

基于微波与光学遥感的石漠化地区 土壤剖面含水率反演模型研究

殷超^{1,2}, 周忠发^{1,2*}, 谭玮颐^{1,2}, 王平^{2,3}, 冯倩^{1,3}

(1. 贵州师范大学喀斯特研究院, 贵州 贵阳 550001;

2. 国家喀斯特石漠化防治工程技术研究中心, 贵州 贵阳 550001;

3. 贵州省喀斯特山地生态环境国家重点实验室培育基地, 贵州 贵阳 550001)

摘要: 土壤水是全球生态系统的重要组成部分, 定量遥感估测喀斯特石漠化地区土壤含水率, 可为石漠化治理和生态恢复工作提供基础数据和理论支撑。通过 Sentinel-1A 和 Landsat 8 影像数据, 运用水云模型提取灌木林地和疏林地的土壤后向散射系数, 并计算旱地与有林地的 TVDI。并结合实测数据, 利用拟合分析对不同深度土壤含水率进行建模, 从而对土壤含水率进行反演。结果表明 VH 极化二次曲线模型和 VH 极化三次曲线模型分别适用于灌木林地 0~5 cm 和 5~10 cm 深度的土壤含水率反演, 其 R^2 和 RMSE 分别为 0.87、0.87 和 4.57%、4.29%。疏林地 0~5 cm 和 5~10 cm 深度土壤含水率反演宜选用 VH 极化指数回归模型和 VH 极化下的线性回归模型, 各模型的 R^2 与 RMSE 分别为 0.736、0.72 和 9.77%、11.28%。三次曲线模型和 Logistic 回归模型分别适用于旱地和有林地的土壤含水率的反演, 各模型的 R^2 与 RMSE 在 0~5 cm 深度分别为 0.85、0.69 和 2.88%、4.02%, 在 5~10 cm 分别为 0.76、0.23 和 3.5%、6.37%。

关键词: Sentinel-1A; 土壤含水率; 土壤后向散射系数; TVDI; 水云模型

中图分类号: TP79; S152.7 文献标识码: A

Inversion model of soil profile moisture content in rocky desertification area based on microwave and optical remote sensing

YIN Chao^{1,2}, ZHOU Zhong-Fa^{1,2*}, TAN Wei-Yi^{1,2}, WANG Ping^{2,3}, FENG Qian^{1,3}

(1. School of Karst Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550001, China;

2. State Engineering Technology Institute for Karst Desertification Control, Guiyang 550001, China;

3. The State Key Laboratory Incubation Base for Karst Mountain Ecology Environment of Guizhou Province, Guiyang 550001, China)

Abstract: Soil water is an important component of the global ecosystem. Quantitative remote sensing estimation of soil water content in Karst Rocky Desertification Area can provide basic data and theoretical support for rocky desertification control and ecological restoration. It also provides guidance for agricultural activities in Rocky Desertification Areas. Based on Sentinel-1A and Landsat 8 image data, the backscatter coefficients of shrub land and sparse woodland were extracted by using water cloud model, and TVDI of dry land and forest land were calculated by simplified T_s /NDVI feature space. Combined with the measured data, the soil moisture content of different depths was modeled by fitting analysis, which was used to inverse the soil moisture content. The results show that the VH polarization quadratic curve model and the VH polarization cubic curve model are suitable for inversion of soil water content at depths of 0~5 cm and 5~10 cm in shrub lands, respectively. The R^2 and RMSE of the two models were 0.87, 0.87 and 4.57%, 4.29% individually. The exponential regression model of VH

收稿日期: 2017-06-27 修回日期: 2017-10-18

Received date: 2017-06-27 revised date: 2017-10-18

基金项目: 国家自然科学基金地区项目“喀斯特石漠化地区生态资产与区域贫困耦合机制研究”(41661088); 贵州省高层次创新型人才培养计划—“百”层次人才(黔科合平台人才[2016]5674); 贵州省重大应用基础研究项目“喀斯特石漠化生态修复及生态经济系统优化调控研究—岩土类型格局”(黔科合 JZ 字[2014]200201)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China(41661088); High Level Innovative Talents Training Program in Guizhou Province—“100” Level Talents([2016]5674); Major Application Basic Research Projects in Guizhou([2014]200201)

作者简介(Biography): 殷超(1992-)男,安徽六安人,硕士研究生,主要研究领域为喀斯特地貌与生态环境。E-mail: 997250278@qq.com

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: fa6897@163.com

polarization was applied to soil moisture inversion of sparse woodland in 0 ~ 5 cm depth and the linear regression model of VH polarization was suitable for 5 ~ 10 cm depth. The R^2 and RMSE of the two models are 0.736, 0.72 and 9.77%, 11.28% respectively. The best soil moisture inversion models of dry land and forested land are the cubic curve model and the logistic regression model respectively. And the R^2 and RMSE of 0 ~ 5 cm depth soil moisture inversion are 0.85, 0.69 and 2.88%, 4.02%, while in 5 ~ 10 cm depth the value of R^2 and RMSE are 0.76, 0.23 and 3.5%, 6.37% individually.

Key words: Sentinel-1A, soil moisture, soil backscattering coefficient, TVDI, water cloud model

PACS: 07.57.Pt

引言

土壤水是指由地面向下至地下水(潜水面)以上土壤层中的水分^[1],是全球生态系统的重要组成部分,是地表与大气界面的重要状态参数^[2-3],也是喀斯特石漠化地区石漠化治理和生态恢复的重要基础^[4]。基于各类卫星遥感反演土壤水分的研究,国内外成果已较为丰富,并建有一系列的经验半经验模型^[5-6]。微波遥感对土壤水分敏感度高,并具有连续监测能力,因此在土壤含水率反演研究中应用十分广泛^[7]。在土壤水分的微波遥感反演研究中,反演精度受到土壤介电常数^[8]、地表粗糙度^[9-10]和植被覆盖度^[11]等的影响。因此许多学者在土壤水反演研究中运用和建立了一系列经验和半经验模型。如“水云模型”、Oh模型^[12]、Dubois模型^[13]和IEM模型^[14]等。其中“水云模型”的形式简单、参数易获取,被广泛使用。如国外Hajj等^[15-16]利用X波段和水云模型对草地土壤含水率进行了反演;Bériaux^[17]等利用水云模型对玉米叶面积进行了提取和监测。Imen和Kim^[18-19]等利用多时相、多极化SAR影像,对耕地土壤含水率进行了反演。国内赵昕^[20]等利用多源、多极化和多时相遥感影像,结合“水云模型”和RVI、LAI、TVDI^[21-22]等指标,对土壤水分和植被含水量进行了反演研究。曾旭婧^[23-24]等利用SAR影像结合NDVI数据,对不同土地利用方式下的深度0~10cm的地表土壤水分进行了反演研究。前期研究虽然成果丰富,针对不同气候区、不同土地利用类型、不同植被覆盖度等条件下的土壤含水率,提出了对应的反演方法和模型。但对地形复杂、地块破碎的喀斯特石漠化地区的土壤水反演研究仍十分欠缺。故利用Sentinel-1A SAR和Landsat-8 OLI多光谱影像数据,结合水云模型与TVDI对不同土地利用类型的地表土壤水含量进行估测,从而为喀斯特石漠化地区的生态环境修复和农业生产等活动,提供一定的指导和理论依据。

1 研究区概况

花江峡谷位于贵州省西南关岭县与贞丰县交接地带的北盘江花江段,北盘江在此处切割,形成一宽谷套峡的叠置谷^[25]。研究区所处经纬度范围为105°36'30" E ~ 105°46'30" E, 25°39'13" N ~ 25°41'00" N, 总面积47.63 km²,喀斯特分布区占88.07%,生态环境脆弱。轻度以上石漠化土地面积和土壤侵蚀面积分别占研究区总面积63.2%和44.6%^[26]。研究区属亚热带季风气候区,年均温18.4℃,年平均降水量1100 mm,但时空分布不均,夏季多暴雨,5~10月降水量占全年总降水量的83%。土壤以石灰土为主,土层浅薄,分布不连续,保水性和耐旱性差^[27]。

