究区在6月17日有零星的降雨,土壤水分略有升高。总体而言,4d的土壤水分反演结果基本上符合土壤水分的时间变化趋势,与历史降雨情况比较吻合。

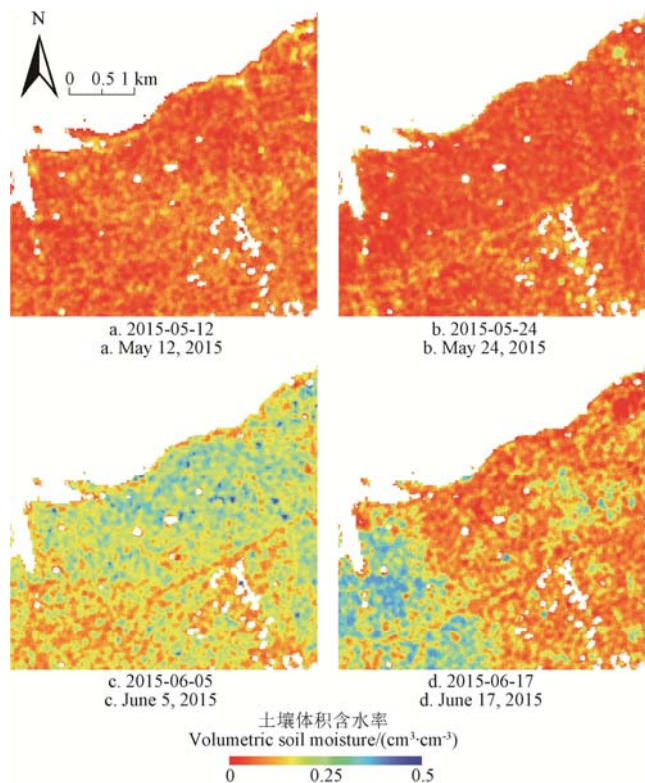


图5 不同时间土壤湿度反演结果

Fig.5 Soil moisture maps for different acquisition dates

尽管本文设计了2次地面观测试验,但是只有2015年6月17日的地面观测数据与Sentinel-1 SAR数据同步。因此,本文只对6月17日的反演结果进行了验证。图6给出了2015年6月17日的土壤水分地面观测值与反演值的散点图。可以看到,大部分的值都落在1:1线附近。最大的反演误差达到了 $0.10\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,均方根误差RMSE为 $0.06\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,平均偏差为 $0.01\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,反演精度较好,可以满足田间土壤水分的监测的要求。

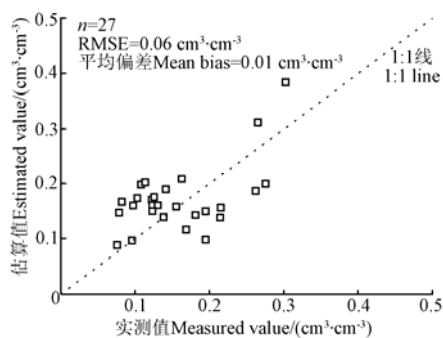


图6 2015年6月17日土壤体积含水量的实测值与估算值比较

Fig.6 Comparison of estimated and measured soil volumetric moisture water content for June 17, 2015

3.3 讨论

从图4中地表NDVI变化曲线可以看出,从D3到D4(相隔12d),NDVI变化增加较大,表明玉米处于快速生长期,生长速率较快,植被状况会发生较大变化,可能会对土壤水分的反演结果产生影响。由于本文采用的是Sentinel-1A SAR数据,重访周期为12d。在Sentinel-1B卫星发射后,重访周期将达到6d,这一问题有望得到缓解。值得注意的是,从辐射传输模型的模拟结果来看,在植被冠层高度变化不大的情况下,Alpha近似模型与辐射传输模型具有很好的相关性,但是存在明显的系统性偏差。如果已知地表植被状况(如通过光学数据获取),对式(1)进行系统性校正,可以使得Alpha近似模型的适用性得到扩展,该研究需要更多地面观测数据的支持。

在本文的研究区域,4景SAR影像的平均入射角度在 40° 左右,差异较小,因此2次观测之间雷达入射角度的变化对土壤水分反演结果的影响没有被考虑,但是将Alpha近似模型应用于其他区域时,需要进一步考虑雷达入射角的影响。另外,由于本文获取的Sentinel-1 SAR数据只有VV和HV2种极化方式,其他常用的土壤水分反演模型如Oh模型^[28],Dubious模型^[29]等建立在同极化数据(HH和VV)的基础上,这些常用方法无法适用于Sentinel-1 SAR数据。因此本文没有将Alpha近似模型和这些常用方法进行对比分析,在后续的研究中需要加强地面观测试验和对比试验。

