

# 多云多雨区耕地非农化识别的 SAR 协同监测应用研究

宋兆璞<sup>1,2,3</sup>, 许伟杰<sup>1,2,3</sup>, 郑华健<sup>1,2,3</sup>, 石晓春<sup>1,2,3</sup>, 侯东阳<sup>4</sup>, 刘洪顺<sup>5\*</sup>, 邓实权<sup>6</sup>

(1. 广东省国土资源测绘院, 广州 510663; 2. 自然资源部华南热带亚热带自然资源监测重点实验室, 广州 510663;  
3. 广东省自然资源科技协同创新中心, 广州 510663; 4. 中南大学地球科学与信息物理学院, 长沙 410083;  
5. 广东省测绘技术有限公司, 广州 510663; 6. 武汉市水务科学研究院(武汉市水土保持监测站), 武汉 430010)

**摘要:** 耕地“非农化”识别监测是确保粮食供应和保障粮食安全的关键技术环节之一。本文针对多云多雨地区光学影像完整获取困难、传统基于单一来源 SAR 影像“非农化”识别方法精度低等问题, 提出了一种结合多源、多尺度时序 SAR 特征的耕地“非农化”图斑识别方法。该方法首先利用 Sentinel-1 SAR 影像时序相干系数图提取耕地变化图斑, 然后利用高分辨率 COSMO-SkyMed SAR 影像的多种统计特征和 XGBoost 模型对疑似变化图斑精准分类, 最后在广东省 4 个不同的区县开展了工程化验证实验与定量分析。4 个实验区的识别准确率最高达 87.95%, 平均精度达到 79.04%。这表明该研究方法在多云多雨区能够有效识别耕地“非农化”图斑, 有利于及时监测并遏制耕地“非农化”现象, 为多云多雨地区耕地保护工作提供技术支持。

**关键词:** 耕地“非农化”识别; 合成孔径雷达监测; 时序特征; Sentinel-1; COSMO-SkyMed

中图分类号: TP701

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



耕地“非农化”是指占用耕地从事非农业活动(如城镇、住宅、工业、交通等建设, 绿化造林, 挖湖造景, 以及扩大自然保护区等)的过程<sup>[1-2]</sup>。近年来随着新型城镇化的快速发展, 耕地“非农化”的现象日益突出<sup>[3]</sup>, 严重影响粮食的稳定供应, 并对生态环境产生了诸如水土流失、生物多样性减少和环境污染等负面影响<sup>[4-5]</sup>。因此, 准确识别耕地“非农化”现象, 保护耕地资源、合理规划土地利用, 以及减缓耕地“非农化”的趋势, 对于保障粮食安全具有至关重要的意义, 也是实现耕地保护智慧管控的关键一环<sup>[6-7]</sup>。

目前, 利用 Sentinel-2、Landsat 等常见光学遥感影像识别耕地“非农化”情况是最常用的方法之一<sup>[8-12]</sup>。然而, 在我国华南地区, 由于气候湿润、云雾较多, 光学遥感影像的获取受到限制, 其方法难以适应多云多雨的南方地区, 导致监测效果不佳, 有必要探索新的技术手段来弥补这一缺陷<sup>[13-14]</sup>。近

年, 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)遥感数据的全天时、全天候的获取能力为多云多雨地区的耕地“非农化”提供了新的解决方案, 可有效地弥补光学遥感影像易受云雨天气影响的缺陷<sup>[15-18]</sup>。目前广泛使用的 SAR 数据包括 Sentinel-1、COSMO-SkyMed 等, 其中, Sentinel-1 是欧洲航天局(European Space Agency, ESA)在 Copernicus 计划下发射的 C 波段 SAR 卫星, 具备高时间分辨率、稳定的全天候观测能力及免费获取的优势, 其时间序列数据可用于植被生长周期监测、土地利用变化检测等多种场景, 已广泛应用于耕地监测等领域<sup>[19-22]</sup>。COSMO-SkyMed 是意大利航天局(Italian Space Agency, ISA)研发的 SAR 卫星星座, 其显著优势在于其高空间分辨率, 它能够提供 3 m 空间分辨率的 X 波段雷达影像, 清晰地区分地表覆盖的微小差异, 有助于识别具体的地物类型。但是, 单一数据源的 SAR 影像在“非农化”识别时只

收稿日期: 2025-11-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(42201514); 广东省科技计划项目(2021B1111610001, 2021B1212100003); 广东省自然资源科技项目(GDZRZYKJ2024002); 自然资源部部省合作项目(2024ZRBSHZ035); 自然资源部华南热带亚热带自然资源监测重点实验室开放基金项目(2024NRMZ01)。

\* 通信联系人。E-mail: shunzaige\_2024@qq.com.

