

季候规律引导的丘陵山区地块水稻样本自动生成与遥感制图

李子琪^{1,2}, 吴田军³, 骆剑承^{1,2}, 张静^{1,2}, 李曼嘉^{1,2}, 方之杨^{1,2}

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感与数字地球全国重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049;

3. 长安大学 土地工程学院, 西安 710064

摘要: 水稻是重要的粮食作物, 准确及时地获取水稻种植面积是精准分析粮食安全态势的基础。西南丘陵山区阴雨天气频发、水稻种植模式多样且实地采样成本高, 难以实现高效、可靠的水稻遥感制图。本文以重庆市潼南区为研究区, 利用多源遥感数据的互补优势, 以耕地地块为基本单元, 解析水稻在不同成像模式中的季候规律, 提出了一种样本自动生成策略, 并基于特征优选的随机森林模型实现水稻自动化制图。研究结果表明, 该方法能够自动生成准确且具有代表性的训练样本数据, 生成样本的时序特征与实地样本高度一致(光谱相关相似度0.987, 动态时间规整距离4.719)。利用生成的样本进行水稻制图, 总体精度高达89%, 总面积提取误差为-7.5%, 且制图不确定性较低。敏感性分析表明, 水稻制图的准确性与稳定性受样本数量、空间分布及特征波段选择等因素影响。本研究可为丘陵山区水稻快速、精准制图提供一种可靠的样本自动化生成方案, 并为样本抽样策略的制定和特征波段的选择提供科学依据。

关键词: 丘陵山区, 季候规律, 时序遥感, 地块尺度, 样本自动生成, 水稻制图

中图分类号: TP753/P2

引用格式: 李子琪, 吴田军, 骆剑承, 张静, 李曼嘉, 方之杨. 2025. 季候规律引导的丘陵山区地块水稻样本自动生成与遥感制图. 遥感学报, 29(9): 2728-2747

Li Z Q, Wu T J, Luo J C, Zhang J, Li M J and Fang Z Y. 2025. Seasonal pattern-guided parcel rice automated sample generation and remote sensing mapping in hilly and mountainous areas. National Remote Sensing Bulletin, 29(9): 2728-2747 [DOI: 10.11834/jrs.20255064]

1 引言

水稻是全球最重要的粮食作物之一, 中国超过65%的人口以稻米为主食(Peng等, 2009)。作为世界上最大的水稻生产国和消费国, 水稻在中国粮食安全和农业生产中具有举足轻重的作用(杨万江, 2009)。其中, 丘陵山区的水稻播种面积在全国占比接近三成。然而, 由于区位条件限制, 丘陵山区部分水稻主产区出现“季节性抛荒”和“非粮化抛荒”现象, 导致耕地边际化与粮食减产(李升发和李秀彬, 2018; 张洪程和龚金龙, 2014)。1978年—2020年间, 水稻种植面积在西南丘陵山

区合计下降了19.18%, 在东南丘陵地区下降了45.25%。因此, 在“粮食安全”国家战略背景下, 精准获取大范围水稻种植信息对于丘陵山区作物种植结构调整、粮食产量估算、灌溉资源管理、农业保险灾害损失评估等具有重要现实意义(董金玮等, 2020; 娄轶峰等, 2025)。

卫星遥感技术具有观测频次高和覆盖范围广的特点(Weiss等, 2020), 耦合卫星遥感与信息技术可以有效识别水稻空间分布及生长状态, 现已成为水稻制图的关键技术手段(何泽和李世华, 2023; 高心怡等, 2024)。目前, 监督分类方法因其较高的灵活性和准确性成为水稻制图的主流手

收稿日期: 2025-02-24; 预印本: 2025-05-30

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42471394); 陕西省自然科学基金(编号:2025JC-QYCX-035); 河北省中央引导地方科技发展资金(编号:236Z0104G); 中国科学院空天信息创新研究院自主部署项目(编号:E4Z202021F)

第一作者简介: 李子琪, 研究方向为农业遥感智能计算。E-mail: liziqi231@mailsucas.ac.cn

通信作者简介: 吴田军, 研究方向为遥感智能计算与地理时空智能。E-mail: tjwu@chd.edu.cn

段 (Belgiu 和 Csillik, 2018; Pan 等, 2021; Thorp 和 Drajat, 2021; Wei 等, 2021; Zhan 等, 2021; 杨靖雅 等, 2022), 但对样本数据的数量和质量要求较高 (Belgiu 等, 2021)。丘陵山区地表形态崎岖、稻田破碎分散、水稻种植模式复杂, 获取兼具代表性和可靠性的样本数据工作量大、成本高。

