

doi: 10.6046/zrzyyg.2021268

引用格式: 张淑,周忠发,王玲玉,等. 多时相 SAR 的喀斯特山区耕地表层土壤水分反演[J]. 自然资源遥感,2022,34(3):154 – 163. (Zhang S,Zhou Z F,Wang L Y,et al. Inversion of moisture in surface soil of farmland in karst mountainous areas using multi – temporal SAR images[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(3):154 – 163.)

多时相 SAR 的喀斯特山区耕地表层土壤水分反演

张淑^{1,2,3}, 周忠发^{1,2}, 王玲玉^{1,3}, 陈全^{1,2}, 骆剑承⁴, 赵馨^{1,3}

(1. 贵州师范大学地理与环境科学学院/喀斯特研究院, 贵阳 550001; 2. 贵州省喀斯特山地生态环境国家重点实验室培育基地, 贵阳 550001; 3. 国家喀斯特石漠化防治工程技术研究中心, 贵阳 550001; 4. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101)

摘要: 农田土壤水分对作物估产和干旱监测具有重要作用,是喀斯特山区耕地精细化监测的重要参数。针对喀斯特地区耕地破碎、土壤水分反演易受云雾干扰等复杂环境影响,在地块尺度上,基于多时相 Sentinel – 1 合成孔径雷达 (synthetic aperture Radar, SAR) 和无人机 RGB 影像,利用水云模型和支持向量机回归模型反演烟草生长期的土壤水分。结果表明: ①研究引入可见光波段差异植被指数 (visible – band difference vegetation index, VDMI) 代替传统的植被参数,结合 VDMI 的水云模型在喀斯特山区适用性良好,同极化方式的反演精度更高,决定系数为 0.843,均方根误差为 0.983%,为多云雨山区耕地土壤含水量反演提供了一种便捷方法; ②烟草 4 个生长期土壤含水量与降雨趋势保持一致,石漠化耕地土壤水分较低,与该试验区岩石裸露、地形复杂、难以灌溉关系密切; ③土壤水分对烟草的生长影响显著,主要表现在高土壤水分起促进作用,低土壤水分起抑制作用, T1—T3 时刻影响效果最为明显。研究为多云雨山区耕地土壤水分精细化反演提供了参考。

关键词: 土壤水分; 耕地地块; 水云模型; SAR; Sentinel – 1; 无人机遥感; 烟草生长期

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097 – 034X(2022)03 – 0154 – 10

0 引言

土壤水分是气象、水文、农业等科学领域的关键参数^[1]。在农业生产中,土壤水分是作物估产和干旱监测的重要指标之一^[2],表层土壤水分虽只占全球陆地表面水量的 0.001%,但它捕获了整个水循环过程的 20%^[3]。中国南方喀斯特山区降雨虽多,但地表破碎,表层漏水严重。烤烟是西南山区重要的经济作物,土壤水分的高低对烤烟的品质和产量有明显的影响,而且土壤水分是烟草生长发育生理需水和生态需水的主要来源^[4]。因此,研究西南喀斯特山区耕地地表土壤水分时空分布对该地区的作物生长、干旱监测和水资源分配都具有重要意义。

合成孔径雷达 (synthetic aperture Radar, SAR) 分辨率高,因其具有全天候、全天时、多极化、穿透力强等观测特点被广泛应用于土壤水分反演研究^[5],

微波能够穿透地表,但会受土壤粗糙度、土壤介电常数 and 地表植被覆盖的影响,尤其是地表植被覆盖会直接影响雷达的后向散射系数^[6–7]。微波经过植被层会发生散射和反射现象,不同植被覆盖度对雷达后向散射系数的影响不同,如何去除植被的影响是植被覆盖区雷达反演土壤水分的重点。常用的植被散射模型有理论模型、经验和半经验模型,理论模型如密歇根微波植被散射模型^[8],该模型适用于森林等高植被覆盖区域; 经验和半经验模型包括比值方程模型^[9]、Roo 模型^[10] 和水云模型^[11] 等。其中,水云模型的形式简单,参数获取方便,能够有效地分离植被层和土壤层的后向散射系数,被广泛的应用于估算农作物覆盖地表土壤水分。尽管水云模型在耕地土壤水分反演中优势明显,但是在喀斯特山区同样遇到了问题,导致难以开展相关工作。①水云模型中的重要参数植被含水量 (vegetation water content, VWC) 的计算需要光学数据参与^[11],喀斯特山

收稿日期: 2021 – 08 – 30; 修订日期: 2021 – 12 – 04
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”(编号: 41661088)、贵州省科技计划项目“喀斯特石漠化地区生态系统服务价值演变机制研究”(编号: 黔科合平台人才[2017]5726 – 57)和贵州省高层次人才培养计划项目——“百”层次人才(编号: 黔科合平台人才[2016]5674)共同资助。
第一作者: 张淑(1995 –),女,硕士研究生,主要从事 GIS 与遥感应用研究。Email: zhangshu260@163.com。
通信作者: 周忠发(1969 –),男,教授,主要从事地理信息系统与遥感研究。Email: fa6897@163.com。

区常年多云雨,传统的光学遥感影像难以获取多期与雷达影像过境日期相同的影像,而基于无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)影像的可见光植被指数为研究提供了新方式,汪小钦等^[12]、丁雷龙等^[13]和朱孟等^[14]在可见光颜色指数区分植被与非植被方面做了探索,适用性高,为 VWC 计算提供可靠的依据;②对于如何建立土壤后向散射系数与土壤水分的函数关系,研究者总结了一系列的回归算法^[15-18],其中支持向量回归(support vector regression, SVR)模型因具备估算精度高、可处理非线性问题、泛化能力强等优点被应用于土壤水分反演^[18],杨贵军等^[19]和郭交等^[20]使用水云模型和 SVR 模型反演耕地土壤含水量,取得了较高的精度;③目前中等空间分辨率雷达数据反演土壤水分的研究多是基于像素,混合像元严重,耕地边界不清晰,降低了反演精度,而喀斯特山区耕地破碎,边界模糊,坡耕地、石漠化耕地分布较广,像素尺度会扩大反演的不确定性,不能为耕地地块提供灌溉等参考,难以精准探究作物生长的特征信息,同时以往的土壤水分反演研究多讨论反演精度问题,对反演后土壤水分对作物的影响关系的研究不多^[15-20],目前,喀斯特地区基于地块尺度的耕地信息获取已在种植结构^[21]、石漠化耕地^[22]和耕地撂荒^[23]等方面取得了较理想的研究结果,为喀斯特山区耕地土壤水分反演提供参考,而地块级耕地土壤水分反演是否能规避上述问题且适用于喀斯特山区,土壤水分对耕地上覆作物的影响如何将是研究的重点。