反映了一种尺度,忽略了其他尺度下的地物变化信息,导致在复杂的地类条件下识别结果不够全面,限制了其在大空间尺度上的应用,而结合多来源、多尺度的SAR影像来进行耕地“非农化”识别则有望可以解决这个问题<sup>[23]</sup>。

本文旨在解决如何在多云多雨等复杂气象条件下,有效融合多源、多尺度的SAR影像数据,构建更加精准的耕地“非农化”图斑识别模型,以克服光学遥感影像获取受限、传统单一SAR数据源识别结果不够全面以及监测效果不佳的问题,从而实现对耕地“非农化”现象的高精度监测与识别,为耕地保护和粮食安全提供可靠的技术支持。基于此,本文提出了一种基于多尺度时序SAR特征的耕地“非农化”图斑自动提取方法,即利用Sentinel-1初步提取疑似变化图斑,再利用高分辨率COSMO-SkyMed SAR数据的多类统计特征和XGBoost模型进一步精准识别变化图斑。为验证方法的有效性,在广东省东、南、西、北部选取了多个具有不同地形条件的县区进行了工程化验证实验。

## 1 研究区与数据

### 1.1 研究区概况

本研究基于广东省多云多雨的气候特点、耕地破碎化程度高及种植结构复杂等地理特征,选取广东省内4个典型县区——湛江市麻章区(A)、清远市清新区(B)、广州市南沙区(C)和揭阳普宁市

(D)作为研究区域,以验证算法在复杂地理与气候条件下的可行性和鲁棒性。4个区域分别位于粤西南、粤西北、珠三角南端和粤东南,涵盖平原、丘陵、山地与水网平原等多样地形,均属热带或亚热带季风气候,夏季多雨、云量高,光学影像获取受限。土地利用均以耕地为主,但破碎化程度和种植结构各异:A、C区耕地集中,种植结构较单一;B、D区耕地破碎且结构复杂。所选区域兼具地理和农业代表性,可有效支持多尺度时序SAR特征融合方法在耕地“非农化”监测中的验证与推广。

### 1.2 遥感影像数据

本研究采用国际上广泛应用的两类SAR遥感数据:Sentinel-1与COSMO-SkyMed。研究覆盖清远市清新区、广州市南沙区、湛江市麻章区及揭阳普宁市4个研究区域,Sentinel-1 SAR时序SLC影像时间范围为2023年1月至6月,各区域获取频次约为5~6期/月。Sentinel-1数据由欧洲航天局提供,空间分辨率约为10 m,采用干涉宽幅模式(IW)采集,具备VV和VH双极化信息,能够在大范围、多时相条件下稳定获取地表散射特征。COSMO-SkyMed SAR影像由意大利航天局提供,空间分辨率可达1~3 m,成像模式为条带模式。该数据依据Sentinel-1提取的疑似变化图斑的时空信息进行动态选取,从而在变化发生的关键时段和区域实现更精细的特征捕捉。两类SAR数据的互补优势,有助于提升耕地“非农化”图斑识别的精度与鲁棒性。

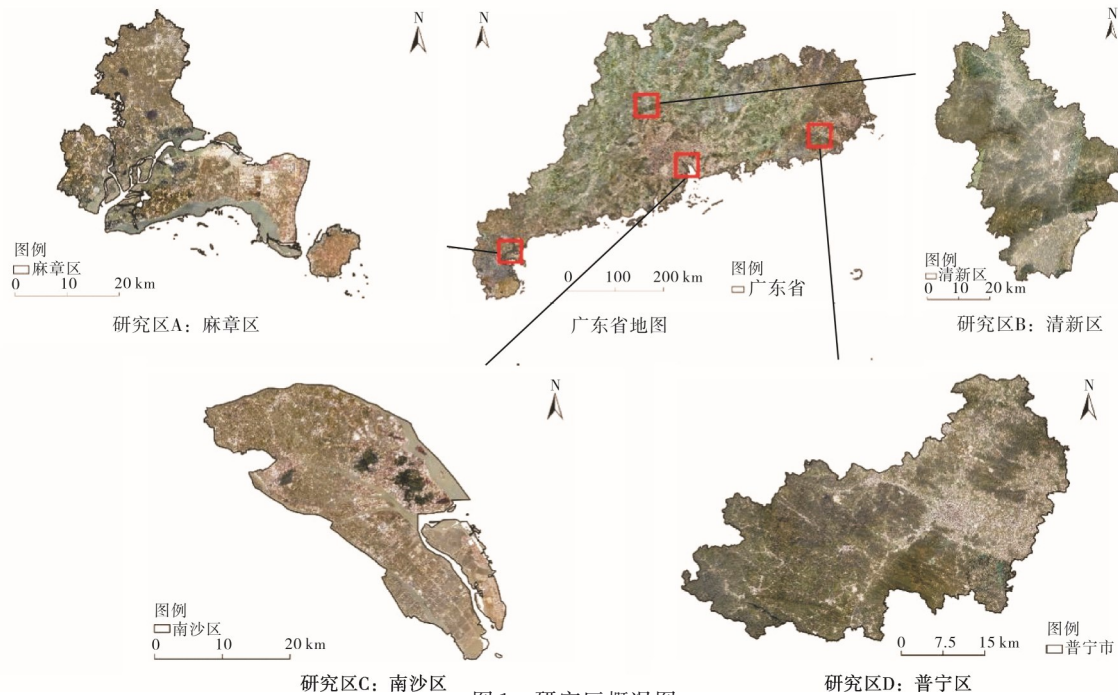


图1 研究区概况图

Fig. 1 Overview of the study areas

## 2 研究方法

本研究方法路线如图 2 所示,主要包括耕地变化区域初步提取和耕地“非农化”图斑分类两个部分.对于耕地变化区域的初步提取,首先计算 Sentinel-1 SAR 时序相干系数,然后计算相干系数时序标准差并生成差异图,利用差异图实现对耕地疑似变化图斑的提取.在耕地“非农化”图斑分类部分,利用 COSMO-SkyMed SAR 计算 SAR 时序特征后,选取新增建筑区样本,使用 XGBoost 算法进行训练,并调整参数,将每个变化图斑的像素值输入 XGBoost 分类器中,得到分类结果.最后,将分类结果为新建人工构筑物区域的变化图斑视为最终新增人工构筑物的耕地“非农化”图斑.