昂贵且低效的实地采样极大地制约了区域尺度水稻制图研究, 近年来遥感领域针对样本自动生成展开了一系列探索。一种策略是迁移现有或历史分类专题产品, 以实现无样本区域或年份的作物分类。如 Huang 等 (2020) 开发了一种基于光谱相似性和光谱距离度量的自动样本迁移方法, 将未变化的样本用于目标年份分类研究, 进而完成了年际迁移任务; 基于美国历史农田数据层 CDL (Croplands Data Layer), Lin 等 (2022) 利用大豆与玉米在红边—短波红外光谱特征空间中的稳定拓扑关系, 生成目标年份的高质量伪标签, 进而实现了作物早期分类; 刘修宇等 (2024) 基于历史作物空间分布图和当季遥感影像, 综合考虑时间、空间、光谱和物候信息, 提出了一种多阶段样本纯化策略, 以支持水稻自动化识别。大量公开的作物类型产品为水稻制图研究提供了潜在的样本库。然而, 在中国西南、东南亚和非洲等地区小农经济普遍存在, 缺乏公开可用的作物分布产品; 另一方面, 区域间气候、土壤、种植制度的异质性导致现有产品在类型覆盖、分类精度和时效性方面难以满足定制化的应用需求。

另一种策略是耦合目标作物先验信息自动生成样本。水稻需要特定的耕作条件且呈现独特的物候规律, 因此, 结合农学先验知识的样本生成方法有较好的应用前景。Zhang 等 (2023) 基于 Landsat 光学影像, 利用水稻在特定时期呈现的物候规律, 通过阈值方法得到弱精度的水稻制图, 并结合样本纯化策略获取高置信度样本, 在谷歌地球引擎 GEE (Google Earth Engine) 上实现了黑龙江省长时序水稻制图。但是西南丘陵山区往往多云多雨, 导致识别水稻关键时间窗口 (如移栽期) 光学遥感数据缺失 (Xiao 等, 2005)。合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 全天时全天候, 是水稻遥感监测的重要数据源 (黄翀 等, 2020; Wang 等, 2022)。Xu 等 (2023) 以多时相 Sentinel-1 SAR 为主要数据源, 基于水稻“淹水谷—生长峰”物候更迭规律构建了遥感指数 SPRI

(SAR-based Paddy Rice Index) 以实现水稻自动提取。然而, SAR 数据容易受到散射噪声影响, 导致稻田与某些旱地作物、湿地等呈现相似信号。因此, 单一数据源难以实现复杂丘陵山区的水稻精准制图。为此, Yang 等 (2024) 协同水稻特有的淹水期光学特征和全生育期微波后向散射特征, 提出一种单双季水稻样本自动生成策略, 进而实现了多云区域水稻高精度制图。然而, 在稻田破碎和水稻种植模式多样的丘陵山区, 该方法的适用性、可拓展性仍面临诸多挑战。一方面, 地形差异与分散经营导致丘陵山区水稻品种 (如粳稻、籼稻等)、种植方式 (如轮作、间作等)、田间管理 (如移栽日期、灌溉方式等) 存在空间分异, 难以形成统一的物候动态响应。对于光学数据, 移栽灌溉信号是水稻识别的关键信息, 单一且固定的物候窗口难以全面表征丘陵山区水稻的复杂季候规律 (Yang 等, 2021)。另一方面, SAR 像元固有斑点噪声以及丘陵山区地形起伏带来的异常散射会劣化破碎田块水稻散射特征表达。对象或地块单元的空间形态约束能一定程度上降低像元异质性影响 (Qi 等, 2017; 吴田军 等, 2023), 而地块相较于对象更符合实际耕作边界。如何结合 SAR 和光学成像模式优势, 在地块尺度上解析复杂丘陵山区的水稻信息是值得探索的前沿方向 (Gao 等, 2023; Zhao 等, 2024)。

据此, 本研究以中国西南典型的丘陵山区—重庆市潼南区为研究区, 提出一种季候规律引导的地块尺度水稻样本自动生成与遥感制图方法。以耕地地块为基本单元, 协同时序光学与 SAR 数据, 解析水稻季候规律自动生成样本数据, 并训练机器学习模型实现水稻自动化制图, 旨在为丘陵山区水稻种植结构的快速、精准制图提供技术范式, 进而为科学农业管理和粮食安全评估提供可靠的信息底图。

2 研究区域与数据

2.1 研究区概况

潼南区位于重庆市西北部, 总面积 1583 km², 是中国西南典型的丘陵农业生产区, 其地理位置和高程情况见图 1。该区农用地资源丰富, 优越的自然条件为水稻种植提供了良好的生长环境, 使其成为重庆市水稻主产区, 主要种植单季稻 (3—

10月), 通常在4—5月进行移栽, 7月抽穗, 9月收割。另外, 潼南区以丘陵山区为主, 地势崎岖、稻田分散, 不同地区的水稻品种、种植方式、田间管理存在差异, 导致潼南区水稻物候规律极为复杂。因此, 选择潼南区开展水稻制图研究具有一定的典型性与代表性。