为此,研究以地块为研究单元,拟采用多期 Sentinel-1 SAR 数据和 UAV 数据,使用水云模型和 SVR 模型,根据喀斯特山区的气象特点,引入可见光植被指数代替传统的遥感植被指数,反演喀斯特山区耕地表层土壤水分,并分析土壤水分的时空分布特征和土壤水分对作物生长的影响,以期为多云雨山区田间土壤水分监测提供可行方法和思路,为田间灌溉提供可靠支撑。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

研究区位于贵州省黔西南布依族苗族自治州贞丰县(E105°25′~105°56′,N25°07′~25°44′)。贞丰县属于亚热带季风湿润气候,气候温和,年平均气温为 16.6℃。年平均降雨量为 1 200 mm,降雨集中在夏季,雨量充沛,因此夏季多云雾。贞丰县耕地地

块破碎,烟田离散分布,烤烟作为贞丰县的重要经济作物其种植范围涉及 8 个乡镇,种植面积约为 3.2 万亩^①。研究区及样本所在位置如图 1 所示,图 1(b)和图 1(c)分别为 E1 和 E2 试验区,均位于长田镇卢家高山附近,试验区烟草种植分布集中;图 1(d)为 E3 试验区,位于北盘江镇青杠林村。

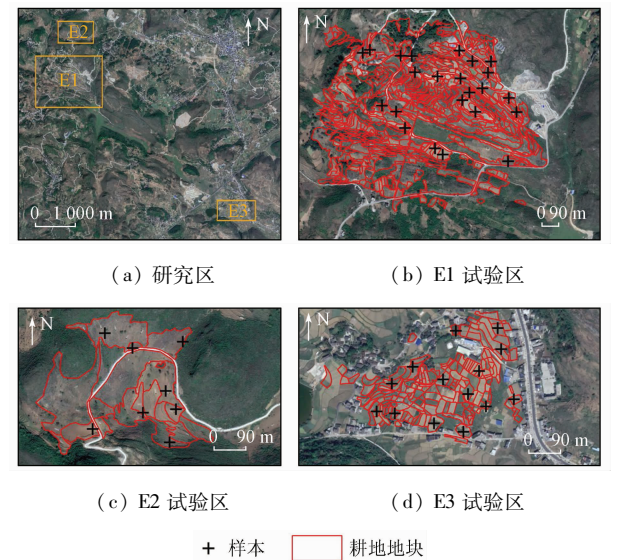


图 1 研究区及样本的位置

Fig. 1 Location of study area and samples

1.2 数据获取与预处理

研究所用数据包括 Sentinel-1A SAR 影像、Google Earth 影像、UAV 遥感影像和地面实测数据,详细信息见表 1。

表 1 土壤水分反演数据来源

Tab. 1 Dataset list of soil moisture content inversion			
数据类型	空间分辨率/m	数据来源	用途
Sentinel-1A	5×20	欧洲航天局	提取后向散射系数
Google Earth RGB 影像	0.538	Google Earth Engine	提取耕地地块
UAV	0.032	航摄相片	计算 VWC
实测数据	—	地面实测	建立样本的测试集和训练集

1.2.1 遥感数据获取与预处理

Sentinel-1 数据为 SAR 数据,数据来源为 <https://scihub.copernicus.eu/>。研究使用 Sentinel-1A 数据、C 波段、双极化方式(VV 和 VH)干涉宽幅成像模式下的单视复数产品,数据级别为 Level-1。按烟草 4 个生长期分别选取 4 期数据,保证每期数据的地面采集时间与 Sentine-1A SAR 影像过境时间相近,即 2020-05-29(还苗期)、2020-06-23(伸根期)、2020-07-28(旺长期)、2020-09-02

① 1 亩≈666.67 m²

(成熟期),下文将烟草4个生长期(即 Sentinel-1A 数据成像日期)表示为 T1 时刻、T2 时刻、T3 时刻、T4 时刻(以下分别简称为 T1—T4)。预处理包括多视、辐射校正、热噪声去除、辐射定标、滤波和地形校正等。实地采样获悉烟草地块普遍较大,为使 Sentinel-1 数据与烟草地块相匹配,对 Sentinel-1 影像进行重采样,采样方式为最邻近法,采样后空间分辨率为 10 m;喀斯特山区地形影响不可忽略,考虑数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据的可获得性,在进行地形校正时利用 SRTM 30 m 的 DEM 校正;为了降低相干斑噪声对 SAR 影像的干扰,采用 Refined Lee 算法进行滤波处理;然后对预处理后的 Sentinel-1 影像进行地理配准,使之与 Google Earth 影像相匹配。最后提取雷达入射角 θ 、交叉极化后向散射系数 σ_{VH}^0 和同极化后向散射系数 σ_{VV}^0 (表 2)。

表 2 Sentinel-1 数据获取情况

Tab.2 Sentinel-1 data acquisition situation

生长期	成像时间	平均入射角/(°)	成像模式	极化方式
T1	2020-05-29	40.386	IW1	VV, VH
T2	2020-06-23	40.410	IW1	VV, VH
T3	2020-07-28	40.167	IW1	VV, VH
T4	2020-09-02	40.411	IW1	VV, VH

UAV 影像由大疆 Mavic 2 Pro 获取,影像拼接软件使用 Pix4Dmapper, UAV 影像主要被用来计算地块尺度的 VWC。研究采用 Google Earth 18 级影像数据,针对喀斯特山区的耕地特点,建立基于深度学习的边缘模型和语义分割算法提取研究区的耕地地块^[24],使用 UAV 影像进行目视人工解译以保证耕地数据的精度。

1.2.2 地面数据获取

卫星过境时同步采集烟草地面数据(T1—T4),采集时间为:2020年5月28—29日(还苗期)、2020年6月22—23日(伸根期)、2020年7月29—30日(旺长期)、2020年8月30日—9月1日(成熟期),实测样本的土壤水分作为遥感反演结果的校正、测试和训练数据。使用 TDR 300 便携式土壤水分速测仪进行土壤含水量测量,探针长度为 7.6 cm,实测土壤水分分为土壤体积含水量,单位为%,每期采集 225 个样点数据,分布在 45 个样地内,每块样地用全球定位系统(global positioning system, GPS)记录采样点的中心位置,本次实验共采集 4 次数据,均在同一样地内,避免其他因素的干扰。3 个试验区的土壤类型均为黄壤,以实测值反演土壤水分,其反演值与实测值深度一致。根据实地采样数据,以样本均值为例。烟草生长期的具体数据如表 3 所示,随着烟草的不断生长,其株高、叶展和叶片数呈上升趋