### 2.1 数据预处理与耕地变化区域初步提取

2.1.1 Sentinel-1 SAR 数据处理 Sentinel-1 作为低分辨率(10 m)的 C 波段 SAR 数据源,具有高时间分辨率和免费获取的优势.首先,按照公式(1),采用  $5 \times 5$  滑动窗口对 Sentinel-1 SAR 影像进行时序相干系数计算(关键参数见表 1).通过比较相邻两期影像的相干系数,生成时序相干系数图,以捕捉地表变化信息.然后,采用增强型 Lee 滤波算子对相干系数图进行去噪处理,提高影像质量.将计算得到的相干系数图按照时间顺序进行排列,组合成一组 2023 年 5 月至 7 月的时序相干系数图

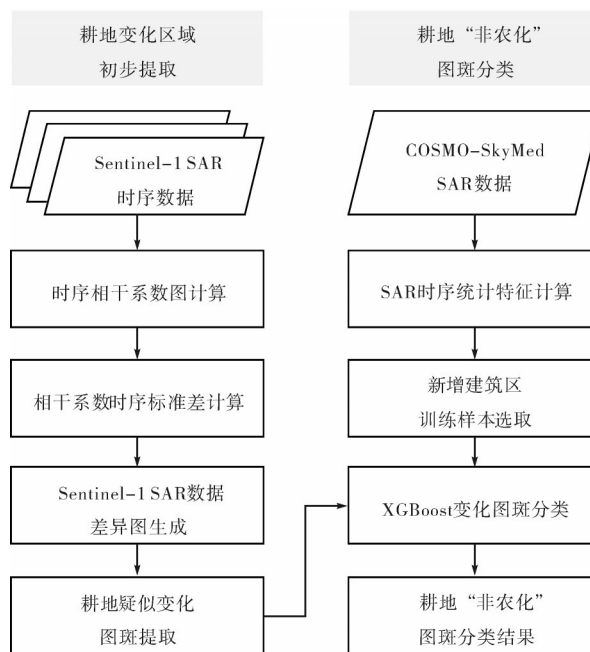


图 2 研究总体思路

Fig. 2 Research approach

时间序列.公式(1)为:

$$\gamma = \frac{|\langle S_1 \cdot S_2^* \rangle|}{\sqrt{\langle S_1 \cdot S_1^* \rangle \langle S_2 \cdot S_2^* \rangle}}, \quad (1)$$

其中,  $\gamma$  为相邻两期影像的相干系数,  $S_1$ 、 $S_2$  分别为相邻两期影像的复数干涉像对,“ $\cdot$ ”表示复数共轭,“ $\langle \rangle$ ”表示期望值.

表 1 关键参数说明表

Tab. 1 Key parameters specification table

参数名称	取值/设置	取值依据
Sentinel-1 相干系数计算窗口大小	$5 \times 5$ 滑动窗口	参考 SAR 相干性计算经典范围 <sup>[20-22]</sup> , 经实验验证可平衡噪声抑制与变化捕捉精度
COSMO-SkyMed 影像滤波参数	增强型 Lee 滤波: $3 \times 3$ 窗口、阻尼因子 0.7	适配 3 m 分辨率影像, 参考建筑/耕地混合区最优取值 <sup>[19, 23]</sup>
相干阈值	0.85	基于研究区样本统计与 ROC 曲线分析确定, 契合多云多雨区监测阈值区间 <sup>[16-17]</sup>
图斑矢量化最小面积阈值	$100 \text{ m}^2$	参考《广东省耕地保护条例》, 适配研究区耕地破碎化特征

2.1.2 COSMO-SkyMed SAR 数据处理 COSMO-SkyMed 提供高分辨率(3 m)的 X 波段 SAR 数据, 能够更清晰地区分地表覆盖的微小差异. 根据 Sentinel-1 提取的疑似变化图斑的时间和位置信息, 选取对应的 COSMO-SkyMed SAR 影像数据. 为保证数据精度, 对影像进行了辐射定标和地形校正, 并采用增强型 Lee 滤波方法抑制斑点噪声, 参数设置为  $3 \times 3$  窗口、阻尼因子 0.7(表 1), 同时统一坐标系, 为后续多尺度特征提取和分类分析提供可

靠数据基础.