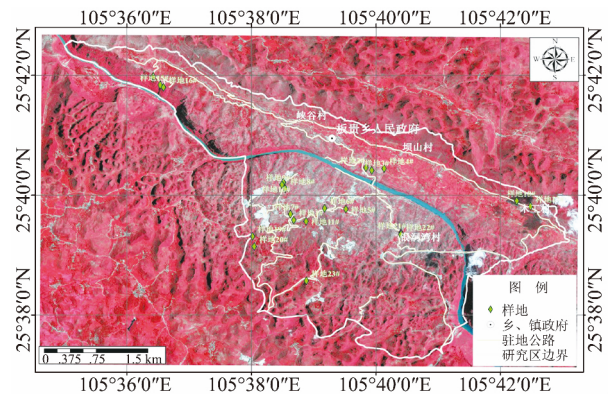


图1 研究区位置分布图

Fig. 1 The location of study area

2 材料与方法

2016年8月在研究区选取旱地、有林地、疏林地和灌木林地四种主要土地利用类型,并选取了旱地样地9块(样地5、6、7、10、14、19),有林地样地7块(样地3、9、15、22),灌木林地6块(样地1、4、21),疏林地7块(样地20、8、16、2),其中样地1~4、7~10、14~16在实地布点时受研究区破碎地形的影响分为两部分,因此在数据处理过程中视为两

个样本进行处理. 利用网格法在每块样地中设置 5 个样方, 每块样方 6 m* 6 m. 土壤水分按照 5、10、15、20 cm 深度, 采用 TDR-300 土壤水分测定仪进行测定. 同时利用威尔科斯基法(环刀法), 按上述深度进行土样采集, 采集后尽快带回实验室利用烘干法对土壤质量含水量等指标进行测定, 以校正仪器测定可能存在的误差, 保证数据的真实性. 影像数据选取 2016 年 8 月 7 日的 Sentinel-1A 干涉宽模式(Interferometric Wide, IW) 下的 S-1 TOPS-mode GRD 双极化(VH 极化、VV 极化) 影像. 运用 ESA 发布的 S1Toolbox, 对 SAR 影像进行辐射校正、地形校正、滤波处理等预处理. NDVI 值的提取, 利用 Landsat-8 OLI 多光谱影像, 在 ENVI 波段计算器计算获得.

土壤后向散射系数运用水云模型进行计算, 表达式^[28-29]如下:

$$\sigma^{\circ} = \sigma_{veg}^{\circ} + \lambda^2 \times \sigma_{soil}^{\circ} \quad , \quad (1)$$

$$\sigma_{veg}^{\circ} = A \times m_v \cos\theta (1 - \lambda^2) \quad , \quad (2)$$

$$\lambda^2 = \exp(-2B \times m_v \times \sec\theta) \quad , \quad (3)$$

$$m_v = 1.9134 \times NDVI^2 - 0.3215 \times NDVI \quad , \quad (4)$$

式中 σ° 为后向散射系数; σ_{veg}° 为植被散射系数; λ^2 为植被双层衰减因子; θ 为雷达入射角; A 、 B 为经验常数, 其取决于植被类型和电磁波频率; m_v 为植被含水量, 可由经验模型进行计算获得^[23].

研究区内地形崎岖, 地块破碎, 地表覆盖类型为旱地(作物以玉米为主)、有林地及稀疏灌木等, 植被组合方式复杂, 受地面条件的限制, 难以对植被参数进行实测. Bindlish^[28] 等研究中的水云模型参数包含综合方式、草地、牧场和冬小麦 4 种(如表 1). 对于表 1 中参数的波段和极化适用性问题, Bindlish 和 Barros^[28] 结合不同地表类型下的植被透射率、后向散射系数、雷达影像阴影等因子间的关系和 IEM 模型等方法的验证认为, A 、 B 、 a 三个参数适用于 L 、 X 、 C 中任意一个波段, 及其中的各极化方式. 研究区稀疏灌木林地以花椒、低矮灌丛与杂草共生为主, 植被覆盖度较低. 根据各个采样点的坐标, 对预处理完成的 SAR 影像进行后向散射系数的提取, 结合综合模式下的水云模型计算灌木林地和疏林地样地中样点的土壤后向散射系数, 模型参数取 $A = 0.0012$, $B = 0.091$.

由于 C 波段对高大植被和高植被覆盖区穿透能力有限, 因此 C 波段对于乔木和以高大玉米为主的旱地土壤含水率的反演受波段特征限制难以实现. 而在光学遥感中, 通过植被指数和地表温度间的

表 1 水云模型中不同土地利用方式的植被参数

Table 1 The vegetation parameters of different land use types in the cloud model

模型参数	综合方式	草地	牧场	冬小麦
A	0.0012	0.0009	0.0014	0.0018
B	0.091	0.032	0.084	0.138
a	2.12	1.87	1.29	10.6

关系^[29]对高大植被和高植被覆盖区土壤含水率进行反演. 因此本文引用 TVDI(温度植被干旱指数), 通过提取 NDVI 和地表实测温度反演乔木和旱地 0~10 cm 深度土壤含水率, 与基于 sentinel-1A 影像反演的灌木林地和疏林地土壤含水率相结合, 获得研究区土壤含水率状况. TVDI 可通过简化的 T_s /NDVI 特征空间计算得到, 在 TVDI 理论中, 湿边表示最高土壤含水率($TVDI = 1$), 干边表示最低土壤含水率($TVDI = 0$), 土壤含水率从干边到湿边按一定的线性关系增加^[30]. TVDI 计算如下:

$$TVDI = \frac{T_s - T_{min}}{T_{max} - T_{min}} \quad , \quad (5)$$

式中 T_s 为实测地表温度, T_{min} 表示最低地表温度, T_{max} 表示最高地表温度.

在对 T_s /NDVI 特征空间进行三角形的简化处理时, 根据 NDVI 与 T_s 间的关系, 可对 T_{min} 和 T_{max} 与 NDVI 进行拟合:

$$T_{min} = a \times NDVI + b \quad , \quad (6)$$

$$T_{max} = c \times NDVI + d \quad , \quad (7)$$

式中 a 、 b 、 c 、 d , 可通过 T_s /NDVI 特征空间的拟合计算得到.

综上, TVDI 可表示为:

$$TVDI = \frac{T_s - (a \times NDVI + b)}{c \times NDVI + d - (a \times NDVI + b)} \quad , \quad (8)$$

式中 T_s 、 T_{min} 与 T_{max} 与式(5)一致, NDVI 为提取的归一化植被指数.

土壤体积含水量可由土壤样品中水的体积与总体积的比值, 通过百分数表示:

$$\theta = \frac{V_w}{V_T} \times 100\% \quad , \quad (9)$$

式中 θ 为土壤体积含水量, V_w 为土壤样品中水的体积, V_T 为土壤样品总体积.

3 结果与分析

3.1 不同深度土壤含水率与土壤后向散射系数和 TVDI

对提取的 VH 和 VV 双极化土壤后向散射系数, 进行运算可获得 VH-VV 和 VH/VV 极化土壤后

向散射系数. 如图 2(a), 灌木林地样地土壤含水率在 0~5 cm 深度低于 5~10 cm, 两深度差值达 3.1~6.2%. 而同一深度不同样地间的土壤含水率差值则可高达 52%. 灌木林地 VH、VV、VH-VV、VH/VV 极化土壤后向散射系数范围分别为 -15.95~-13.15、-10.69~-3.29、-10.87~-4.97、1.46~4.13. 疏林地 0~5cm 深度土壤含水率范围为 26.6~78.7%, 而在 5~10cm 深度可达 31~86.9%, 差值最高可达 14.8%. 疏林地 VH、VV、VH-VV、VH/VV 土壤后向散射系数范围分别为 -16.86~-13.7、-11.77~-4.72、-10.85~-4.47、1.43~3.27(图 2(b)).