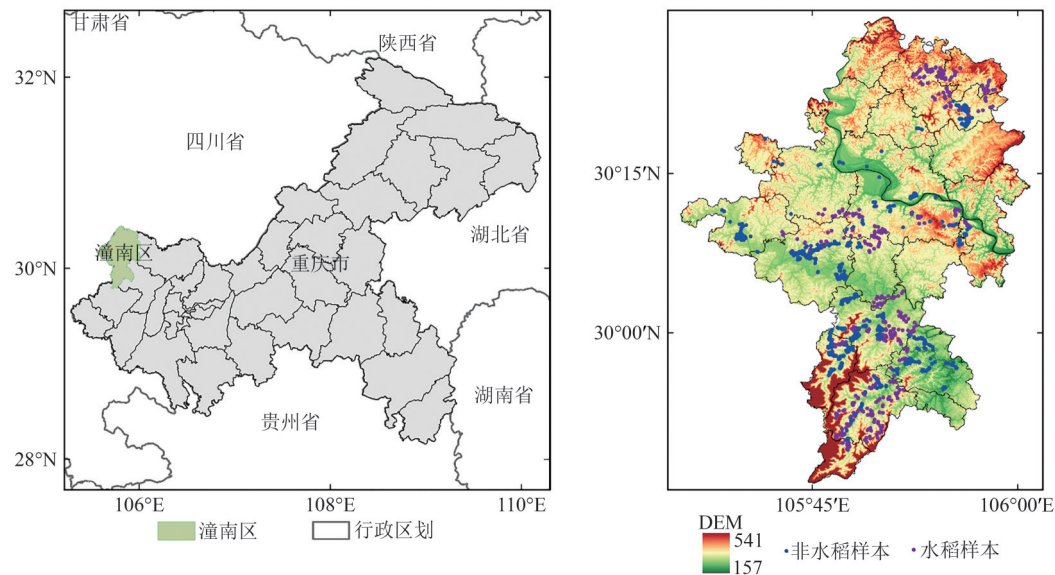


图1 重庆市潼南区地理位置及地形概况
Fig. 1 Geographic location and topography of Tongnan District, Chongqing Municipality

2.2 实验数据集

2.2.1 遥感影像数据

本研究主要采用 Sentinel 系列遥感影像数据, 数据来源于 GEE 平台。根据潼南区水稻生长周期, 选定 2021 年 2 月 20 日—2021 年 10 月 20 日为遥感影像采集时间窗口 (图 2)。其中, SAR 影像收集

Sentinel-1 GRD (Ground Range Detected) 产品 VH 和 VV 两种极化方式的数据, 该产品已进行热噪声去除、辐射校准、地形校正和分贝化处理。研究选取了覆盖研究区的 21 期影像数据, 并进行了 Refined Lee 空间滤波和 Savitzky-Golay 时间滤波等预处理, 以降低相干性噪声的影响。

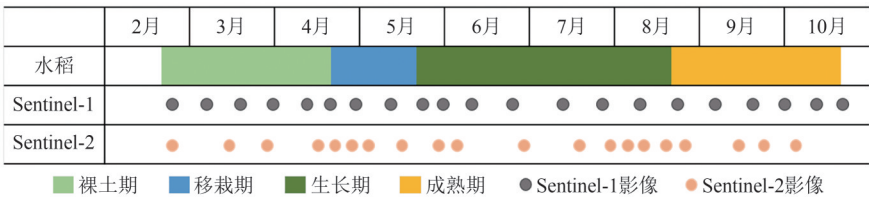


图2 潼南区水稻的生育期和 Sentinel-1/2 影像采集日期
Fig. 2 The phenological calendar of the rice in Tongnan District and Sentinel-1/2 image acquisition dates

在光学影像方面, 本研究采用 Sentinel-2 多光谱影像数据。针对潼南区多云多雨的天气条件, 设定 65% 阈值去除被云覆盖的像元, 最终得到 20 期全波段影像。图 3 展示了研究区高质量 Sentinel-2 影像数量的空间分布特征。整个观测周期内仅有 3 个时相 (3 月 27 日、8 月 4 日、10 月 3 日) 的影像数据能够完整覆盖研究区域。潼南区有效光学数据时间序列覆盖严重不足且空间分布不均, 为丘

陵区水稻提取带来了严峻挑战。

2.2.2 耕地地块数据

高空间分辨率影像能够清晰地呈现地块的空间形态和边缘特征, 且地块的边界信息在一段时间内相对稳定。因此, 本研究利用 2021 年高分二号遥感影像 (空间分辨率为 0.8 m), 结合笔者团队已提出的耕地分区分层提取方法 (刘巍 等, 2021)

实现了研究区耕地地块的提取，共获得地块 518401 个，其总体空间分布及提取细节如图 4 所示。其中，所有耕地地块平均面积为 1215.4 m²，面积中位数为 564.32 m²，且 44.9% 的候选地块面积小于 500 m²。因此，研究区内耕地地块呈现严重的破碎化现象。