2.1.3 时序相干系数分析 利用 Sentinel-1 SAR 数据的时序相干系数图, 计算每个像元的标准差, 生成标准差图像. 较高的标准差值通常指示地物在监测周期内发生了显著结构或覆盖变化, 因此通过样本统计与 ROC 曲线分析确定相干阈值为 0.85(表 1), 设定阈值(0.85), 将大于阈值的像元识别为疑似变化区域, 并进行标注. 随后, 将标注结果转换为二值影像, 并通过矢量化处理生成面状要

素,设置 100 m<sup>2</sup>最小面积阈值(表1)剔除微小噪声图斑,从而得到空间上连续且可进一步分析的疑似变化区域图。

## 2.2 高分辨率SAR时序特征提取与分析

2.2.1 统计特征提取 以 COSMO-SkyMed SAR 影像为数据源,针对疑似变化图斑范围内的数据,提取多种统计特征,包括均值、中位数、标准差、最小值、最大值等。这些特征能够反映图斑的后向散

射系数特征、纹理特征和极化特征,有助于区分不同的地表覆盖类型,具体如表1所示。

2.2.2 特征优选与筛选 根据耕地“非农化”的专家经验,选择与疑似变化图斑相关的统计特征,构建特征集。例如,后向散射系数的均值和标准差可以反映图斑的整体后向散射水平和强度的离散程度,有助于识别建筑物等人工构筑物。特征优选的理论基础与专家经验如表2所示。

表2 COSMO-SkyMed SAR 影像特征提取列表  
Tab. 2 Extracted Features of COSMO-SkyMed SAR Image

统计特征名称	统计特征物理含义	特征选择的理论基础
Count	图斑所包含的像元数量	用于评估分割图斑的尺度。在变化检测中,极小的“图斑”可能是噪声,而合理大小的图斑才是有效分析对象。该特征有助于在后续处理中过滤噪声
Sum	图斑内所有像元后向散射值的总和	反映图斑的整体后向散射强度。包含建筑物的图斑值往往高于周围耕地图斑
Mean	图斑内所有像元后向散射系数的平均值	反映图斑的整体平均后向散射水平。耕地表面相对粗糙,对雷达波以漫散射为主,均值通常较低;而人工构筑物(如建筑的墙壁、屋顶)与雷达波之间容易形成二次反射或角反射,导致强烈的回波,因此高均值是识别人工构筑物的关键指标
Median	图斑内所有像元后向散射系数的中位数	反映图斑内大多数像素的后向散射水平。对少量高反射异常点敏感,有助于判断图斑内是否存在少量强散射点,这可能暗示“非农化”活动
St Dev	图斑内所有像元后向散射系数值的标准差	反映图斑内后向散射强度的离散程度。耕地由于作物类型均匀、生长整齐,其内部后向散射强度较为均一,标准差较低。相反,建筑区由不同材料、朝向、高度的结构组成,导致回波强度差异极大,因此具有高的标准差。这是区分均质自然植被与异质人工目标的核心特征
Minimum	图斑内所有像元后向散射系数的最小值	反映图斑后向散射强度的极端值。最小值可能对应阴影或平滑水面(极低散射),最大值可能对应垂直于雷达波束的金属结构(极强散射)。人工构筑物的出现会同时拉高最大值和压低最小值(由于阴影),从而使这两个特征成为敏感指标
Maximum	图斑内所有像元后向散射系数的最大值	
Range	图斑内所有像元后向散射系数的最大值与最小值之差	直观反映了图斑内后向散射强度的变化范围。建筑区域可能同时包含强反射的金属面和弱反射的阴影或沥青路面,导致极大的极差;耕地的极差则相对较小
Minority	图斑内所有像元后向散射系数的少数值(小于50%的样本)	反映图斑中占据少数比例的后向散射强度值,利于判定图斑中少量的、可能是新增建筑物的像素点
Majority	图斑内所有像元后向散射系数的多数值(大于50%的样本)	反映图斑中占主导地位的后向散射强度值,利于判定图斑的主体地表覆盖类型。
Variety	图斑内所有像元后向散射系数的多样性,可以通过计算不同值出现的次数来衡量	衡量异质性的最直接指标 耕地均质,Variety值低;人工构筑物区域复杂,Variety值高。此特征对建筑物排列的规则性和材料的多样性非常敏感

## 2.3 基于XGBoost的耕地“非农化”图斑分类识别

根据提取的疑似变化图斑和计算得到的 COSMO-SkyMed 数据统计特征,采用 XGBoost 进行耕地“非农化”图斑提取。

2.3.1 样本选取与模型训练 人工比对同期光学与 SAR 影像,选取新建人工构筑物区域和非人工构筑物区域的样本各 500 个,用于训练 XGBoost 分类器。将选定的样本输入 XGBoost 算法,调整参数(表3),以优化分类性能。在整个数据划分与模型

训练过程中固定了随机种子。在模型初始化时设置随机种子为 42,确保每次运行得到相同的训练集/测试集划分。

2.3.2 分类与结果生成 使用训练好的 XGBoost 分类器对所有变化图斑进行分类,将每个变化图斑的像素值输入到分类器中,得到分类结果。最终,将分类结果为新建人工构筑物区域的变化图斑视为最终新增人工构筑物的耕地“非农化”图斑提取结果。

表 3 XGBoost 参数设置  
Tab. Hyperparameter settings of XGBoost

参数设置	$n\_estimators$	$max\_depth$	$learning\_rate$	$subsample$	$eval\_metric$	$min\_child\_weight$	$gamma$
数值	537	5	0.05	0.8	logloss	4	0.1

## 2.4 精度评估

为了确保模型评估的客观性与泛化能力,本研究采用独立测试集进行精度验证.按照 70% 的比例随机选取样本作为训练集,用于训练 XGBoost 分类器;剩余 30% 作为独立测试集,用于检验模型的泛化预测能力.