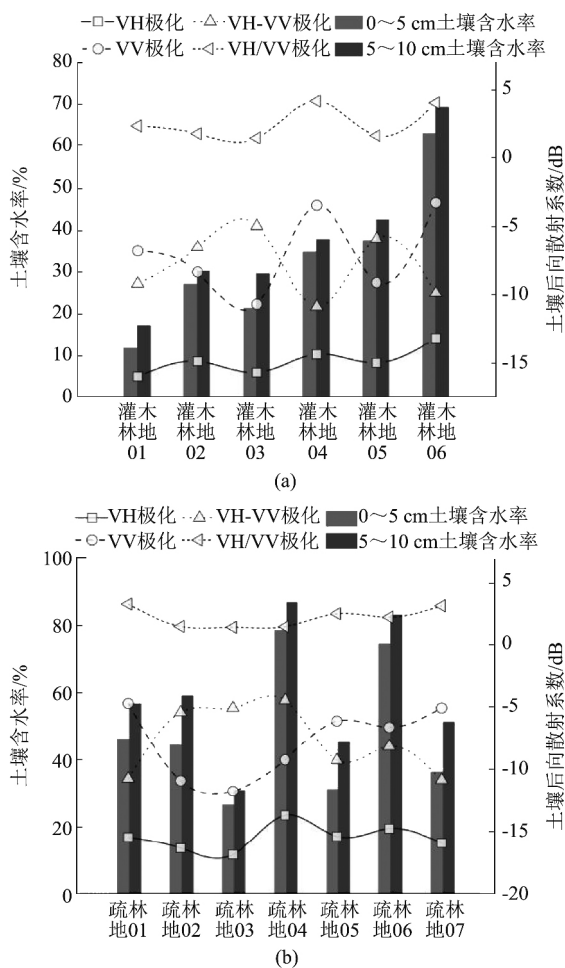


图 2 灌木林地与疏林地不同深度土壤含水率和不同极化土壤后向散射系数
Fig.2 The backscattering coefficient of different polarized and soil water content in different depth of shrub land and sparse woodland

如图 3a, 旱地土壤含水率在 0~5 cm 为 24.5~53.5% 在 5~10 cm 增至 38.5~69.8%, 两深度差值最大可达 20.9%, 且各样地 TVDI 范围可高达

0.811~0.972. 有林地 0~5 cm 土壤含水率可达 35.1~65.2%, 而 5~10 cm 可高达 48.3~69.6%, 不同深度差值最大可达 26.1%. 在 TVDI 方面, 有林地范围为 $1.56 \times 10^{-3} \sim 0.757$ (图 3(b)).

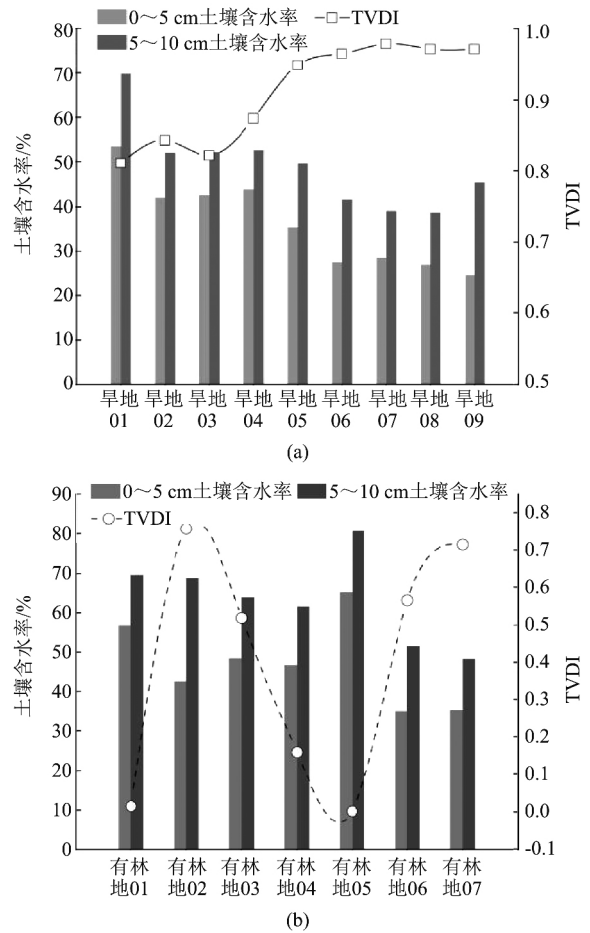


图 3 旱地与有林地不同深度土壤含水率和不同极化土壤后向散射系数
Fig.3 The backscattering coefficient of different polarized and soil water content in different depth of dry land and forested land

如表 2, 灌木林地各深度土壤含水率与 VH 极化下土壤后向散射系数的相关系数, 显著高于其他极化方式, 且 VH 极化下相关系数范围可达 0.93~0.957. 而 VV 极化及其他极化方式下土壤后向散射系数与土壤含水率相关系数最高仅 0.603, 显著低于 VH 极化. 疏林地 0~5 cm 土壤含水率与 VH 极化下的土壤后向散射系数的相关系数可达 0.855. 5~10 cm 深度下, 两者相关系数在 VH 极化方式下为 0.861. 而其他极化方式下两者相关性均不显著, 相关系数均低于 0.3. 旱地土壤含水率与 TVDI 间表现出显著的相关性, 0~5 cm 和 5~10 cm 深度土壤含水率与 TVDI 的相关系数分别可高达 -0.936 和

-0.847. 而在有林地土壤含水率与 TVDI 间的关系中, 两者也表现出较高的相关性, 两者在 0~5 cm 和 5~10 cm 深度的相关系数分别 -0.841 和 -0.632.

3.2 拟合分析

根据上述土壤后向散射系数及 TVDI 与实测土壤含水率间的关系, 通过建立两者间的拟合方程, 探讨对实测土壤含水率最优的反演方式, 从而选择响应关系显著的极化方式和最优的模型对不同深度的土壤含水率进行反演. 灌木林地 0~5 cm 土壤含水率与 VH 极化的拟合度较高(图 4(a)), 在 VH 极化下, 各方程的 R^2 范围可达 0.87~0.90. 同一深度下 VV 极化仅在三次曲线模型表现出较明显的拟合度(图 4(c)), R^2 分别为 0.68. 在 5~10 cm 深度条件下, VH 极化土壤后向散射系数与土壤含水率的拟合度略有降低(图 4(b)), 但 R^2 总体保持在 0.8 以上. 拟合度最高的均为指数回归方程, R^2 分别为 0.88. 对应的 VV 极化同样仅在三次曲线模型表现出一定的拟合度, R^2 为 0.55.

疏林地 0~5 cm 深度土壤含水率与 VH 极化土壤后向散射系数的拟合度较好(图 5(a)), 特别是指数曲线模型 R^2 可达 0.736; 而 Sine 曲线的拟合优度最低, R^2 仅达 0.54. 在 5~10 cm 深度下, VH 极化土壤后向散射系数与土壤含水率的拟合度范围可达 0.61~0.72(图 5(b)). 而在 VV 极化下, 两者的拟合度在 0~5 cm 和 5~10 cm 深度并不理想(图 5(c)), R^2 最高仅 0.54. 因此在疏林地的土壤含水率反演过程中, 宜选用 VH 极化方式.

在线性回归模型、二次曲线模型、三次曲线模型和 Logistic 模型下, 旱地 0~5 cm 深度土壤含水率与 TVDI 的拟合度均较高(图 6(a)), 且线性回归模型拟合度略高于其他模型, 各模型 R^2 分别可达 0.86、0.84、0.85 和 0.81. 在 5~10 cm 深度, 旱地土壤含水率与 TVDI 在三次曲线模型的拟合优度显著高于其他模型(图 6(b)), 其 R^2 可达 0.76, 而线性回归模型、二次曲线模型和 Logistic 模型的 R^2 范围仅 0.6~

0.676. 根据各模型的拟合优度可知, TVDI 与土壤含水率的相关性在 0~5 cm 深度要高于 5~10 cm.