势,随着烟草的成熟和采摘,其株高、叶展、叶片数和叶面积指数(leaf area index, LAI)也随之下降。

表 3 烟草不同生长期基础数据

Tab.3 Basic data on different growth periods of tobacco

生长期	株高/m	叶片数/个	叶展/m	LAI
T1	0.173	3	0.226	0.097
T2	0.671	15	0.823	1.657
T3	1.088	11	1.028	1.447
T4	0.966	3	0.445	0.488

2 研究方法

本研究利用 2020 年 5—9 月烟草生长期的多期 SAR 影像反演耕地土壤水分布状况。研究主要由 4 个部分构成:首先,获得预处理后 Sentinel-1 影像的后向散射系数,喀斯特山区耕地面积相对较小,将 Sentinel-1 影像后向散射系数赋值到地块时可能存在混合像元问题,针对上述问题将过小的地块进行合并后再将后向散射系数的平均值赋值到耕地地块;其次,根据 UAV 影像计算烟草 4 个生长期的 VWC,并将 VWC 赋值到地块, UAV 数据空间分辨率较高,将 VWC 的平均值赋值到耕地地块中避免出现 Sentinel-1 和 UAV 的尺度问题;通过 VWC 和后向散射系数构建水云模型,得到烟草 4 个生长期的裸土后向散射系数;最后,建立 SVR 数据库,得到烟草地块的土壤水分时空分布特征。具体技术路线如图 2 所示。

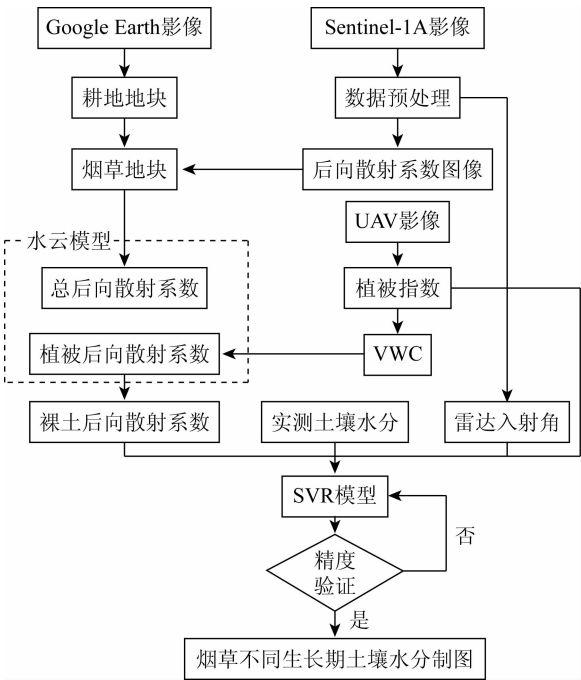


图 2 技术路线图

Fig.2 Technology roadmap

2.1 基于 UAV 的植被指数计算

通过对比实验发现可见光波段差异植被指数 (visible - band difference vegetation index, VDMI) 区分植被与非植被的效果较好,在反演土壤水分的过程中 VWC 是计算土壤含水量的重要参数,VDMI 与 VWC 的关系可以来表征 VWC 的值。根据文献[12], VDMI 对健康植被的提取精度达到 91.50%,适用于健康植被的信息提取。VDMI 的计算公式为:

VDVI = (2G - R - B) / (2G + R + B), (1)

式中 R,G,B 分别为红光、绿光、蓝光 3 个波段的 DN 值。VDVI 的取值范围为[-1,1]。

2.2 土壤水分反演方法

2.2.1 水云模型

Attema 等[11]针对耕地提出了估算农作物地表土壤水分的水云模型,水云模型假定植被层是一个均匀的散射体,忽略植被和地表之间的多次散射,即农作物的反射分为体散射和衰减后的表面散射[8]。水云模型公式为:

σ⁰ = σ⁰_{veg} + τ²σ⁰_{soil}, (2)

σ⁰_{veg} = A m_{veg} cos(θ) (1 - τ²), (3)

τ² = exp[-2B m_{veg} sec(θ)], (4)

式中: σ⁰ 为总的雷达后向散射系数; σ⁰_{veg} 为植被层后向散射系数; σ⁰_{soil} 为土壤层后向散射系数; m_{veg} 为 VWC,kg/m²; τ² 为微波穿透植被层的双层衰减因子; θ 为入射角; A 和 B 为取决于植被类型的参数。研究区的植被类型主要为烟草,m_{veg}是水云模型的重要输入参数,本研究使用 VDMI 代替 NDVI,利用与 Sentinel - 1 过境时间相同的 UAV 影像来计算 VDMI,VDMI 和 m_{veg}的关系[25-26]为:

m_{veg} = C · VDMI² - D · VDMI, (5)

式中 C 和 D 分别为经验参数。

烟草 5 月份的植株较小,耕地表面裸露,根据地

面获取的裸土参数对水云模型的参数 A,B,C,D 采用最小二乘法进行校正,得出 A,B,C,D 分别为 0.086,0.634,-0.005,0.088,决定系数 R²=0.92,均方根误差(root mean square error, RMSE)为 0.018%,校正效果较好。

2.2.2 SVR

支持向量机分类被推广到回归问题时称为 SVR。SVR 的本质为找到一个回归平面,让集合中的所有数值离该平面的距离最近[18-19]。其预测函数和径向基核函数公式分别为:

f(x) = ∑_{i=1}ⁿ (α_i - α_i^{*}) · K(x,y) + b, (6)

K(x,y) = exp(-||x-y||² / 2δ²) (δ > 0), (7)

式中: n 为训练样本数; α_i 和 α_i^{*} 分别为拉格朗日算子; K(x,y) 为径向基核函数; b 为偏置系数; δ 为达率。根据式(2)求得土壤后向散射系数,为确定不同极化方式在不同生长期土壤水分反演精度,分别将不同极化方式的土壤后向散射系数、入射角和 VDMI 等特征值组成 libsvm 格式的数据集中,确定最佳的数据组合方式;对数据集进行归一化,以确保数据集的值在一定的范围内波动,并且将整个数据集的 30 个样本划分为训练集,15 个样本划分为测试集;通过交叉检验的方法对参数寻优选取最合适的惩罚因子 c 和核函数参数 g,模型的精度由测试集的 RMSE 与 R²评价。