为了评估本文方法的可用性,本文采用基于 Sentinel-1 单一数据时序特征的耕地“非农化”图斑识别方法进行对比实验,并利用识别准确率指标进行方法评价.为进一步评估利用本研究方法进行图斑分类的效果,本研究结合同一时期的高分辨率光学影像和实地核验解译的方式对图斑进行精度评价.评价指标选取了准确率、召回率和 F1 分数.其中,准确率是指在所有被预测为正类的样本中,真正为正类的样本所占的比例;召回率是指在所有实际为正类的样本中,被正确预测为正类的样本所占的比例;F1 分数是精确率和召回率的调和平均数,用于综合评估模型的性能.F1 分数越高,说明模型的性能越好.

## 3 结果与分析

本研究在湛江市麻章区、广州市南沙区、揭阳普宁市、清远市清新区分别利用 2023 年 5 月、6 月或 7 月的 Sentinel-1 SAR 影像和 COSMO-SkyMed SAR 影像数据进行工程化应用实验.所提取的部分耕地“非农化”图斑局部细节如图 3 所示.

在 4 个县区共计提取 1 927 个耕地范围内疑似新建人工构筑物区域图斑,具体如表 4 所示.与外业核查结果对比,总体准确率在 71.05% 到 87.95% 之间,平均准确率为 79.04%.作为对比,利用 Sentinel-1 单一数据源进行耕地“非农化”图斑识别(表 5),4 个县区的总体准确率在 19.18% 到 73.28% 之间,整体精度显著低于融合 COSMO-SkyMed 数据的结果,且各区域之间存在较大差异,特别是在耕地结构复杂的清远市清新区, Sentinel-1 数据存在明显的识别遗漏与误判.这说明,引入高分辨率 X 波段 COSMO-SkyMed SAR 影像并结合多尺度特征建模,不仅能够有效提升耕地“非农化”识别的精度,还能增强方法在不同地貌

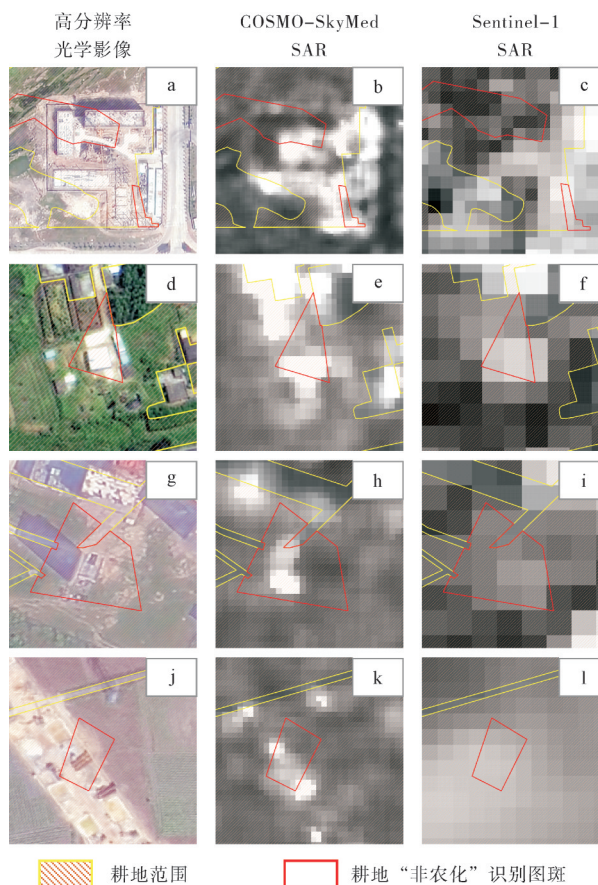


图 3 耕地“非农化”图斑识别局部细节图

Fig. 3 Detail maps of identified cropland non-agriculturalization patches in cultivated land

与土地利用背景下的适应性.

为了比较模型在不同地区的性能差异,本文对 4 个县区的图斑提取模型精度进行了比较分析,结果如表 6 所示.

如表 6 所示,耕地“非农化”图斑提取模型的精度变化呈现出较强的时空分异特征:麻章、南沙两地 5 月精度最高,6 月、7 月略有下降;而普宁、清远两地则呈相反趋势,5 月精度偏低,6 月、7 月有所提升.初步分析其原因可能与不同区域的地形特征、农作物生长周期、降雨与土壤含水量影响的不同程度等因素有关.