有林地土壤含水率与 TVDI 的拟合度较旱地低, 在 0~5 cm 深度土壤含水率与 TVDI 的拟合中, Logistic 模型 R^2 达 0.69, 高于其他三种模型(图 7(a)). 三次曲线模型拟合度最低, R^2 仅 0.59; 而线性回归模型与二次曲线模型的 R^2 分别为 0.65 和 0.66. 有林地 5~10 cm 深度土壤含水率与 TVDI 的拟合度很低(图 6(b)), 拟合优度最高的为二次曲线模型, R^2 仅 0.33, 说明拟合 TVDI 对有林地 5~10 cm 深度土壤水反演效果将较差.

3.3 最优模型选取与精度分析

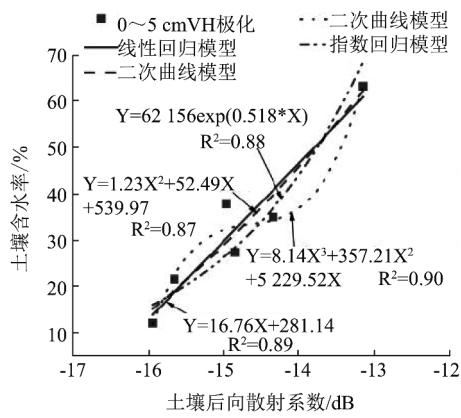
由于在各土地利用类型土壤含水率与土壤后向散射系数的拟合过程中, 部分极化方式或拟合方程的差异并不悬殊, 故需要通过反演精度进一步确定最优拟合方式. 本研究通过各个反演模型的土壤含水率的反演值与实测值间的均方根误差(RMSE)来反映各模型对实测值的反演精度. 在灌木林地 0~5 cm 深度下(图 8(a)), VH 极化下的线性回归模型、二次曲线模型、指数回归模型和 VV 极化三次曲线模型的 RMSE 分别为 4.66%、4.57%、5.44% 和 5.85%, 对应的 R^2 分别为 0.89、0.87、0.9 和 0.88. 综合拟合优度和 RMSE 可知 VH 极化下的二次曲线模型最适宜灌木林地 0~5 cm 土壤含水率的反演(图 8(a)). 在 5~10 cm 深度下, VH 极化下的线性回归模型、二次曲线模型、指数回归模型和 VV 极化三次曲线模型的 RMSE 分别为 5.94%、5.51%、4.29%、5.45% 和 7.19%, 对应的 R^2 分别为 0.83、0.81、0.87 和 0.88. 因此 VH 极化下三次曲线模型最适宜 5~10 cm 深度土壤含水率的反演.

各极化方式下的各个模型, 在疏林地 0~5 cm 的土壤含水率反演过程中(图 9(a)), RMSE 在 VH 极化下各模型中范围为 9.2~9.86%, 各模型 R^2 范围为 0.54~0.736. 其中 VH 极化下的指数回归模型在 RMSE 和 R^2 总体上均优于其他模型, 因此更适

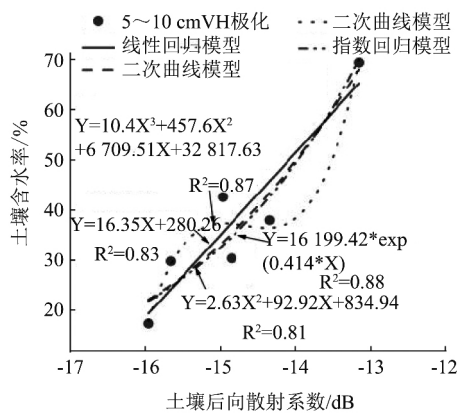
表 2 各土地利用类型土壤含水率与土壤后向散射系数相关系数表

Table 2 The correlation coefficient between soil moisture content and soil backscattering coefficient of all kinds landuse type

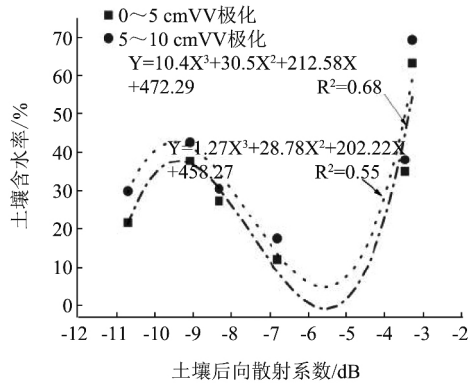
灌木林地	0~5 cm	5~10 cm	灌木林地	0~5 cm	5~10 cm
VH	0.957	0.930	VH/VV	0.603	0.568
VV	0.581	0.535	VH-VV	-0.334	-0.287
疏林地	0~5 cm	5~10 cm	疏林地	0~5 cm	5~10 cm
VH	0.855	0.861	VH/VV	-0.207	-0.124
VV	0.053	0.143	VH-VV	0.272	0.181
旱地	0~5 cm	5~10 cm	有林地	0~5 cm	5~10 cm
TVDI	-0.936	-0.847	TVDI	-0.841	-0.632



(a)



(b)

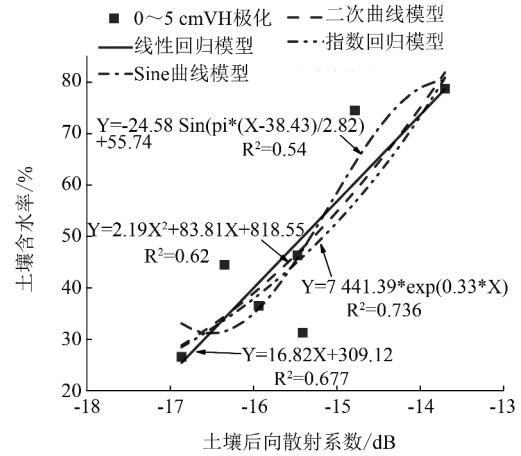


(c)

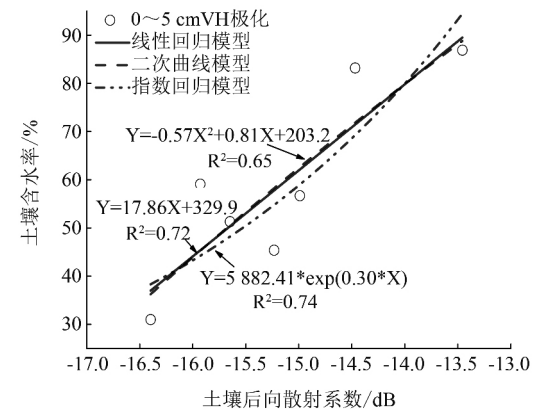
图4 灌木林地各深度土壤含水率与土壤后向散射系数拟合分析

Fig. 4 The fitting analysis between soil moisture content and soil backscattering coefficient at different depths of shrub land

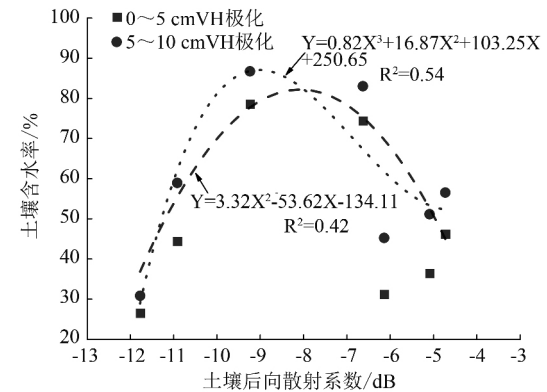
宜疏林地 0~5 cm 深度的土壤含水率反演. 5~10 cm 深度下, RMSE 在 VH 和 VV 极化下各模型中的范围高达 9.51~11.68%, 各模型 R^2 范围为 0.54~0.736, 而 VH 极化下的线性回归模型在 RMSE 和 R^2 均优于其他模型, 故更适宜疏林地 5~10 cm 深度的土壤含水率反演. 但通过总体的 R^2 和 RMSE 可知,