3 结果与分析

3.1 土壤含水量反演精度与误差分析

3.1.1 水云模型反演结果精度分析

根据 SVR 模型分别反演出不同极化方式的测试集的土壤含水量(图 3)。图 3(a)中,VH 极化测

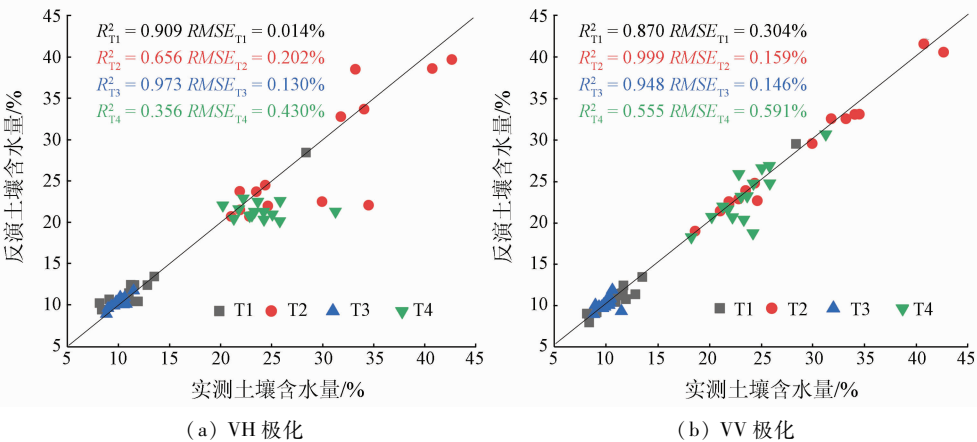


图 3 土壤含水量实测值与反演值比较 Fig.3 Comparison of measured and estimated soil moisture

试集的烟草在不同生长期的 R^2 分别为 0.909, 0.656, 0.973 和 0.356。VH 极化的土壤含水量反演的整体精度决定系数 $R^2 = 0.724$, $RMSE = 0.556\%$; 图 3(b) 中, VV 极化测试集的烟草在不同生长期的 R^2 分别为 0.870, 0.999, 0.948 和 0.555。VV 极化的土壤含水量反演的整体精度 $R^2 = 0.843$, $RMSE = 0.983\%$, VV 极化的整体土壤含水量反演精度要高于 VH 极化的整体土壤含水量反演精度。研究表明, 同极化方式有更丰富的土壤散射信息, 能够表达更多的地表信息, 而交叉极化方式则对植被信息更敏感, 包含更多植被信息^[27]。上述结果表明基于可见光的植被指数能够被应用于水云模型中参与土壤含水量反演模型的构建且反演精度较为稳定。

3.1.2 土壤含水量反演误差分析

确定 VV 极化为土壤水分反演最佳方式, 分别对烟草 4 个生长期的土壤水分进行反演。为了较为

准确地分析土壤含水量的误差来源, 研究将烟草 4 个生长期的实测土壤含水量与其反演值作对比(图 4)。T1 时刻的反演值精度较低, 烟草在还苗期整体较为干旱, 最大反演误差值为 1.438%; T2 时刻的反演精度最好, 最大反演误差值为 2.064%, 但其整体反演误差要小于其他 3 个时刻; T3 时刻的反演误差整体平稳; T4 时刻的反演误差整体较大, 最大反演误差为 3.711%。结合地面实测数据对烟草不同生长期的反演误差分析, T1 时刻属于移栽后根系逐渐恢复生机期, 叶片较小, 大部分为土壤裸露地面, 土壤保水性较差, 土壤含水量较低, 结合实测值位置发现反演误差较大样本点靠近采石场或者有岩石裸露区域; T4 时刻烟草成熟, 观测样地的烟草地块杂草影响了土壤水分反演的精度, 为反演误差的主要因素。

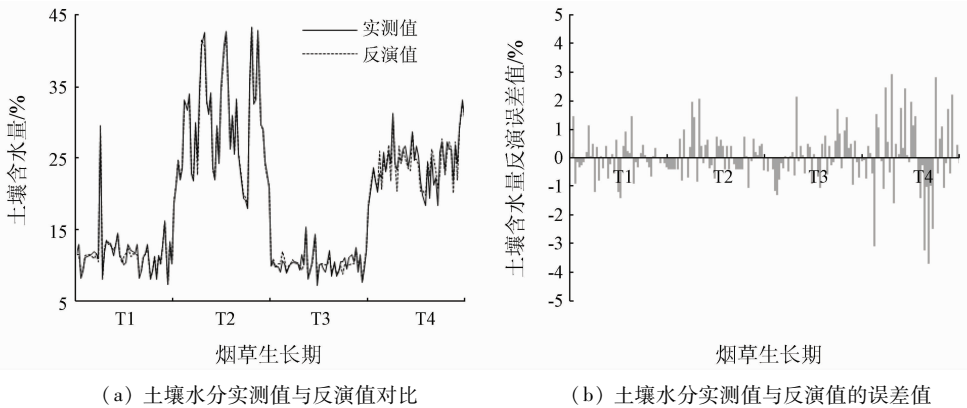


图 4 烟草 4 个生长期共 180 个实测样本的土壤含水量实测值、反演值与误差值分布

Fig. 4 Data distribution of soil moisture measured, estimated values and error values in 180 measured sample plots

烟草 4 个生长期的土壤含水量详细统计结果见图 5, 反演值和实测值的均值差值小, 但反演的土壤水分含量结果要相对集中, 出现上述现象的原因可能是样本采样时烟草的垄上土壤含水量与垄下的土壤水分含量差距较大, 实测样本为烟草垄上与垄下的土壤含水量均值, 垄上土壤含水量要明显低于垄下土壤含水量, 因此实测样本均值要略微低于反演样本值; 烟草 4 个生长期反演范围与实测范围的总体差异较小, 说明反演精度较好, 但土壤含水量实测值范围大于反演范围, 可能是样本选取了烟草地块的中心位置, 选取的样方也较大, 中心位置的土壤含水量要略高于烟草地块的边缘, 而反演结果均衡了整个烟草地块; T3 时刻反演值整体偏集中, 该时刻气候干旱, 降雨量少且无有效灌溉, 使得整体土壤水分呈现较低的水平。