麻章、南沙两地地处珠三角及沿海,经济作物或早稻种植比例高.5 月份可能处于早稻生长初期或经济作物换茬期,植被覆盖度低、结构简单,耕地背景均质且后向散射弱.这使得新出现的、具有强

表 4 结合多尺度 SAR 影像特征的耕地“非农化”图斑识别情况  
Tab. 4 Identification of cropland non-agriculturalization patches in the study areas

研究区		2023-05	2023-06	2023-07	总和	准确率/%
湛江市麻章区	正确个数/个	59	64	56	179	81.74
	提取图斑个数/个	72	81	66	219	
广州市南沙区	正确个数/个	318	/	200	518	87.95
	提取图斑个数/个	354	/	235	589	
揭阳普宁市	正确个数/个	105	211	335	651	75.43
	提取图斑个数/个	141	262	460	863	
清远市清新区	正确个数/个	72	125	68	265	71.05
	提取图斑个数/个	99	176	98	373	
月尺度准确率/%		79.74	76.86	78.04		

表 5 利用 Sentinel-1 单一数据源的耕地“非农化”图斑识别情况  
Tab. 5 Identification of cropland non-agriculturalization patches sentinel-1 in the study areas

研究区		2023-05	2023-06	2023-07	总和	准确率/%
湛江市麻章区	正确个数/个	4	10	9	23	44.23
	提取图斑个数/个	13	19	20	52	
广州市南沙区	正确个数/个	31	28	37	96	73.28
	提取图斑个数/个	44	35	52	131	
揭阳普宁市	正确个数/个	8	12	24	44	56.41
	提取图斑个数/个	17	29	32	78	
清远市清新区	正确个数/个	2	3	9	14	19.18
	提取图斑个数/个	23	18	32	73	
月尺度准确率/%		31.69	34.42	36.74		

表 6 研究区耕地“非农化”图斑提取模型精度评价  
Tab. 6 Accuracy assessment of identification of cropland non-agriculturalization patches in the study areas %

研究区	影像时相	Precision	Recall	F1 Score
湛江市麻章区	2023-05	87.72	84.75	86.21
	2023-06	89.66	81.25	85.25
	2023-07	90.00	80.36	84.91
广州市南沙区	2023-05	90.73	85.63	88.10
	2023-07	90.00	81.00	85.26
	2023-05	81.82	77.14	79.41
揭阳普宁市	2023-06	84.47	82.46	83.45
	2023-07	79.65	80.60	80.12
	2023-05	75.68	77.78	76.71
清远市清新区	2023-06	74.29	83.20	78.49
	2023-07	79.10	77.94	78.52

反射和复杂结构的人工构筑物在 SAR 影像上信噪比最高,最易识别. 进入 6、7 月,水稻进入茂盛生长期或晚稻插秧季,旺盛的植被产生强烈的体散射和复杂的纹理,一方面可能“淹没”低矮构筑物的信号,另一方面其自身的异质性也增加了与建筑物混淆的风险,导致精度下降. 同时,华南地区 6、7 月进入雨季,土壤含水量普遍升高. 湿润土壤会显著增强 SAR 的地表散射信号,可能导致耕地的 SAR 影像亮度普遍提升,缩小了其与部分材质较暗或粗糙的人工构筑物之间的后向散射差异,增加了分类难度. 麻章、南沙等地势低平区域,土壤保水能力强,雨季湿度饱和且空间均一,上述负面影响可能更显著.

普宁、清远两地地形以丘陵山地为主,作物结构可能更复杂. 5 月份,低矮植被、裸露土壤与复杂地形共同作用,可能产生较强的后向散射和斑点噪

声,使得耕地背景本身在SAR影像上异质性较高,与新增小规模构筑物的区分度降低.进入6、7月,尽管植被更加茂盛,但一致性生长的冠层可能形成了相对均一、稳定的高后向散射背景.此时,新出现的构筑物在均质背景下反而对比度增强,从而略微提升了识别精度.这种“背景均质化”效应可能抵消植被散射带来的部分干扰.

## 4 结论

本研究针对多云多雨地区光学遥感受限和传统SAR变化检测精度不足的问题,提出了一种基于多尺度时序SAR特征的耕地“非农化”图斑自动提取方法.该方法通过协同利用Sentinel-1大范围时序相干变化检测和COSMO-SkyMed高分辨率多维特征提取,并结合XGBoost分类器,构建了一个“粗检测+精分类”的实用化技术流程.

在广东省四个典型区域的工程化验证表明,该方法总体准确率达71.05%至87.95%(平均79.04%),显著优于单一使用Sentinel-1数据的识别结果(19.18%~73.28%),证实了多尺度SAR数据融合能有效提升监测精度与稳定性,可基本满足区域耕地常态化监测的业务需求.

然而,本方法在走向大规模工程化应用中仍面临若干局限:1)对高分辨率COSMO-SkyMed数据的依赖导致监测成本较高,且其时空覆盖不连续可能影响实时性;2)方法性能受农作物物候、土壤湿度等季节性因素影响,在不同月份和农业区表现存在波动;3)模型在复杂丘陵与山地的泛化能力有待加强,地形畸变与阴影仍可能导致漏检或误判;4)当前流程仍部分依赖目视解译样本,全自动化水平有待提升.

展望未来,可从以下方向持续改进:首先,研发更鲁棒的地形校正与辐射归一化算法,以提升方法在复杂地形区的适应性;其次,构建覆盖多季节、多作物类型的样本库,并探索跨区域迁移学习策略,以增强模型普适性;再次,探索将Sentinel-1、国产高分三号等更多成本最优的SAR数据纳入融合体系,平衡精度与成本;最后,构建样本自动生成与更新机制,推动全流程向自动化、业务化方向发展.