2.2.3 实地采样数据

本研究通过手持 GPS 设备对研究区作物类型进行了实地调查，共收集有效样本数据 1021 个，其中包括 491 个水稻样本和 530 个非水稻样本。样本位置的空间分布如图 1 所示。地面采样数据被划分为两组（表 1）：A 组用于研究方法相关阈值的设定，B 组用于精度验证。

2.2.4 其他辅助数据

为探究水稻制图的影响因素，本研究收集了研究区域内的环境参量数据，包括水系分布、高程、坡度、土壤 PH、温度及降水等。其中，水系分布数据来自 1：25 万全国基础地理数据库，并基于此计算了与灌溉水渠的距离；高程与坡度数据来源于 30 m 分辨率的 ALOS 数字高程模型（DEM）；土壤 pH 来源于 OpenLandMap Soil pH in H2O 数据

集，分辨率为 250 m，选择 10 cm 标准深度土壤 pH 值以反映土壤酸碱度；利用 2021 年度 1 km MODIS/Terra 每日地表温度产品（MOD11A1）和 2021 年度 1 km 逐月降水量数据集分别计算得到年平均地表温度和平均降水量。

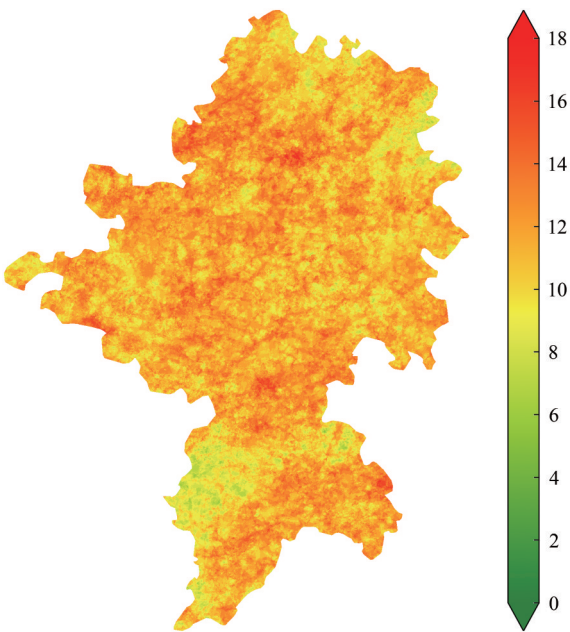


图3 潼南区高质量Sentinel-2影像数量空间分布图
Fig. 3 Spatial distribution of the number of high-quality Sentinel-2 images in Tongnan District