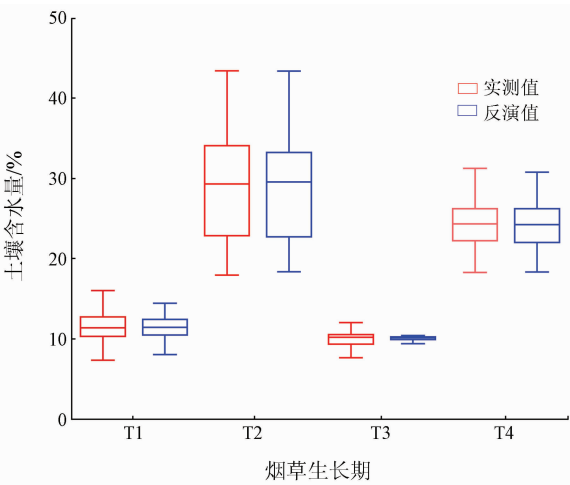


图 5 研究区烟草样本反演值与实测值的土壤含水量统计
Fig. 5 Statistic on result of soil moisture in study area

3.1.3 降雨量对土壤含水量影响分析

烟草在 T1 和 T3 时刻的土壤含水量较低, 同时

将该地区 5—9 月的日降雨量与反演的平均土壤含水量对比分析(图 6)发现,土壤含水量的高低趋势与该地区的降雨趋势高度一致;在 T1 与 T3 时刻,该地区的降雨量较低或几乎无降雨发生,而 T2 与 T4 时刻,该地区降雨量较高,伸根期(T2)该地区前一周降雨量均值为 108 mm,成熟期(T3)该地区前一周的降雨量均值为 62 mm,这 2 个时刻烟草的土壤含水量与降雨量趋势保持一致;以上结果表明烟草土壤水分布与降雨量关系密切,且表现出明显的正相关关系。

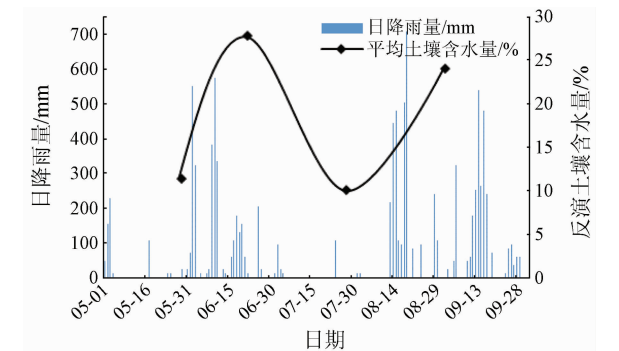


图 6 烟草不同生长期土壤含水量反演结果与降雨量统计

Fig. 6 Statistics of soil moisture for different growth stages of tobacco

3.2 烟草不同生长期土壤含水量时空分析

根据实地调查和已有的经验,T1 时刻烟草移栽到大田,根系逐渐恢复生机,仍然处于低植被覆盖度阶段,根据反演得到烟草 4 个生长期的土壤水分时空分布特征(图 7)T1 时刻所示,该时刻土壤含水量整体偏低且空间分布均匀,差异性较小,3 个试验区的土壤含水量均值为 11. 491%,土壤较为干燥,为了使烟草恢复活力并使其生长,通常需要在此期间进行水肥灌溉;6 月 23 日土壤含水量保持较高水平,试验区均处于降雨中,土壤较为潮湿,与 T1 时刻相比呈明显的上升趋势,这与我们的先验知识相一致,贵州烟草在 6 月处于伸根期,属于中低植被覆盖度阶段,当烟草生长旺盛时,耗水量急剧增加,为了确保植物对水的需求,应上下兼顾,土壤水分过多时及时排水,过少时进行灌溉,保证根系生长;7 月 28 日整体土壤含水量最低,平均值为 10. 126%,此时的烟草处于缺水阶段,旺长期的烟草叶面积迅速增加,对水肥的需求增加,保证烟草的产量和质量非常关键,由于该时刻天气晴朗并无降雨,应对烟草适当灌溉和追肥;9 月初土壤含水量略低于 6 月底,成熟期烟草需水量减少,根据实地采样发现,成熟期烟田

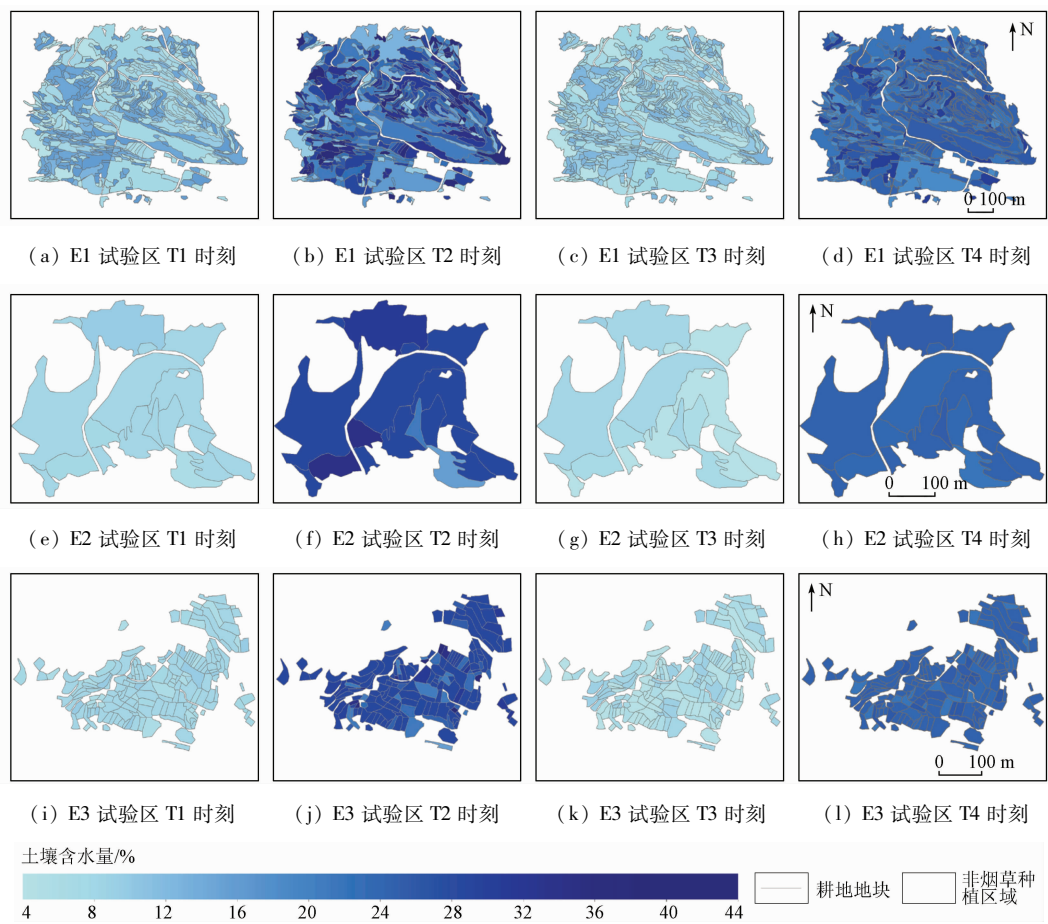


图 7 试验区烟草不同生长期土壤含水量

Fig. 7 Soil moisture in the experimental areas of tobacco at different growth periods