(a)



(b)



(c)

图5 疏林地各深度土壤含水率与土壤后向散射系数拟合分析

Fig. 5 The fitting analysis between soil moisture content and soil backscattering coefficient at different depths of sparse woodland

各极化方式各拟合模型对疏林地土壤含水率反演效果不佳, 其原因可能是喀斯特地区的石漠化地貌景观所致; 疏林地区域石漠化程度较高, 大片碳酸盐岩裸露在地表, 对影像数据和实测数据均具有较大的影响, 因此疏林地土壤水的反演精度较其他土地利

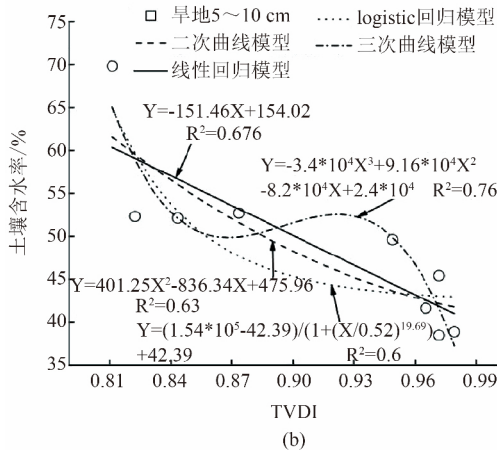
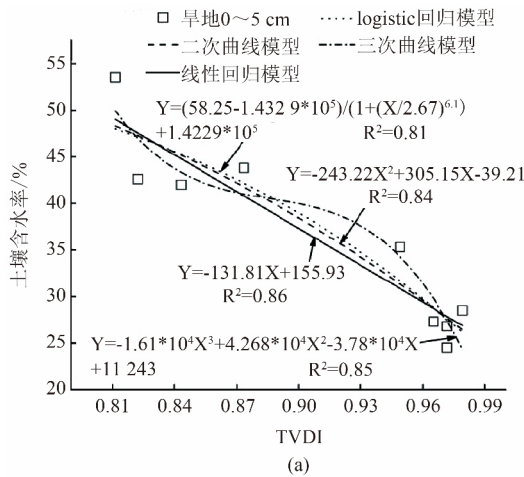


图6 旱地各深度土壤含水率与土壤后向散射系数拟合分析
Fig.6 The fitting analysis between soil moisture content and soil backscattering coefficient at different depths of dry land

用类型差.

如图 10(a) 四种模型对旱地 0~5 cm 深度的土壤含水率反演效果均较好. 其中三次曲线模型的 RMSE 仅 2.88% 在所有模型中最低. 线性回归模型虽然拟合优度最高, 但其 RMSE 却高于其他各模型, RMSE 达 3.33%, 这表明在反演模型的选择上不能仅依据拟合优度, 需要结合 RMSE 进行选择. 特别是在各模型 R^2 相近的情况下. 在 5~10 cm 深度下, 各模型对土壤含水率的反演效果较 0~5 cm 略差(图 10(b)), 但各模型的反演效果总体上仍较好. 在该深度的土壤含水率反演中, 三次曲线模型 RMSE 为 3.5%, 明显低于其他三种模型, 反演效果最优. 而线性、二次和 Logistic 模型反演效果差异较小, 三个模型的 RMSE 分别为 4.85%、4.78% 和 4.55%, 反演效果低于三次曲线模型. 因此在旱地的土壤含水率反演中, 应趋向于选择三次曲线模型.

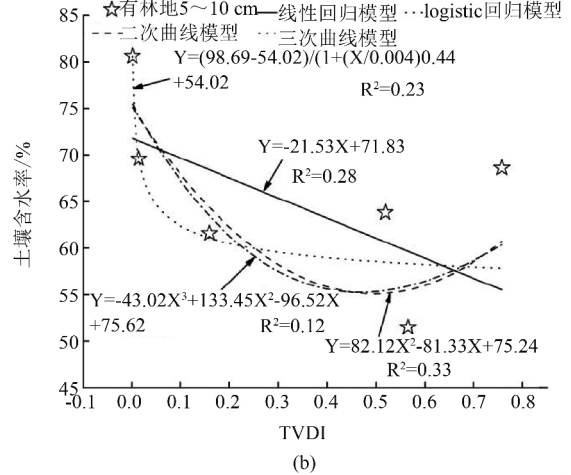
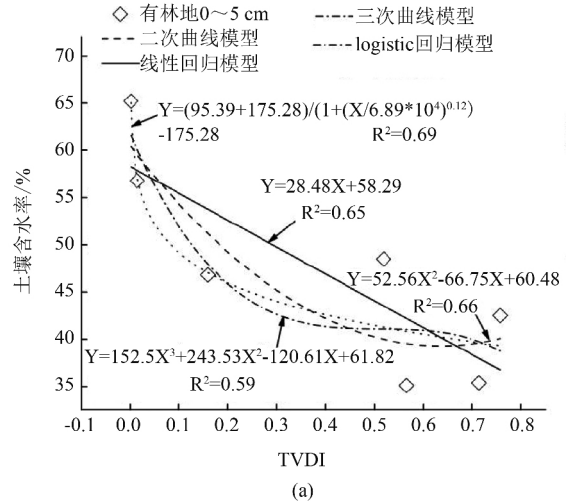


图7 有林地各深度土壤含水率与土壤后向散射系数拟合分析
Fig.7 The fitting analysis between soil moisture content and soil backscattering coefficient at different depths of forested land

有林地 0~5 cm 深度的土壤含水率反演中, Logistic 模型的拟合优度最高 ($R^2 = 0.69$), 其 RMSE 为 4.02%, 显著低于其他模型(图 11(a)), 是有林地 0~5 cm 深度土壤含水率反演效果最优的模型. 而线性、二次、三次曲线模型的 RMSE 则分别达 5.51%、4.86% 和 5.48%. 模型的拟合优度和反演效果低于 Logistic 模型. 在 5~10 cm 深度, 由于各模型的拟合优度较低, 故各模型反演值得 RMSE 均较高, 其中 Logistic 模型低于其他模型, 但其 RMSE 仍高达 6.37%. 线性、二次、三次曲线模型对应的 RMSE 则分别为 7.94%、6.82% 和 6.81%, 反演效果较 Logistic 模型低(图 11(b)). 故在有林地土壤含水率的反演过程中应选择 Logistic 模型.