综上所述,本研究提出的方法在科学性、有效性方面具有明确价值,为多云雨地区耕地“非农化”监测提供了可靠的技术支撑.通过针对上述局限的持续优化,有望进一步拓展其应用范围,为耕地

保护与粮食安全监管提供更强大的技术工具.

## 参考文献:

- [1] 叶思菁,宋长青,程昌秀,等.中国耕地资源利用的“五化”态势与治理对策[J].中国科学院院刊,2023,38(12):1962-1976.  
YE S J, SONG C Q, CHENG C X, et al. Five issues and countermeasures of China cropland resource use[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2023, 38(12): 1962-1976. (Ch).
- [2] 张婕,刘玉洁,张二梅,等.中国县域耕地动态演变及其驱动机制[J].地理学报,2023,78(9):2105-2127.  
ZHANG J, LIU Y J, ZHANG E M, et al. Dynamics and driving mechanisms of cultivated land at county level in China [J]. Acta Geographica Sinica, 2023, 78(9): 2105-2127. (Ch).
- [3] 崔许锋,马云梦,张光宏.基于模型集成的中国耕地非农化影响因素及其时空特征研究[J].中国农业科学,2018,51(22):4316-4327.  
CUI X F, MA Y M, ZHANG G H. The factors of farmland conversion and its temporal and spatial characteristics: an integrated model[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(22): 4316-4327. (Ch).
- [4] 袁晓妮,鲁春阳,吕开云,等.我国耕地非农化研究进展及展望[J].中国农业资源与区划,2019,40(1):128-133.  
YUAN X N, LU C Y, LYU K Y, et al. Research progress and prospect of non-agriculturalization of arable land in China [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2019, 40(1): 128-133. (Ch).
- [5] 杨文杰,刘丹,巩前文.2001—2016年耕地非农化过程中农业生态服务价值损失估算及其省域差异[J].经济地理,2019,39(3):201-209.  
YANG W J, LIU D, GONG Q W. Estimation loss of agroecosystem service value in farmland conversion and its provincial difference in 2001-2016[J]. Economic Geography, 2019, 39(3): 201-209. (Ch).
- [6] 陈军,武昊,刘万增,等.自然资源时空信息的技术内涵与研究方向[J].测绘学报,2022,51(7):1130-1140.  
CHEN J, WU H, LIU W Z, et al. Technical connotation and research agenda of natural resources spatio-temporal information [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(7): 1130-1140. (Ch).
- [7] 郭海京,钟远军,杨娜娜.广东省自然资源常态化监测模式探索与实践[J].时空信息学报,2023,30(4):631-641.  
GUO H J, ZHONG Y J, YANG N N. Exploration and practice of normalized monitoring mode of natural resources in Guangdong Province [J]. Journal of Spatio-Temporal Information, 2023, 30(4): 631-641. (Ch).
- [8] 曹宇娟,戴建国,张国顺,等.基于特征优选的北疆典型区域非农化遥感监测[J].农业工程学报,2024,40(5):275-286.  
CAO Y J, DAI J G, ZHANG G S, et al. Remote sensing