分布的大量杂草也能提高土壤保水性。

根据获得的气象资料,研究区的降水主要集中在6月、8月和9月。从图7可以看出,由于6月份降水迅速增加,研究区6月的土壤含水量最高,与实际情况相吻合,进一步证明了水云模型的有效性且VDVI可以用于VWC的计算,由此得出结论,本研究所用模型适用于整个烟草生长周期。目前,本研究所用模型在杂草覆盖的耕地存在局限性,同时,石漠化耕地也出现了精度降低的情况。

3.3 烟草生长过程与土壤含水量的关系分析

3.3.1 烟草生长过程与土壤含水量相关性分析

为探讨土壤水分在烟草生长过程的响应特性,利用SPSS软件,计算土壤水分、株高、叶展、叶片数和LAI值的Pearson相关系数,结果如表4所示。T2时刻,株高与土壤水分呈显著正向相关,到T4时刻,

表 4 烟草不同生长期土壤水分与株高、叶展、叶片数及 LAI 的相关关系

Tab.4 Correlation coefficients between soil moisture and plant height, leaf length, leaves, LAI during different growth periods of tobacco

烟草生长数据	土壤含水量			
	T1	T2	T3	T4
株高	-0.132	0.598 **	-0.221	0.535 **
叶展	-0.466 *①	0.401 *	0.279	-0.250
叶片数	0.147	0.263	0.279	-0.466 *
LAI	-0.385	-0.087	0.171	-0.596 **

① ** 为 0.01 水平 (双侧) 上显著相关; * 为 0.05 水平 (双侧) 上显著相关。

土壤水分与株高同样呈现正相关关系,说明土壤水分会影响烟草植株的高度;烟草的叶展在低土壤水分时呈负相关,高土壤水分时呈正相关,叶片逐渐增大;烟草叶片数与土壤水分在成熟期呈显著的负相关关系,该时刻大部分烟草已经收割,人为因素的影响较大;T4时刻LAI与土壤水分呈显著负相关,喀斯特山区成熟期烟草生长较多杂草土壤保水性增加,但烟草多已收割,故会出现土壤水分越高,叶面积越小的现象。

3.3.2 烟草生长过程与土壤含水量的变化分析

为探究不同生长期土壤水分的高低是否会影响烟草的生长,将烟草4个生长期的土壤水分与烟草的株高、叶展、叶片数和LAI进行对比分析,结果如图8所示。烟草还苗期株高、叶展、叶片数和LAI整体较均匀,无明显差异,说明土壤水分在烟草生长的早期作用不太明显;到T2时刻,烟草呈生长显著的趋势,此时的土壤水分充足,烟草的各项生长指标表现良好;说明适宜的土壤水分和养分积累,对烟草的生长起促进作用;T3时刻,土壤水分低,烟草各项生长指标出现小幅度增长,LAI和叶片数出现下降趋势,与烟草打顶关系密切,烟草打顶抑制了顶端生长,能够促进根系发育,调控烟株的长势、长相,使烟叶产量、质量同步提高,但该时刻土壤水分略低应注意水肥养护;T4时刻烟草基本采摘完毕,除烟草株高外,LAI、叶展和叶片数呈明显下降趋势。

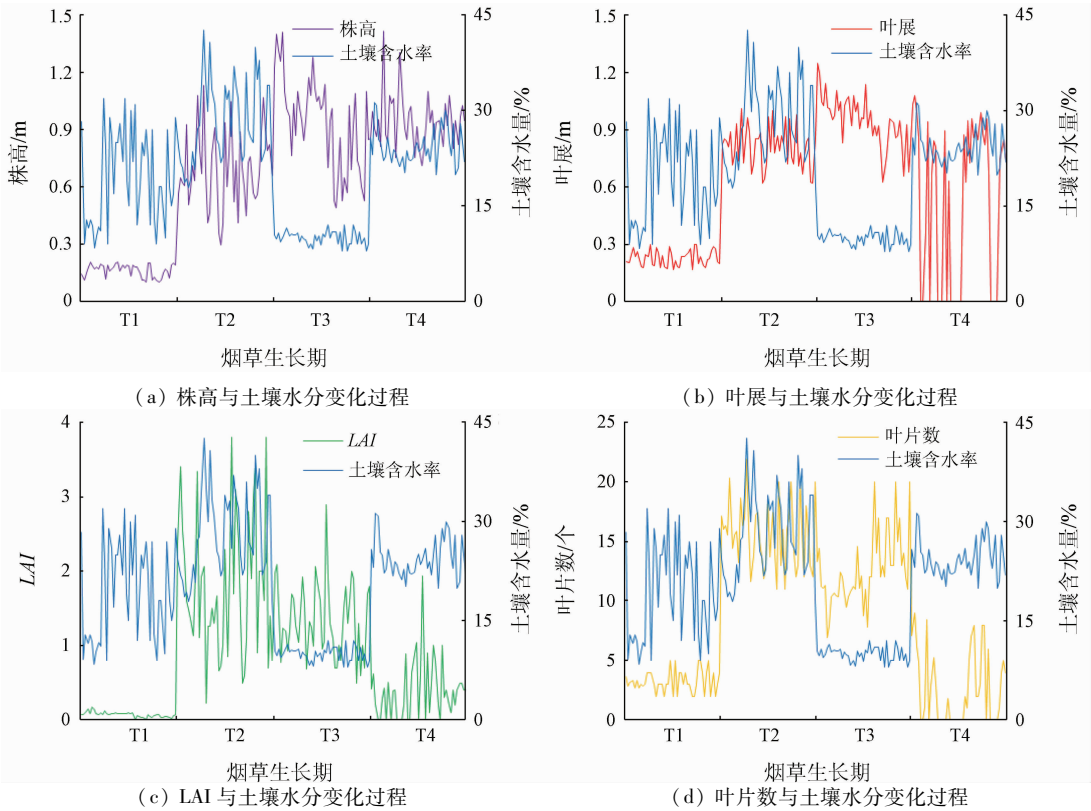


图 8 烟草不同生长期株高、叶展、叶片数、LAI 与土壤含水量的变化过程

Fig.8 Soil moisture and plant height, leaf length, leaves, LAI change process during different growth periods of tobacco