各土地利用类型不同深度土壤含水率, 受土壤性质、土壤深度和地貌景观等因素的影响, 与雷达信

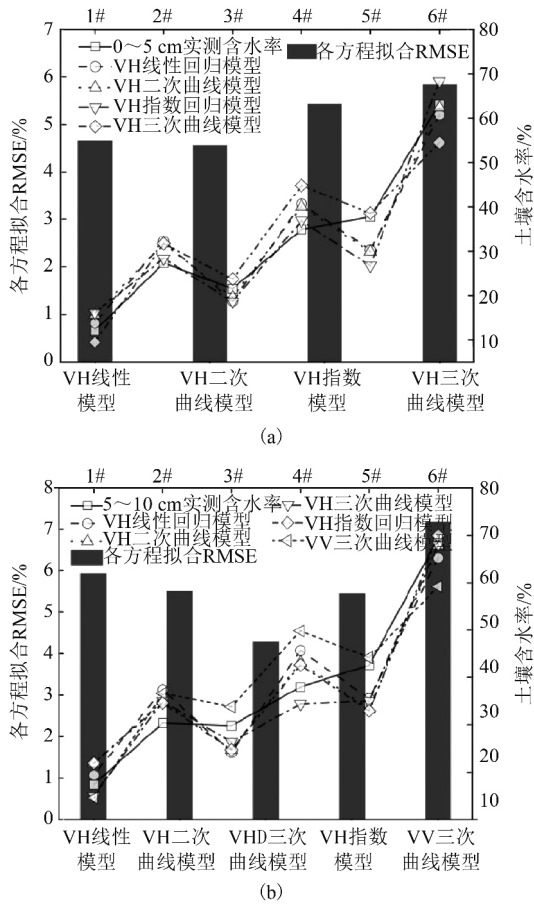


图8 灌木林地不同深度土壤含水率反演值与 RMSE
Fig.8 The inversion value of soil moisture content at different depths in shrub land and RMSE

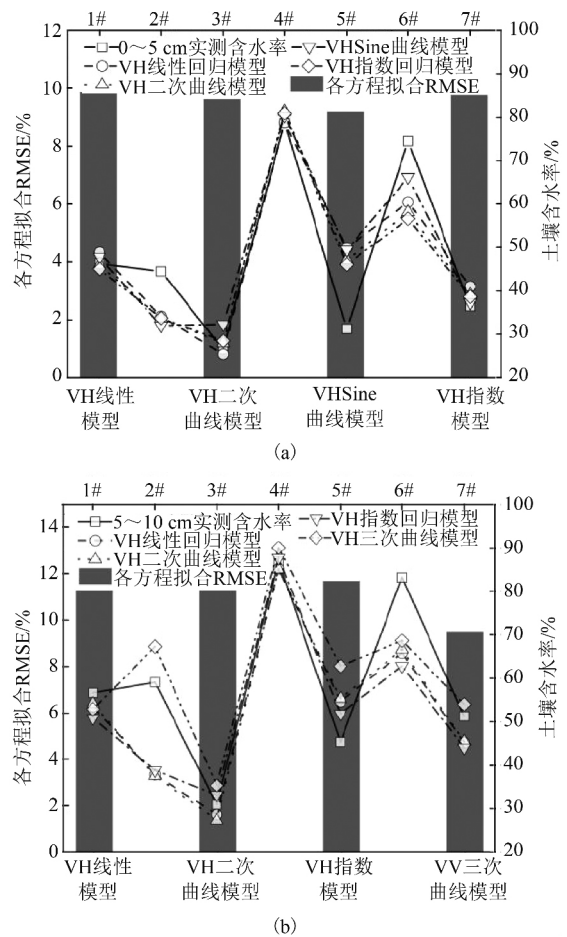


图9 疏林地不同深度土壤含水率反演值与 RMSE
Fig.9 The inversion value of soil moisture content at different depths in sparse woodland and RMSE

号响应的差异十分明显. 如表 3, 旱地 0~5 cm 和 5~10 cm 深度土壤含水率最优拟合模型为三次曲线模型, 且 0~5 cm 深度土壤含水率的反演效果显著高于 5~10 cm. 有林地 0~5 cm 和 5~10 cm 深度土壤含水率最优拟合模型均为 Logistic 回归模型. 在灌木林地 0~5 cm 土壤含水率反演中二次曲线模型优于其他模型, 在 5~10 cm 深度下, 三次曲线模型优于其他模型. 适合疏林地 0~5 cm 深度则适用指数回归模型, 而 5~10 cm 深度土壤含水率反演则宜选

择线性回归模型, 且随着深度增加, 反演精度逐渐上升.

综上所述, 不同土地利用方式下不同深度的土壤含水率与不同极化方式的土壤后向散射系数具有不同的响应关系. 灌木林地不同深度土壤含水率与土壤后向散射系数的相关性, 在 VH 极化方式下显著高于其他极化方式. 疏林地各深度土壤含水率仅与 VH 极化方式土壤后向散射系数相关性显著, 而

表 3 各土地利用类型不同深度最优拟合模型

Table 3 The best fitting models in different depth of each land use types

		模型	方式	R ²	RMSE			模型	方式	R ²	RMSE
灌木林地	0~5 cm	$Y = 1.23X^2 + 52.49X + 539.97$	VH	0.87	4.57%	灌木林地	5~10 cm	$Y = 10.4X^3 + 457.6X^2 + 6709.5X + 32817$	VH	0.87	4.29%
疏林地	0~5 cm	$Y = 7441.39 \times \exp(0.33 \times X)$	VH	0.736	9.77%	疏林地	5~10 cm	$Y = 17.86 \times X + 329.9$	VH	0.72	11.28%
旱地	0~5 cm	$Y = -1.61 \times 10^4 X^3 + 4.26 \times 10^4 X^2 - 3.78 \times 10^4 X + 11243$	TVDI	0.85	2.88%	旱地	5~10 cm	$Y = -3.4 \times 10^4 X^3 + 9.16 \times 10^4 X^2 - 8.2 \times 10^4 X + 2.4 \times 10^4$	TVDI	0.76	3.5%
有林地	0~5 cm	$Y = 270.67 / (1 + (X / 6.89 \times 10^4)^{0.12}) - 175.28$	TVDI	0.69	4.02%	有林地	5~10 cm	$Y = 44.67 / (1 + (X / 0.004)^{0.44}) + 54.02$	TVDI	0.23	6.37%

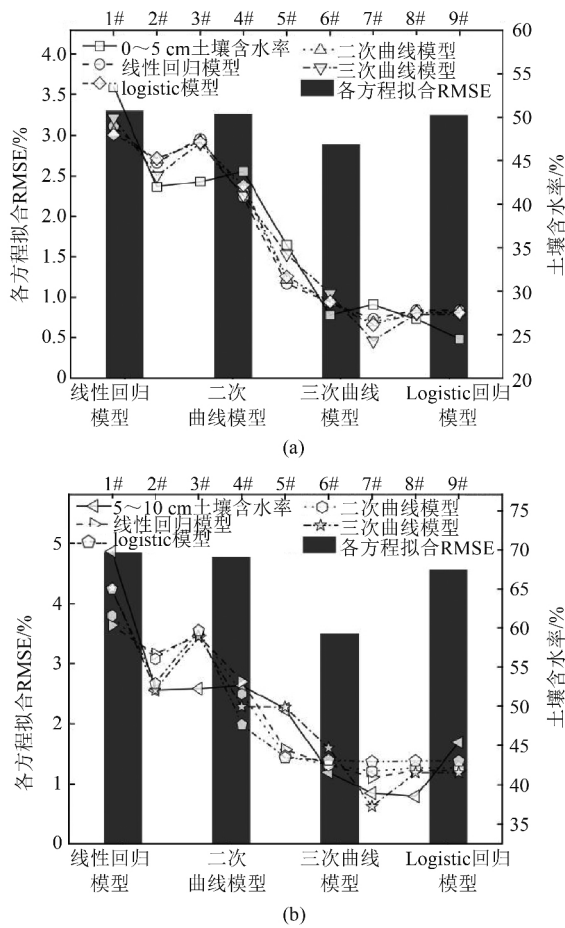


图 10 旱地不同深度土壤含水率反演值与 RMSE
Fig. 10 The inversion value of soil moisture content at different depths in dry land and RMSE

其他方式均不显著. 而旱地与有林地 0~5 cm 和 5~10 cm 深度土壤含水率与 TVDI 间显示出良好的相关性, 因此可通过 TVDI 与土壤含水率的关系对研究旱地及有林地的表层土壤含水率进行反演.

4 结论

结合水云模型和 Sentinel-1A 影像以及 Landsat8 影像数据, 运用拟合与建模等方法, 对研究区 4 种主要土地利用类型不同深度土壤含水率和土壤后向散射系数及 TVDI 间的联系进行分析, 探讨适合不同土地利用类型土壤含水率反演的极化方式和反演模型. 结果表明:

(1) 灌木林地 0~5 cm 深度土壤含水率, 在 VH 极化下的二次曲线模型反演结果最优, R^2 可达 0.87, RMSE 为 4.57%. 在 5~10 cm 深度土壤含水率反演中, VH 极化下的三次曲线模型优于其他模型, 其 R^2 、RMSE 分别为 0.87 和 4.29%.