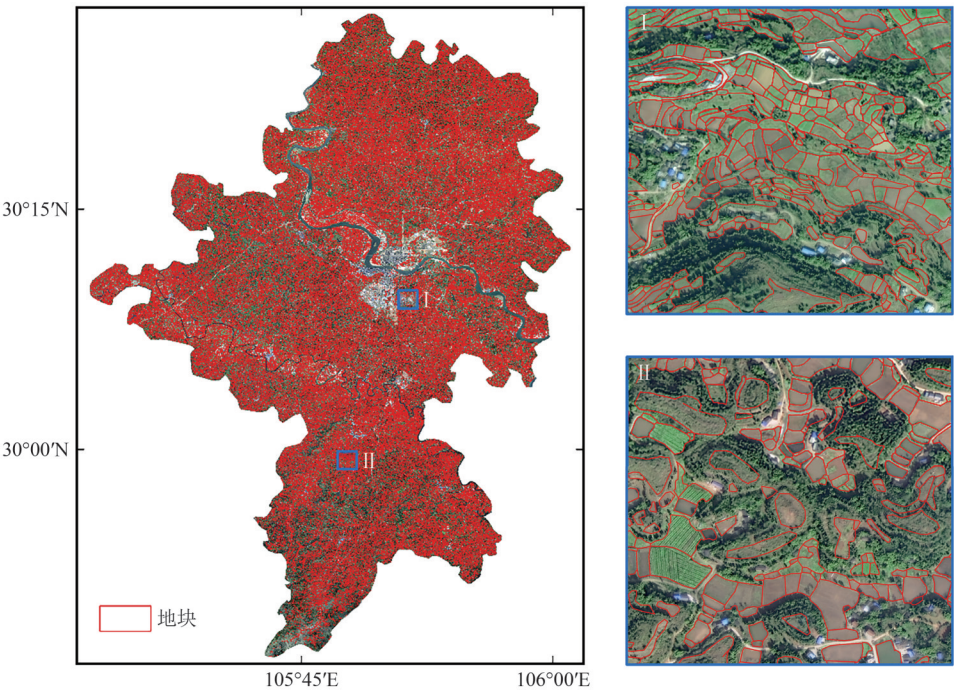


图4 潼南区耕地地块数据
Fig. 4 Cropland-parcels data in Tongnan District

表 1 潼南区实地采样样本分组
Table 1 Subgroups of the field samples in Tongnan District

	A组/个	B组/个
水稻	86	405
非水稻	80	450

3 研究方法

本研究协同光学、SAR 遥感影像数据提出了一种地块尺度水稻样本自动生成与制图方法（图5）。

首先，利用多期 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据构建地块尺度光学-SAR 时序特征集；其次，基于 SAR 的时序 VH 极化特征实施物候期的自适应识别，并基于划分的物候期结合水稻季候规律自动生成高质量的地块尺度样本；然后，结合生成的样本构建融合特征优选与随机森林的制图模型，实现研究区水稻自动化分类制图；最后，对生成样本的可靠性及水稻制图结果评估分析。关键步骤说明如下：

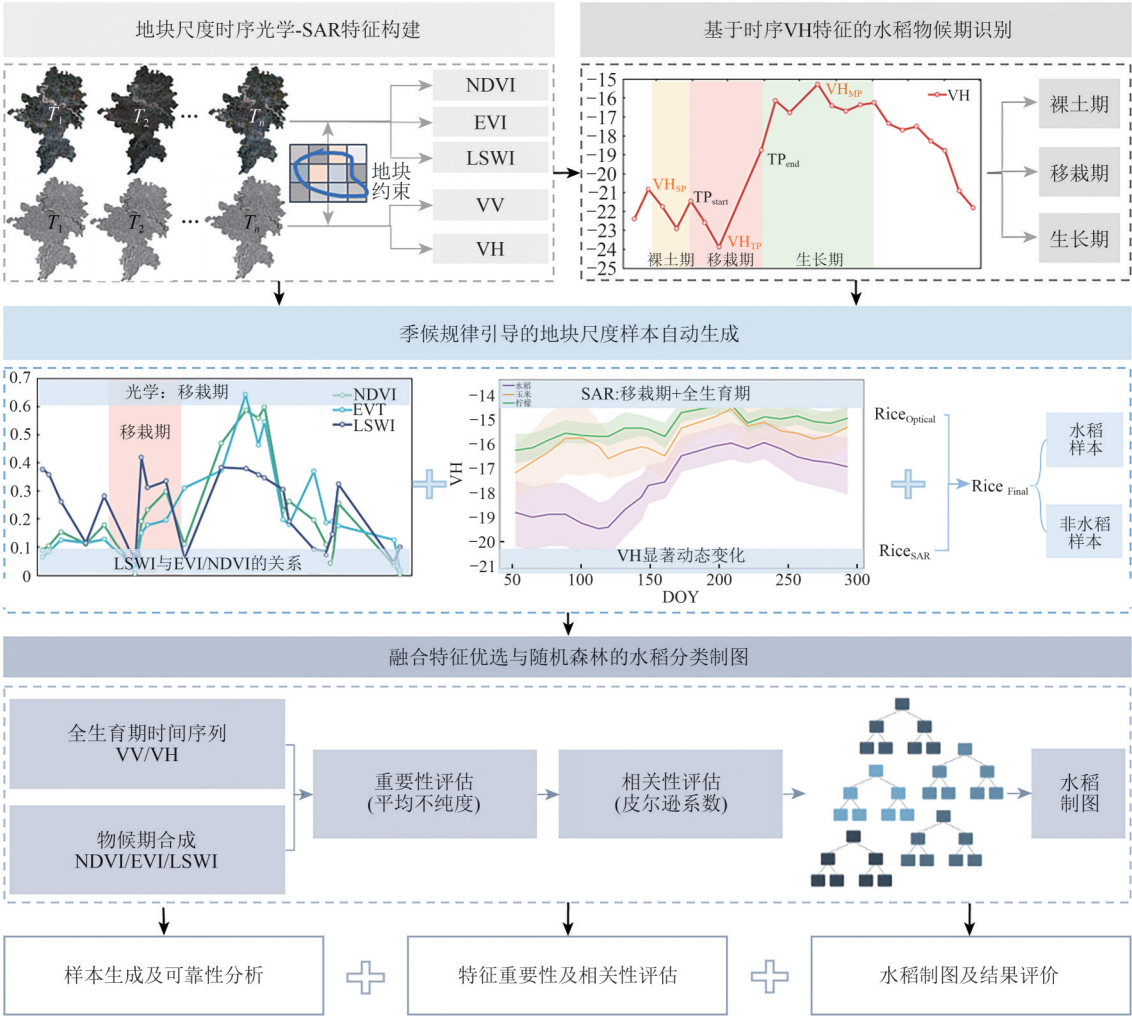


图5 地块尺度水稻样本自动生成与分类制图技术路线

Fig. 5 Technical route for parcel-scale rice automated sample generation and classification mapping