4 结论

本文结合Alpha近似模型,采用多时相Sentinel-1 SAR数据进行了农田地表土壤水分反演的研究,主要结论包括:

1) 辐射传输模型与Alpha近似模型对比分析结果表明,对于土壤散射占主导的裸露地表和稀疏植被区域,Alpha近似模型与辐射传输模型比较吻合,说明Alpha近似模型能够有效地消除地表粗糙度和植被对雷达后向散射系数的影响,适用于地表粗糙度和植被状况变化不明显情况下的地表土壤水分的反演。

2) 采用Alpha近似模型从多时相的Sentinel-1 SAR数据中反演得到了土壤水分,反演的均方根误差为 $0.06\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,表明多时相Sentinel-1 SAR数据在农田地表土壤水分反演方面具有较大的潜力。

本文的研究存在一些不足,在后续的研究中需要加强地面观测试验以及与其他土壤水分反演方法的对比分析。另外,需要进一步探讨Alpha近似模型在其他农田地表类型的适用性,以及入射角度、极化方式等因素对土壤水分反演精度的影响。借助Sentinel-1 SAR数据高重访周期和高分辨率的特点,本文的研究可以进一步扩展Sentinel-1 SAR数据农田土壤水分的监测中的应用,为农田干旱监测、作物估产提供支持。

[参考文献]

- [1] Legates D R, Mahmood R, Levina D F, et al. Soil moisture: A central and unifying theme in physical geography[J]. *Progress in Physical Geography*, 2010, 35(1): 65—86.
- [2] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. *Microwave Remote Sensing: Active and Passive, Vol. II: Microwave Remote Sensing Fundamentals and Radiometry*[M]. Dedham, Massachusetts: Artech House, 1986: 861—920.
- [3] 陈晶, 贾毅, 余凡. 双极化雷达反演裸露地表土壤水分[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(10): 109—115.
Chen Jing, Jia Yi, Yu Fan. Soil moisture inversion by radar with dual-polarization[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2013, 29(10): 109—115. (in Chinese with English abstract)
- [4] 王军战, 鲍艳松, 张友静, 等. 多极化多角度 ASAR 数据反演裸露和小麦地表土壤湿度[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(6): 205—210.
Wang Junzhan, Bao Yansong, Zhang Youjing, et al. Soil moisture inversion using multi-polarization and multi-angle ENVISAT ASAR data in surface soils of bare area and wheat-covered area[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(6): 205—210. (in Chinese with English abstract)
- [5] Gherboudj I, Magagi R, Berg A A, et al. Soil moisture retrieval over agricultural fields from multi-polarized and multi-angular RADARSAT-2 SAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(1): 33—43.
- [6] Bindlish R, Barros A P. Multifrequency soil moisture inversion from sar measurements with the use of IEM[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 71(1): 67—88.
- [7] Bindlish R, Jackson T, Sun R, et al. Combined passive and active microwave observations of soil moisture during CLASIC[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(4): 644—648.
- [8] 余凡, 赵英时. 基于主被动遥感数据融合的土壤水分信息提取[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(6): 187—192.
Yu Fan, Zhao Yingshi. Soil moisture information extraction based on integration of active and passive remote sensing data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2011, 27(6): 187—192. (in Chinese with English abstract)
- [9] Mattar C, Wigneron J P, Sobrino J A, et al. A combined optical-microwave method to retrieve soil moisture over vegetated areas[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(5): 1404—1413.
- [10] Yu Fan, Zhao Yingshi. 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): 1955—1964.
- [11] Engman E T, Chauhan N. Status of microwave soil moisture measurements with remote sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51(1): 189—198.
- [12] Wagner W, Lemoine G, Borgeaud M, et al. A study of vegetation cover effects on ERS scatterometer data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(2): 938—948.
- [13] Wagner W, Lemoine G, Rott H. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 70(2): 191—207.
- [14] 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.
- [15] Lu Z, Meyer D J. Study of high SAR backscattering caused by an increase of soil moisture over a sparsely vegetated area: Implications for characteristics of backscattering[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(6): 1063—1074.
- [16] Balenzano A, Mattia F, Satalino G, et al. Dense temporal series of C- and L-band sar data for soil moisture retrieval over agricultural crops[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2011, 4(2): 439—450.
- [17] Balenzano A, Mattia F, Satalino G, et al. SMOSAR algorithm for soil moisture retrieval using Sentinel-1 data[C]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2012: 1200—1203.
- [18] Hornacek M, Wagner W, Sabel D, et al. Potential for high resolution systematic global surface soil moisture retrieval via change detection using Sentinel-1[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(4): 1303—1311.
- [19] Satalino G, Balenzano A, Mattia F, et al. Sentinel-1 SAR data for mapping agricultural crops not dominated by volume scattering[C]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2012: 6801—6804.
- [20] Paloscia S, Pettinato S, Santi E, et al. Soil moisture mapping using Sentinel-1 images: Algorithm and preliminary validation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134(4): 234—248.
- [21] Torres R, Snoeij P, Geudtner D, et al. GMES Sentinel-1 mission[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 120(6): 9—24.
- [22] Lee J S, Grunes M R, De Grandi G. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2363—2373.
- [23] Bracaglia M, Ferrazzoli P, Guerriero L. A fully polarimetric multiple scattering model for crops[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 54(3): 170—179.
- [24] Blaes X, Defourny P, Wegmuller U, et al. C-band polarimetric indexes for maize monitoring based on a validated radiative transfer model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(4): 791—800.
- [25] Beriaux E, Lucau-Danila C, Auquier E, et al. Multiyear independent validation of the water cloud model for retrieving maize leaf area index from SAR time series[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(12): 4156—4181.
- [26] Maity S, Patnaik C, Chakraborty M, et al. Analysis of temporal backscattering of cotton crops using a semiempirical model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(3): 577—587.
- [27] Du Y, Ulaby F T, Dobson M C. Sensitivity to soil moisture by active and passive microwave sensors[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(1): 105—114.