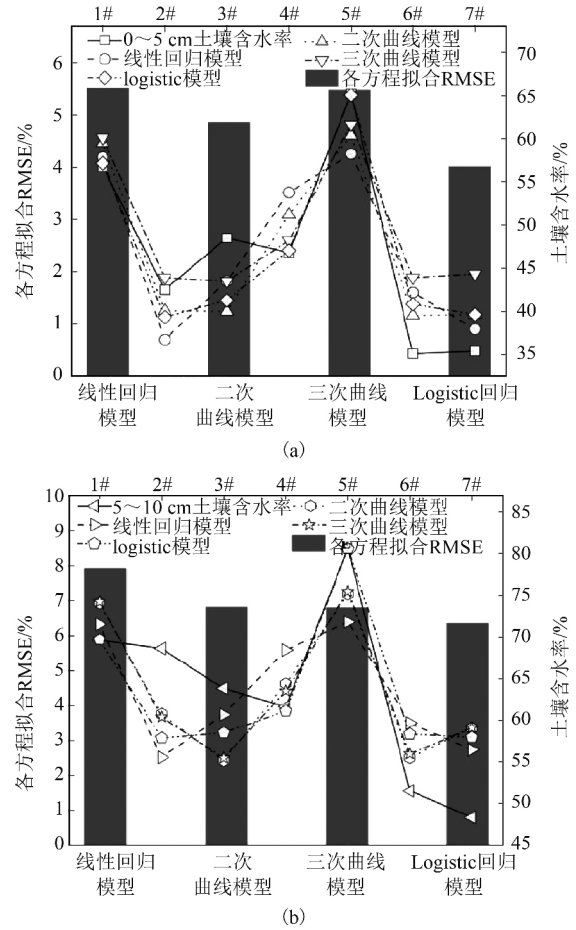


图 11 有林地不同深度土壤含水率反演值与 RMSE
Fig. 11 The inversion value of soil moisture content at different depths in forested land and RMSE

(2) 适合疏林地 0~5 cm 深度土壤含水率反演则适用 VH 极化下的指数回归模型, 最优模型的 R^2 与 RMSE 分别为 0.736 和 9.77%. 5~10 cm 深度土壤含水率反演的最优模型为 VH 极化下的线性回归模型, 其 R^2 与 RMSE 分别为 0.72 和 11.28%.

(3) 旱地 0~5 cm 和 5~10 cm 深度土壤含水率最优拟合模型均为三次曲线模型. 其中 0~5 cm 深度的 R^2 和 RMSE 分别为 0.85 和 2.88%. 而在 5~10 cm 深度分别为 0.76 和 3.5%.

(4) 有林地 0~5 cm 与 5~10 cm 深度土壤含水率最优拟合方程均为 Logistic 回归模型. 0~5 cm 深度的 R^2 和 RMSE 分别为 0.69 和 4.02%. 而 5~10 cm 深度各模型的拟合优度均较低, 反演效果最好的 Logistic 回归模型的 R^2 也仅 0.23, 其对应的 RMSE 为 6.37%.

References

[1] LEI Zhi-Dong, HU He-Ping, YANG Shi-Xiu. A review of-

- soilwaterresearch [J]. *Advances in Water Science* (雷志栋, 胡和平, 杨诗秀. 土壤水研究进展与评述. 水科学进展), 1999, **10**(3): 311-318.
- [2] LI Li, WANG Di, WANG Peng-Xing, et al. Progress on monitoring soil moisture using SAR data [J]. *Resources Science* (李俐, 王荻, 王鹏新, 等. 合成孔径雷达土壤水分反演研究进展. 资源学报), 2015, **37**(10): 1929-1940.
- [3] YAO Yun-Jun, QIN Qi-Ming, ZHAO Shao-Hua, et al. Retrieval of soil moisture based on MODIS shortwave infrared spectral feature [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (姚云军, 秦其明, 赵少华, 等. 基于 MODIS 短波红外光谱特征的土壤含水率反演. 红外与毫米波学报), 2011, **30**(1): 9-14.
- [4] WANG Si-Yan, SU Wei-Ci, FAN Xin-Rui, et al. Influence Factors of Soil Moisture in Karst Rocky Desertification Region—A Case Study of Puding County, Guizhou Province [J]. *Research of Soil & Water Conservation* (王思砚, 苏维词, 范新瑞, 等. 喀斯特石漠化地区土壤含水率变化影响因素分析——以贵州省普定县为例. 水土保持研究), 2010, **17**(3): 171-175.
- [5] LI Zhen, LIAO Jing-Juan. Inversion Model and Method of Synthetic Aperture Radar Surface [M]. Beijing: Science Press (李震, 廖静娟. 合成孔径雷达地表参数反演模型与方法. 北京: 科学出版社), 2011: 221-255.
- [6] ZHANG Yan-Ning, LI Ying. *The Key Techniques of SAR Image Processing* [M]. Beijing: Electronic Industry Press (张艳宁, 李映. SAR 图像处理的关键技术. 北京: 电子工业出版社), 2014: 340-347.
- [7] Barrett B W, Dwyer E, Whelan P. Soil moisture retrieval from active space borne microwave observations: An evaluation of current techniques [J]. *Remote Sensing*, 2009, **1**(3): 210-242.
- [8] LIU Jun, ZHAO Shao-Jie, JIANG Ling-Mei, et al. Research Progress on Dielectric Constant Model of Soil at Microwave Frequency [J]. *Remote Sensing Information* (刘军, 赵少杰, 蒋玲梅, 等. 微波波段土壤的介电常数模型研究进展. 遥感信息) 2015, **30**(1): 5-13.
- [9] HUANG Dui, WANG Wen. Surface soil moisture estimation using IEM model with calibrated roughness [J]. *Non-gye Gongcheng Xuebao/transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (黄对, 王文. 基于粗糙度定标的 IEM 模型的土壤含水率反演. 农业工程学报), 2014, **30**(19): 182-190.
- [10] WANG Lei, LI Zhen, CHEN Quan. New Calibration Method for Soil Roughness Parameters with AMSR-E Observations [J]. *Journal of Remote Sensing* (王磊, 李震, 陈权. 利用 AMSR-E 微波辐射计对地表粗糙度参数的一种新标定方法. 遥感学报), 2006, **10**(5): 656-660.
- [11] Kumar K, Suryanarayana Rao H P, Arora M K. Study of water cloud model vegetation descriptors in estimating soil moisture in Solani catchment [J]. *Hydrological Processes*, 2015, **29**(9): 2137-2148.
- [12] PANG Zi-Zhen, LIAO Jing-Juan. The Study of Retrieving Surface Parameters Based on Genetic Algorithm and Back-scattering Models [J]. *Remote Sensing Technology and Application* (庞自振, 廖静娟. 基于遗传算法和雷达后向散射模型的地表参数反演研究. 遥感技术与应用), 2008, **23**(2): 130-141.
- [13] MA Jian-Xin, LU Xiao-Ping, MENG Qing-Yan, et al. Study on retrieval method of bare soil moisture based on semi-empirical Dubios model [J]. *Science of Surveying and Mapping* (马建新, 卢小平, 孟庆岩, 等. 利用半经验模型的土壤水分反演方法. 测绘科学), 2016, **41**(2): 97-102.
- [14] XIONG Wen-Cheng, SHAO Yun. Applying Multi-temporal Synthetic Aperture Radar (SAR) to Evaluating Soil-water and Salt Content Based on IEM in Arid Areas [J]. *Journal of Remote Sensing* (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. 遥感学报), 2006, **10**(1): 111-117.
- [15] YANG Gui-Jun, YUE Ji-Bo, LI Chang-Chun, et al. Estimation of soil moisture in farmland using improved water cloud model and Radarsat-2 data [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)* (杨贵军, 岳继博, 李长春, 等. 基于改进水云模型和 Radarsat-2 数据的农田土壤含水率估算. 农业工程学报), 2016, **32**(22): 146-153.
- [16] Hajj M E, Baghdadi N, Zribi M, et al. Soil moisture retrieval over irrigated grassland using X-band SAR data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, **176**: 202-218.
- [17] Bériaux E, Waldner F, Collienne F, et al. Maize Leaf Area Index Retrieval from Synthetic Quad Pol SAR Time Series Using the Water Cloud Model [J]. *Remote Sensing*, 2015, **7**(12): 16204-16225.
- [18] Imen G, 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.
- [19] Kim Y, Jackson T, Bindlish R, et al. Retrieval of wheat growth parameters with radar vegetation indices [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(4): 808-812.
- [20] ZHAO Xin, HUANG Ni, SONG Xian-Feng, et al. A new method for soil moisture inversion in vegetation-covered area based on Radarsat 2 and Landsat 8 [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (赵昕, 黄妮, 宋现锋, 等. 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. 红外与毫米波学报), 2016, **35**(5): 609-616.
- [21] JIN Xiu-Liang, YANG Gui-Jun, XU Xin-Gang, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and Radarsat-2 data [J]. *Remote Sensing*, 2015, **7**(10): 13251-13272.
- [22] ZHAO Jie-Peng, ZHANG Xian-Feng, BAO Hui-Yi, et al. Monitoring land surface soil moisture: co-inversion of visible, infrared and passive microwave sensing data [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (赵杰鹏, 张显峰, 包慧漪, 等. 基于可见光红外与被动微波遥感的土壤水分协同反演. 红外与毫米波学报), 2012, **31**(2): 137-142.
- [23] ZENG Xun-Jing, XING Yan-Qiu, SHAN Wei, et al. Soil water content retrieval based on Sentinel-1A and Landsat 8 image for Bei'an-Heihe Expressway [J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture* (曾旭婧, 邢艳秋, 单炜, 等. 基于 Sentinel-1A 与 Landsat 8 数据的北黑高速沿线地表土壤水分遥感反演方法研究. 中国生态农业学报), 2017, **25**(1): 118-126.
- [24] WANG Jin-Liang, QIN Qi-Ming, LIU Ming-Chao, et al. Soil moisture data assimilation based on NDVI optimization [J]. *Transactions of the CSAE* (王金梁, 秦其明, 刘明超, 等. 基于 NDVI 优化选择的土壤水分数据同化.