4 结论与讨论

研究基于 Sentinel-1 SAR 和 UAV 数据作为土壤水分反演的数据源,通过 UAV 影像计算 VWC,然后通过水云模型去除 VWC 的影响,利用 SVR 模型回归得到土壤水分,探讨烟草不同生长期的土壤含水量时空分布特征以及土壤含水量对烟草生长状况的影响,主要得出以下结论:

1) 基于水云模型和 SVR 模型,并结合主动微波和可见光遥感数据,可以应用于喀斯特山区小区域土壤水分反演,多源数据能够同时估算 VWC 和土壤水分,避免病态反演问题。研究使用 VDMI 计算 VWC 取得了较理想的反演结果,同极化方式的土壤水分反演结果 $R^2 = 0.843$, $RMSE = 0.983\%$,反演精度较高,与地面实测值相差较小。

2) 研究区耕地土壤水分时空变化受地表降雨因素影响较明显,这与相关的研究结果高度一致^[28]。贞丰县 T1 和 T3 这 2 个时刻烟草各个试验区的土壤含水量较低;3 个试验区的土壤含水量空间差距较小,E2 试验区的整体土壤含水量较低,与该地区的耕地石漠化关系密切;T2 和 T4 的土壤含水量较高,E1 试验区整体土壤含水量较高,与该地区的降雨等小气候相关性较大;时间上,土壤含水量的高低分布与降雨量呈正向相关,在卫星过境的前一周如果有明显降雨,土壤含水量会随之升高。

3) 烟草株高在 T2 和 T4 与土壤水分正向相关,叶展在 T2 与土壤水分正向相关,而叶片数和 LAI 在 T4 与土壤水分负相关,而 T4 时刻烟草受采摘和杂草影响较大,烟草采摘后,烟田出现短暂的撂荒期,土壤保水能力增强,故呈现负相关关系。实际上,土壤水分促进了烟草的生长,T1—T3 土壤水分在株高、叶展、叶片数和 LAI 表现出不同程度的影响,不同生长期的影响效果也各不相同。

本研究在进行土壤水分回归反演过程中考虑不同生长期烟草的生长状况,采用分步回归的方法,在一定程度上提高了反演精度,实际观测发现烟草为垄耕作物,烟草生长初期土壤水分受土壤粗糙度的影响较大,但本研究未考虑土壤粗糙度的影响;本研究引入可见光植被指数计算植被含水量,为土壤水分反演提供了一个新的方式,但本研究只选择了其中 VDMI 反演植被含水量未详细比较各可见光植被指数的优缺点,另外,可见光植被指数虽能区分植被与非植被,但是不及 NDVI 表

达植被的能力;水云模型属于半经验模型,其经验参数有较明显的区域性,本研究对水云模型进行了校正使得其适用于本研究区,而校正后的水云模型的普适性未进行验证;在后续的研究中将针对上述问题加强试验。研究主要经济作物为烟草,后续研究中将探讨喀斯特山区其他地块级耕地类型的适用性。

参考文献 (References):