- monitoring of non-agriculturalization in typical areas of the Northern Xinjiang of China based on feature optimization[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(5): 275-286. (Ch).
- [9] 张兰兰, 王红雷. 基于深度学习的耕地非农化遥感监测与时空分析——以开阳县为例[J]. *测绘通报*, 2024(3): 13-18. ZHANG L L, WANG H L. Non-agricultural monitoring and spatio-temporal analysis study of cultivated land based on deep learning method: a case study of Kaiyang County[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2024(3): 13-18. (Ch).
- [10] 丁书培, 李蒙蒙, 汪小钦, 等. 基于时序遥感数据的福州市耕地非农化特征及驱动因子分析[J]. *遥感技术与应用*, 2022(3): 550-563. DING S P, LI M M, WANG X Q, et al. The use of time series remote sensing data to analyze the characteristics of non-agriculture farmland and their driving factors in Fuzhou[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2022(3): 550-563. (Ch).
- [11] 李刚, 宁晓刚, 张翰超, 等. “三调”成果数据引导的耕地“非农化”遥感监测[J]. *测绘科学*, 2022, 47(7): 149-159. LI G, NING X G, ZHANG H C, et al. Remote sensing monitoring for the non-agriculturalization of cultivated land guided by the third national land survey results data[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2022, 47(7): 149-159. (Ch).
- [12] 谭敏, 林惠晶, 郝明. 先验知识引导深度学习的耕地范围建筑物和大棚房监测方法[J]. *地球信息科学学报*, 2023, 25(11): 2293-2302. TAN M, LIN H J, HAO M. Prior knowledge guided deep learning for monitoring buildings and greenhouses within cultivated land[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2023, 25(11): 2293-2302. (Ch).
- [13] 肖文菊, 杨颖频, 吴志峰. 多云多雨区耕地撂荒多源遥感协同监测[J]. *自然资源遥感*, 2025, 37(2): 39-48. XIAO W J, YANG Y P, WU Z F. Collaborative monitoring of abandoned arable land in cloudy and rainy areas based on multisource remote sensing data[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2025, 37(2): 39-48. (Ch).
- [14] 丁忆, 李朋龙, 张冕, 等. 国土资源典型要素变化遥感智能监测关键技术及应用[J]. *地理信息世界*, 2021, 28(6): 65-71. DING Y, LI P L, ZHANG M, et al. Key technology and application of remote sensing intelligent monitoring for the typical elements change of land and resources[J]. *Geomatics World*, 2021, 28(6): 65-71. (Ch).
- [15] TOMPPON E, ANTROPOV O, PRAKS J. Cropland classification using sentinel-1 time series: methodological performance and prediction uncertainty assessment[J/OL]. *Remote Sensing*, 2019, 11(21)[2026-01-13]. <https://doi.org/10.3390/rs11212480>.
- [16] XU S, ZHU X L, CHEN J, et al. A robust index to extract paddy fields in cloudy regions from SAR time series[J/OL]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 285[2026-01-13]. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113374>.
- [17] ZHOU Z F, WANG L Y, CHEN Q, et al. Abandoned land identification in Karst mountain area based on time series SAR characteristics at geo-parcels scale[J]. *Journal of Mountain Science*, 2023, 20(3): 792-809.
- [18] ROSE S, KRAATZ S, KELLNDORFER J, et al. Evaluating NISAR's cropland mapping algorithm over the conterminous United States using Sentinel-1 data[J/OL]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 260[2026-01-13]. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112472>.
- [19] SUN Y W, LI Z L, LUO J C, et al. Farmland parcel-based crop classification in cloudy/rainy mountains using Sentinel-1 and Sentinel-2 based deep learning[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2022, 43(3): 1054-1073.
- [20] 郑希望, 王凯, 朱野, 等. 联合相干性特征的短时序双极化 SAR冬小麦提取[J]. *遥感信息*, 2024, 39(3): 48-54. ZHENG X W, WANG K, ZHU Y, et al. Winter wheat extraction based on short time-series SAR data with dual polarizations and coherence characteristics[J]. *Remote Sensing Information*, 2024, 39(3): 48-54. (Ch).
- [21] 左坚, 钟凯文, 许剑辉, 等. 多时相 SAR 数据下的岭南早稻提取与时空变化分析[J]. *测绘科学*, 2023, 48(1): 91-99. ZUO J, ZHONG K W, XU J H, et al. Analysis on early rice distribution and spatio-temporal changes based on multi-temporal SAR data in Lingnan[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2023, 48(1): 91-99. (Ch).
- [22] WEI S S, ZHANG H, WANG C, et al. Multi-temporal SAR data large-scale crop mapping based on U-Net model[J/OL]. *Remote Sensing*, 2019, 11 [2026-01-13]. <https://doi.org/10.3390/rs11010068>.
- [23] LIU C G, CHEN Z X, SHAO Y, et al. Research advances of SAR remote sensing for agriculture applications: a review[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2019, 18(3): 506-525.

## A study on the application of SAR collaborative monitoring for cropland non-agriculturalization identification in cloudy and rainy regions

SONG Zhaopu<sup>1,2,3</sup>, XU Weijie<sup>1,2,3</sup>, ZHENG Huajian<sup>1,2,3</sup>, SHI Xiaochun<sup>1,2,3</sup>, HOU Dongyang<sup>4</sup>,  
LIU Hongshun<sup>5</sup>, DENG Shiquan<sup>6</sup>

(1. Surveying and Mapping Institute, Land and Resources Department of Guangdong Province, Guangzhou 510663, China;

2. Key Laboratory of Natural Resources Monitoring in Tropical and Subtropical Area of South China, Ministry of natural resources, Guangzhou 510663, China;

3. Guangdong Science and Technology Collaborative Innovation Center for Natural Resources, Guangzhou 510663, China;

4. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410012, China;

5. Guangdong Surveying and Mapping Technology Co., Ltd., Guangzhou 510663, China;

6. Wuhan Water Research Institute(Wuhan Water and Soil Conservation Monitoring Station), Wuhan 430010, China)

**Abstract:** Monitoring cropland non-agriculturalization is a critical technical approach for ensuring the supply of food and safeguarding food security. Addressing the challenges of acquiring complete optical imagery in regions characterized by frequent cloud cover and rainfall, as well as the limitations of traditional single-source Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery-based methods for identifying cropland non-agriculturalization, which suffer from low accuracy, we propose a novel method that integrates multi-source, multi-scale temporal SAR features for the identification of cropland non-agriculturalization patches in arable land. This methodology commences with the extraction of arable land change patches using the temporal coherence map derived from Sentinel-1 SAR imagery. Subsequently, it employs a variety of statistical features from high-resolution COSMO-SkyMed SAR imagery, in conjunction with the XGBoost model, to accurately classify suspected change patches. The efficacy of this method was validated through engineering verification experiments and quantitative qualitative analyses conducted across four distinct districts and counties in Guangdong Province. The identification accuracy in these four experimental areas reached a maximum of 87.95%, with an average precision of 79.04%. These results demonstrate that the proposed research method is effective in identifying cropland non-agriculturalization patches in regions with frequent cloud cover and rainfall, thus facilitating timely monitoring and mitigation of the non-agriculturalization phenomenon in arable land.

**Key words:** cropland non-agriculturalization; Synthetic Aperture Radar (SAR) monitoring; temporal features; Sentinel-1; COSMO-SkyMed