3.1 地块尺度时序光学-SAR 特征构建

构建地块尺度的光学-SAR 时间序列特征是开展水稻样本生成与精细制图的前提。VH 和 VV 可以较好地反映水稻移栽期的淹水特征和生长周期规律，已经广泛应用于水稻监测（Clauss 等，2018b；Li 等，2020）。选择增强型植被指数 EVI（Enhanced

Vegetation Index）、归一化植被指数 NDVI（Normalized Difference Vegetation Index）、陆地表面水分指数 LSWI（Land Surface Water Index）时间序列作为光学指标。EVI、NDVI 反映水稻生长过程中植株形体和冠层结构的变化（Xiao 等，2005，2006），而 LSWI 能捕捉灌水和秧苗移栽而导致的含水量变化

(Dong 和 Xiao, 2016)。具体计算公式如下：

$$VH_{dB} = 10 \times \log_{10}(\sigma_0 VH) \quad (1)$$

$$VV_{dB} = 10 \times \log_{10}(\sigma_0 VV) \quad (2)$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + 6 \times \rho_{Red} - 7.5 \times \rho_{Blue} + 1} \quad (3)$$

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (4)$$

$$LSWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}} \quad (5)$$

式中, $\sigma_0 VH$ 、 $\sigma_0 VV$ 表示 SAR 原始数据散射系数, VH_{dB} 、 VV_{dB} 表示分贝化后的散射值, ρ_{Blue} 、 ρ_{Red} 、 ρ_{NIR} 和 ρ_{SWIR} 分别代表 Sentinel-2 数据的蓝、红、近红外以及短波红外波段的光谱反射率。

基于上述指标, 本研究以地块为基本单元, 计算地块边界内一景影像各指标的均值, 得到地块级特征。所有时相数据重复上述操作, 构建各地块的光学-SAR 时序特征, 维度为 $T \times N$, T 为时序长度, N 为特征维度。

3.2 基于时序 VH 特征的水稻物候期识别

精确的物候窗口影响淹水信号识别的准确性和有效性, 单一、固定的物候窗口难以反映丘陵山区水稻复杂的季候规律。由于稻田灌水和秧苗移栽, 移栽期雷达接收的回波信号较弱; 而生长期水稻散射由植株和土壤的散射能量组成, 贡献出较强的回波能量。因此, VH 极化在灌水移栽前后会呈现“V”形的变化趋势 (Bouvet 和 Le Toan, 2011; Clauss 等, 2018a)。

如图 6 所示, VH 极化下降表征裸土期向移栽期过渡; “V”形波谷表示移栽期内, 稻田水体指数和植被指数的数值关系出现阶段性“反转”; VH 极化的上升表征水稻进入快速生长期。基于上述分析, 本研究发展一种基于 VH 时序特征的水稻物候期自适应识别方法, 具体说明如下: 首先基于 Xu 等 (2023) 提出的极值点法确定水稻生长季内 VH 极化时间序列数据的最低值 VH_{TP} 。然后基于 VH 极化时间序列向后追踪局部最大值 VH_{SP} , 利用式 (6) 将最接近的有效观测值定义为移栽期的开始日期 TP_{start} ; 沿 VH_{TP} 向前移动确定局部最大值 VH_{MP} , 利用式 (7) 将最接近的有效观测值定义为移栽期的结束日期 TP_{end} 。由此, 定义 $[TP_{start}, TP_{end}]$ 为水稻的移栽期, $[TP_{start} - 30, TP_{start}]$ 为裸土期。移栽后, 水稻进入快速生长阶段, 则生长期为 $[TP_{end}, TP_{end} + 90]$ 。

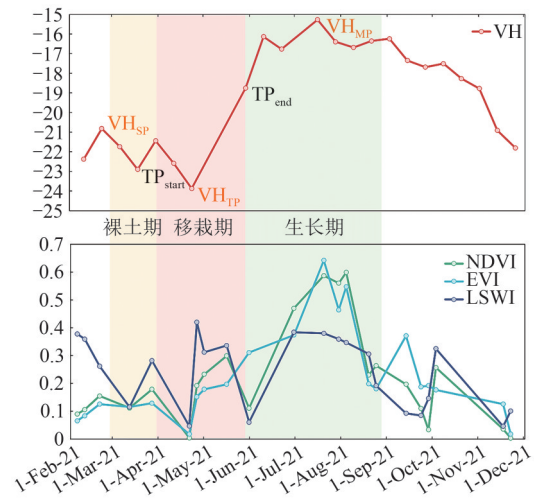


图 6 基于 SAR 和光学影像的水稻样本点时间序列曲线
Fig. 6 Time series curves of rice sample points based on SAR and optical images

$$VH_{TP_{start}} = VH_{TP} + (VH_{SP} - VH_{TP}) \times 80\% \quad (6)$$

$$VH_{TP_{end}} = VH_{TP} + (VH_{MP} - VH_{TP}) \times 20\% \quad (7)$$

3.3 季候规律引导的地块尺度样本自动生成

结合 SAR 和光学数据, 本研究提出了一种季候规律引导的地块尺度样本自动生成策略。具体步骤如下:

(1) 基于光学数据的水稻候选样本生成。水稻移栽期的淹水特征导致水体指数高于植被指数, 而玉米等旱地作物该时期呈现裸土/幼苗状态, 植被指数高于水体指数 (Xiao 等, 2005; Zhu 等, 2021)。利用移栽期 LSWI 和 EVI/NDVI 的数值关系可有效区分水稻与旱地作物, 进而确定水稻候选样本。丘陵山区多云多雨, 移栽期优质光学影像较少, 故通过两者最大差值判断, 具体如下式所示:

$$Rice_{Optical} = \begin{cases} 1, & (LSWI - EVI)_{max} > a \text{ and } (LSWI - NDVI)_{max} > b \\ 0, & (LSWI - EVI)_{max} \leq a \text{ and } (LSWI - NDVI)_{max} \leq b \end{cases} \quad (8)$$

式中, 阈值 a 、 b 利用决策树算法基于表 1 的 A 组样本设定最优值。

(2) 基于 SAR 数据的水稻候选样本生成。针对极端降水、蔬菜灌溉等因素对光学指数稳定性的干扰, 本研究结合水稻关键物候窗口与全生育期 SAR 特征, 设计了 $Phenology_{rice}$ 指数以提升样本纯度。相较 VV 极化, VH 极化对于水稻生长变化响应更为敏感 (Zhu 等, 2021)。移栽期稻田主要表现为田间积水的散射特征, 雷达接收的回波信

号较弱, 因此移栽期的 VH 最小后向散射系数 (VH_{TP}) 有利于区分水稻与其他作物 (Song 等, 2025; Sun 等, 2024)。如图 7 所示, 随着作物生长, 植被覆盖度增加, 不同作物均表现出较强的 VH 极化响应, 因此生长旺盛期难以区分水稻与其他作物; 而水稻全生育期平均后向散射系数 (VH_{mean}) 因冠层结构特性通常低于其他作物。利用下式计算上述两个统计参数, 有助于区分水稻与其他作物。

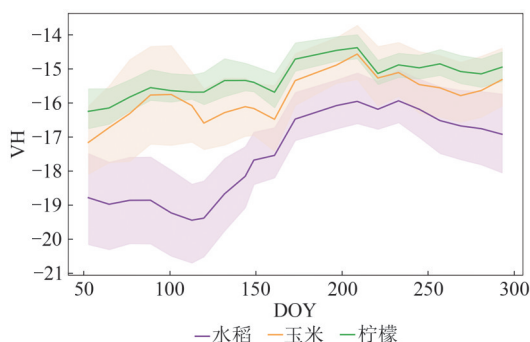


图7 研究区主要作物的VH极化特征曲线

Fig. 7 Characteristic curves of VH polarization of major crops in the study areas

$$VH_{TP} = \min \{VH_i\}_{TP_{start}}^{TP_{end}} \quad (9)$$

$$VH_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n VH_i \quad (10)$$

式中, VH_i 为第 i 个 SAR 图像 VH 后向散射系数, n 为全生育期 SAR 图像数量。为了避免异常值影响, 进行归一化处理以量化水稻的概率, 同时使用 S 型函数扩大水稻与其他作物的差异, 如式 (11):

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-N}}, N = \begin{cases} 1, & x > B \\ \frac{x - A}{B - A}, & A \leq x \leq B \\ 0, & x < A \end{cases} \quad (11)$$

式中, x 为统计参数, A 表示研究区植被最大后向散射强度, B 表示水体最低后向散射强度, A 和 B 参数的设定参考 Xu 等 (2023) 提出的百分位策略。

上述两个指标是水稻判别的必要条件, 组合后的结果可以更科学地区分水稻与其它作物。因此, 构建如下指标整合水稻关键物候窗口与全生育期特征:

$$Phenology_{rice} = F(VH_{TP}) \times F(VH_{mean}) \quad (12)$$

最后, 利用 $Phenology_{rice}$ 生成基于 SAR 的水稻候选样本:

$$Rice_{SAR} = \begin{cases} 1, & Phenology_{rice} \leq c \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中, c 最佳阈值设定方法同上。结合研究区数据, 阈值 a 、 b 、 c 最终取值如表 2 所示。

表2 阈值设定情况

Table 2 Threshold setting situation

	阈值		
	a	b	c
潼南区	-0.19	-0.04	0.42

(3) 联合光学-SAR 数据的候选样本筛选。为提高样本的准确性, 如式 (14) 所示, 选取 $Rice_{Optical}$ 和 $Rice_{SAR}$ 候选样本交集, 得到最终的地块尺度水稻 ($Rice_{Final} = 1$) / 非水稻 ($Rice_{Final} = 0$) 样本。随后, 按 1:1 的比例随机筛选水稻和非水稻样本用于分类模型训练。

$$Rice_{Final} = \begin{cases} 1, & Rice_{Optical} = 1 \text{ 且 } Rice_{SAR} = 1 \\ 0, & Rice_{Optical} = 0 \text{ 且 } Rice_{SAR} = 0 \\ \text{none}, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