- 农业工程学报), 2011, **27**(12): 161-167.
- [25] WANG Bin, QIAN Xiao-Gang, PENG Xi. Characters of Spatial and Temporal Distribution of Soil Moisture under Different Vegetation in Huajiang Valley [J]. *Journal of Soil & Water Conservation*(王宾, 钱晓刚, 彭熙. 花江峡谷不同植被类型下土壤水分时空分布特征. 水土保持学报), 2006, **20**(5): 139-143.
- [26] LI Kai-Zhong, PENG Xian-Wei, XIONG Kang-Ning. Evaluation to the Effect of Land use in Karst Valley of Guizhou Province - A Case Study in Huajiang Valley [J]. *Carsologica Sinica*(李开忠, 彭贤伟, 熊康宁. 贵州喀斯特峡谷地区土地利用效果评价—以贵州花江峡谷地区为例. 中国岩溶), 2005, **24**(4): 293-299.
- [27] XIONG Kang-Ning, CHEN Yong-Bi, CHEN Hu, et al. Be able to perform wonders—Guizhou rocky desertification control technology and mode [M]. Guiyang: Guizhou Science and Technology press(熊康宁, 陈永毕, 陈浒, 等. 点石成金—贵州石漠化治理技术与模式. 贵阳: 贵州科技出版社), 2011, **19**.
- [28] 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.
- [29] ZHANG Tian-Feng, WANG Jin-Song, GUO Jiang-Yong. Analysis on the Change of Aridity Index in Northwest China in Autumn [J]. *Arid Zone Research*(张天峰, 王劲松, 郭江勇. 西北地区秋季干旱指数的变化特征. 干旱区研究), 2007, **24**(1): 87-92.
- [30] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **79**(2): 213-224.

(上接第 359 页)

- [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2010, **124**(548): 1293-1312.
- [2] Mcmillin L M, Fleming H E. Atmospheric transmittance of an absorbing gas: a computationally fast and accurate transmittance model for absorbing gases with constant mixing ratios in inhomogeneous atmospheres. [J]. *Applied optics*, 1976, **15**(2): 358.
- [3] Mcmillin L M, Crone L J, Kleespies T J. Atmospheric transmittance of an absorbing gas. 5. Improvements to the OPTRAN approach. [J]. *Applied Optics*, 1995, **34**(36): 8396.
- [4] Eyre J R, Woolf H M. Transmittance of atmospheric gases in the microwave region: a fast model. [J]. *Applied Optics*, 1988, **27**(15): 3244-9.
- [5] Eyre J R. A fast radiative transfer model for satellite sounding systems [C]// ECMWF Research Dept. Tech. Memo 176, ECMWF. 1991.
- [6] Matricardi M, Chevallier F, Kelly G, et al. An improved general fast radiative transfer model for the assimilation of radiance observations [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2004, **130**(596): 153-173.
- [7] Saunders R, Matricardi M, Brunel P. An improved fast radiative transfer model for assimilation of satellite radiance observations [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2015, **125**(556): 1407-1425.
- [8] MA Gang, QIU Chong-Jian, LI Guang-Qing, et al. Study of simulation on radiance from infrared and water vapor channel of fy2b by a fast forward model-rttov7 [J]. *J. Infrared Millim. Waves*. (马刚, 邱崇践, 黎光清, 等. 利用 RTTOV7 快速辐射传输模式模拟风云二号红外和水汽成像通道辐射率的研究. 红外与毫米波学报), 2006, **25**(1): 37-40.
- [9] Chen Y, Han Y, Liu Q, et al. Community Radiative Transfer Model for Stratospheric Sounding Unit [J]. *Journal of Atmospheric & Oceanic Technology*, 2011, **28**(28): 767-778.
- [10] Chen Y, Han Y, Weng F. Comparison of two transmittance algorithms in the community radiative transfer model: Application to AVHRR [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2012, **117**(D6): 561-8.
- [11] Kratz D P, Mlynczak M G, Mertens C J, et al. An inter-comparison of far-infrared line-by-line radiative transfer models [J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy & Radiative Transfer*, 2005, **90**(3-4): 323-341.
- [12] R9REP2008 RTTOV-9 science and validation report available at: http://research.metoffice.gov.uk/research/interproj/nwpsaf/rtm/rttov9_files/rttov9_svr.pdf Saunders
- [13] Han Y, Delst P V, Liu Q, et al. User's Guide to the JCS-DA Community Radiative Transfer Model (Beta Version) [J]. NIST TN-1442, 2005.
- [14] Li Xiaokun, Wang Ganjin, Chen Guilin, FY-4 imager: visible channel star sensing [J]. *Science Technology and Engineering* (李晓坤, 王淦全, 陈桂林. 风云四号气象卫星扫描成像仪—可见光通道星敏感. 科学技术与工程), 2007, **7**(6): 993-996.
- [15] Qi C. A Sampling Technique of Typical Atmospheric Profiles Database in China [J]. *Journal of Applied Meteorological Science* (漆成莉, 刘辉, 马刚, 等. 中国区域典型大气廓线样本库的一种选择方法, 应用气象学报), 2010, **21**(1): 70-75.
- [16] Edwards D P. GENLN2: A general line-by-line atmospheric transmittance and radiance model. Version 3.0: Description and users guide [C]. NCAR Technical Note, NCAR/TN-367 + STR, Boulder, CO. 1992.