- [1] Anagnostopoulos V, Petropoulos G P, Ireland G, et al. A modernized version of a 1D soil vegetation atmosphere transfer model for improving its future use in land surface interactions studies[J]. Environmental Modelling and Software, 2017(90): 147–156.
- [2] Bolten J D, Crow W T, Zhan X, et al. Evaluating the utility of remotely sensed soil moisture retrievals for operational agricultural drought monitoring[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2010, 3(1): 57–66.
- [3] Mccoll K A, Alemohammad S H, Akbar R, et al. The global distribution and dynamics of surface soil moisture[J]. Nature Geoscience, 2017, 10(2): 100–104.
- [4] 罗占春, 杜伟, 张卫星. 土壤水分与烟草生长发育和生理代谢的相关研究进展[J]. 山地农业生物学报, 2009, 28(5): 446–451.
- [5] Luo Z C, Du W, Zhang W X. The progress on the effect of soil water on growth and development and physiological metabolism of Tobacco[J]. Journal of Mountain Agriculture and Biology, 2009, 28(5): 446–451.
- [6] Al Y A, Wigneron J P, Ducharne A, et al. Global-scale evaluation of two satellite-based passive microwave soil moisture datasets (SMOS and AMSR-E) with respect to land data assimilation system estimates[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 149(1): 181–195.
- [7] Hajnsek I, Jagdhuber T, Schcoen H, et al. Potential of estimating soil moisture under vegetation cover by means of PolSAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(2): 442–454.
- [8] Trudel M, Charbonneau F, Leconte R. Using RADARSAT-2 polarimetric and ENVISAT-ASAR dual-polarization data for estimating soil moisture over agricultural fields[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2012, 38(4): 514–527.
- [9] Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K. Michigan microwave canopy scattering model[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(7): 1223–1253.
- [10] Joseph A T, Van d V R, O'Neill P E, et al. Soil moisture retrieval during a corn growth cycle using L-band (1.6 GHz) Radar observations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(8): 2365–2374.
- [11] De Roo R D, Du Y, 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.
- [11] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modeled as a water cloud [J]. Radio Science, 1978, 13(2): 357–364.
- [12] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 152–159.
- Wang X Q, Wang M M, Wang S Q, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 152–159.
- [13] 丁雷龙, 李强子, 杜鑫, 等. 基于无人机图像颜色指数的植被识别[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(1): 78–86. doi:10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 12.
- Ding L L, Li Q Z, Du X, et al. Vegetation extraction method based on color indices from UAV images [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016, 28(1): 78–86. doi:10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 12.
- [14] 朱孟, 周忠发, 蒋翼, 等. 基于可见光波段无人机遥感的火龙果精准识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 359–368.
- Zhu M, Zhou Z F, Jiang Y, et al. An accurate recognition method of pitaya plants based on visible light band UAV remote sensing [J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2020, 57(14): 359–368.
- [15] 李朝阳, 王普, 潘方博. 利用主动微波遥感数据监测土壤墒情方法[J]. 南水北调与水利科技, 2017, 15(2): 224–228, 253.
- Li C Y, Wang P, Pan F B. Using active microwave remote sensing data to detect soil moisture [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science and Technology, 2017, 15(2): 224–228, 253.
- [16] Kim Y, van Zyl J J. A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric Radar data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(8): 2519–2527.
- [17] 张祥, 陈报章, 赵慧, 等. 基于时序 Sentinel-1A 数据的农田土壤水分变化检测分析[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(2): 338–345.
- Zhang X, Chen B Z, Zhao H, et al. Soil moisture change detection over bare agricultural area by means of time-series Sentinel-1A SAR data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(2): 338–345.
- [18] 姜红, 玉素甫江·如素力, 拜合提尼沙·阿不都克日木, 等. 基于支持向量机回归算法的土壤水分光学与微波遥感协同反演[J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(6): 30–36.
- Jiang H, Yusufjiang R, Baihetinisha A, et al. Soil moisture retrieval by synergizing optical and microwave remote sensing data based on support vector machine regression algorithm [J]. Geography and Geo-Information Science, 2017, 33(6): 30–36.
- [19] 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量估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 146–153.
- Yang G J, Yue J B, Li C C, 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, 2016, 32(22): 146–153.
- [20] 郭交, 刘健, 宁纪锋, 等. 基于 Sentinel 多源数据的农田地表土壤水分反演模型构建与验证[J]. 农业工程学报, 2019, 35(14): 71–78.
- Guo J, Liu J, Ning J F, et al. Construction and validation of soil moisture retrieval model in farmland based on Sentinel multi-source data [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(14): 71–78.
- [21] 黄启厅, 曾志康, 谢国雪, 等. 基于高时空分辨率遥感数据协同的作物种植结构调查[J]. 南方农业学报, 2017, 48(3): 552–560.
- Huang Q T, Zeng Z K, Xie G X, et al. Investigation on crop planting structure based on synergy of high spatial-temporal resolution remote sensing data [J]. Journal of Southern Agriculture, 2017, 48(3): 552–560.
- [22] 赵馨, 周忠发, 王玲玉, 等. 喀斯特山区石漠化耕地遥感精准提取与分析——以贵州省北盘江镇与花江镇为例[J]. 热带地理, 2020, 40(2): 289–302.
- Zhao X, Zhou Z F, Wang L Y, et al. Extraction and analysis of cultivated land experiencing rocky desertification in Karst mountain areas based on remote sensing: A case study of Beipanjiang Town and Huajiang Town in Guizhou Province [J]. Tropical Geography, 2020, 40(2): 289–302.
- [23] 王玲玉, 陈全, 吴跃, 等. 基于地块级时序 NDVI 的喀斯特山区撂荒地特征精准识别[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(3): 23–31. doi:10.6046/gtzyyg. 2020. 03. 04.
- Wang L Y, Chen Q, Wu Y, et al. Accurate recognition and extraction of Karst abandoned land features based on cultivated land parcels and time series NDVI [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(3): 23–31. doi:10.6046/gtzyyg. 2020. 03. 04.
- [24] 刘巍, 吴志峰, 骆剑承, 等. 深度学习支持下的丘陵山区耕地高分辨率遥感信息分区分层提取方法[J]. 测绘学报, 2021, 50(1): 105–116.
- Liu W, Wu Z F, Luo J C, et al. A divided and stratified extraction method of high-resolution remote sensing information for cropland in hilly and mountainous areas based on deep learning [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(1): 105–116.
- [25] 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.
- [26] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission of soils [J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 36(3): 203–212.
- [27] 刘万侠, 王娟, 刘凯, 等. 植被覆盖地表主动微波遥感反演土壤水分算法研究[J]. 热带地理, 2007(5): 411–415, 450.
- Liu W X, Wang J, Liu K, et al. Soil moisture data retrieval by active microwave remote sensing on vegetative land [J]. Tropical geography, 2007(5): 411–415, 450.
- [28] 陈全, 周忠发, 王玲玉, 等. 基于多时相 Sentinel-1 SAR 数据的喀斯特石漠化区地表土壤水分反演研究[J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39(5): 626–634.
- Chen Q, Zhou Z F, Wang L Y, et al. Surface soil moisture retrieval using multi-temporal Sentinel-1 SAR data in Karst rocky desertification area [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2020, 39(5): 626–634.

Inversion of moisture in surface soil of farmland in karst mountainous areas using multi – temporal SAR images

ZHANG Shu^{1,2,3}, ZHOU Zhongfa^{1,2}, WANG Lingyu^{1,3}, CHEN Quan^{1,2}, LUO Jiancheng⁴, ZHAO Xin^{1,3}

- (1. *School of Geography and Environmental Science/School of Karst Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550001, China*;
2. *The State Key Laboratory Incubation Base for Karst Mountain Ecology Environment of Guizhou Province, Guiyang 550001, China*; 3. *State Engineering Technology Institute for Karst Desertification Control, Guiyang 550001, China*;
4. *Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China*)

Abstract: The farmland’s soil moisture plays an important role in crop yield estimation and drought monitoring and is also a key parameter for fine – scale monitoring of farmland in karst mountainous areas. Targeting the complex environmental impacts in karst regions such as farmland fragmentation and the fact that the inversion of soil moisture is vulnerable to cloud interference, this study employed both the water cloud model (WCM) and the support vector regression (SVR) model to conduct the block – scale inversion of the soil moisture in the growth periods of tobacco using the multi – temporal Sentinel – 1 synthetic aperture Radar (SAR) images and the unmanned aerial vehicle (UAV) RGB images. The results are as follows. ① In this study, conventional vegetation parameters were replaced with the visible – band difference vegetation index (VDVI), which combined with its water cloud model was highly applicable to karst mountainous areas. The co – polarization method yielded higher inversion precision, with a coefficient of determination of 0.843 and RMSE of 0.983%. These provide a convenient method for the inversion of farmland’s soil moisture in cloudy and rainy mountainous areas. ② The trend of soil moisture in the four growth periods of tobacco is consistent with that of precipitation. Farmland with rocky desertification has low soil moisture, which is closely related to the bare rocks, complex terrain, and difficulties with irrigation in the experimental area. ③ Soil moisture has significant effects on tobacco growth. Specifically, high soil moisture promotes tobacco growth and low soil moisture inhibits tobacco growth, especially during T1—T3. This study can be utilized as a reference for the fine – scale inversion of the farmland’s soil moisture in cloudy and rainy mountainous areas.

Keywords: soil moisture; farmland parcel; water cloud model; SAR; Sentinel – 1; UAV remote sensing; tobacco growth period

(责任编辑：张 仙)