- [28] Oh Y. Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote sensing, 2004, 42(3): 596–601.
- [29] Dubois P C, van Zyl J, Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(4): 915–926.

Soil moisture retrieval using multi-temporal Sentinel-1 SAR data in agricultural areas

He Lian, Qin Qiming*, Ren Huazhong, Du Jun, Meng Jinjie, Du Chen

(Institution of Remote Sensing and Geographical Information System, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: Soil moisture is a key variable that links the water and energy cycles. Its information is also essential for many applications, such as agricultural drought monitoring, crop status monitoring and crop yield prediction. Sentinel-1 of the European Space Agency (ESA) is composed of 2 satellites, Sentinel-1A and Sentinel-1B, which share the same orbital plane with a 180° orbital phasing difference. The Sentinel-1 mission can provide C-band synthetic aperture radar (SAR) data with a global revisit time of just 6 days and high spatial resolution of about tens of meters, thus showing a strong potential for global soil moisture monitoring at high/moderate spatial resolutions. The aim of this study was to investigate the capability of multi-temporal Sentinel-1 C-band SAR data with a short repeating cycle in soil moisture estimation over agricultural fields. In order to retrieve soil moisture, an algorithm based on the change detection technique was utilized. This algorithm (referred to as alpha approximation approach) relies on the assumptions that the contributions of vegetation and surface roughness to the radar backscattered signal are multiplicative. Therefore, the effects of vegetation and surface roughness on radar backscattering coefficients can be decoupled from the effects of soil moisture changes by rationing multi-temporal like-polarized (HH and VV) intensities between two close acquisition dates. The ratio is expected to track changes in soil moisture only since the changes of surface roughness, canopy structure and vegetation biomass take place at longer temporal scales than soil moisture changes. The alpha approximation approach was firstly evaluated by comparing with data sets simulated by a theoretical radiative transfer (RT) scattering model. It was found that the alpha approximation approach was overall in good agreement with the RT scattering model without introducing significant errors for bare surface and low vegetation area, which confirmed that the alpha approximation approach was a simple and effective way to reduce the influences of vegetation and surface roughness. Furthermore, under the assumption of alpha approximation, the ratio of 2 consecutive backscatter measurements could be approximately represented as the squared ratio of corresponding Bragg scattering coefficients. For Sentinel-1 SAR data with only one like-polarized channel (i.e. VV), N SAR acquisitions would result in $N - 1$ linear equations in N unknown Bragg scattering coefficients. To solve this underdetermined system of equations, a bounded linear least-squares optimization was applied. Once the unknown Bragg scattering coefficients were retrieved, the relative dielectric constant could be analytically derived with the soil moisture being estimated by the inversion of microwave dielectric model. The alpha approximation approach was then applied to 4 consecutive Sentinel-1 SAR images acquired over Huailai experiment field. Soil moisture maps were successfully obtained for each date. The results were validated using ground measurements on one acquisition date, with root mean squared error (RMSE) value of $0.06 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ and mean bias value of $0.01 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$. The results demonstrated the overall good performance of the alpha approximation approach. These results imply that multi-temporal Sentinel-1 SAR data show great potential in achieving high resolution and accurate soil moisture retrievals over agricultural fields.

Keywords: soil moisture; remote sensing; synthetic aperture radar; retrieval; multi-temporal; agricultural fields