3.4 融合特征优选与随机森林的水稻分类制图

为了充分发挥 SAR 和光学数据在水稻制图中的优势, 本研究构建了地块尺度的光学-SAR 特征集。由于光学影像往往受云雾气象干扰, 因此, 本研究基于 3.2 节划分的物候期, 分别在裸土期、移栽期、生长期及全生育期合成 EVI、NDVI、LSWI 指数的均值作为光学特征。选取全生育期内所有有效观测日期的 VV、VH 后向散射系数作为 SAR 时序特征。

由于不同特征间存在多重共线性, 所有特征参与制图将导致信息冗余、制图效率下降以及模型精度降低等问题 (Huang 等, 2024; 张悦琦和任鸿瑞, 2023)。因此, 本研究结合变量重要性与变量相关性两个关键指标选择特征: 首先, 采用平均不纯度减少方法计算模型中各特征的重要性, 大于 0.01 为重要特征; 然后, 采用皮尔逊线性相关系数评估特征之间的相关性, 并设定阈值为 0.9 以消除特征间的共线性, 进而降低信息冗余, 提高模型的稳定性与可解释性 (Huang 等, 2024)。

随机森林 RF (Random Forest) 通过构建多个相互独立的决策树进行集成预测, 其强噪声鲁棒性可有效缓解自动化样本生成过程中的误差干扰 (Lin 等, 2024; 刘修宇 等, 2024)。因此, 本研究使用 RF 进行后续水稻分类制图。为了平衡模型预测准确性和运行效率, 参照已有研究的参数设置 (Gao 等, 2023; Tatsumi 等, 2015; Yang 等, 2024), 将决策树的数量设置为 100, 其余参数保持默认。

3.5 精度评价

精度评价分为两个部分，首先评估生成水稻样本的质量，其次评价水稻制图结果。由于自动化生成的样本数量较多，本研究随机选择部分样本进行验证。样本质量主要通过 VH 时间序列特征的光谱相关相似性 SCS (Spectral Correlation Similarity) (Yang 等, 2018) 和动态时间规整 DTW (Dynamic Time Warping) 距离 (Maus 等, 2016) 进行评估，计算公式如下所示：

$$SCS = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{x=1}^n \frac{(T_x - \mu_T)(P_x - \mu_P)}{\sigma_T \sigma_P} \right) \quad (15)$$

$$D(T_i, P_j) = d(t_i, p_j) + \min \{D(T_{i-1}, P_{j-1}), D(T_i, P_{j-1}), D(T_{i-1}, P_j)\} \quad (16)$$

$$DTW \text{ distance} = D(T_n, P_n)$$

式中， n 为 VH 极化特征全生育期时间序列长度， T_x 、 P_x 分别表示实地样本、生成样本在第 x 个时间点的特征值， μ_T 、 μ_P 分别表示实地样本和生成样本全生育期 VH 极化特征的均值， σ_T 、 σ_P 分别为对应特征的标准差。 $d(t_i, p_j)$ 表示序列 t_i 和 p_j 之间的距离度量值， $D(T_i, P_j)$ 是时间序列 T_i 和 P_i 之间的最小距离度量值。SCS 值越高、DTW 距离越小表示两个光谱时间序列相似性越高。

水稻制图效果从制图精度与制图不确定性两方面评估。精度评价指标包括精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、总体精度 (Overall Accuracy) 和 F1 分数。此外，RF 模型的原始输出为 0—1 之间的预测概率值 P ，信息熵是衡量概率分布 P 不确定性程度的重要指标 (郭逸飞 等, 2022; 张冬韵

等, 2024)。因此，本文基于信息熵的高低评估水稻分类结果的不确定性：

$$\text{Entropy}(P) = - \sum_i P(x_i) \log P(x_i) \quad (17)$$

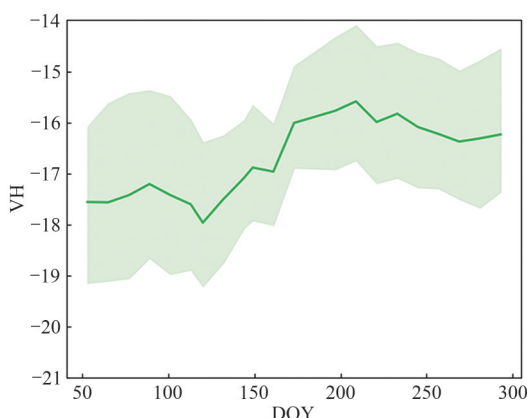
式中， x_i 为随机变量所有取值 (即 1 或 0，表示水稻或非水稻)， $P(x_i)$ 表示 x_i 出现的概率。

4 结果与分析

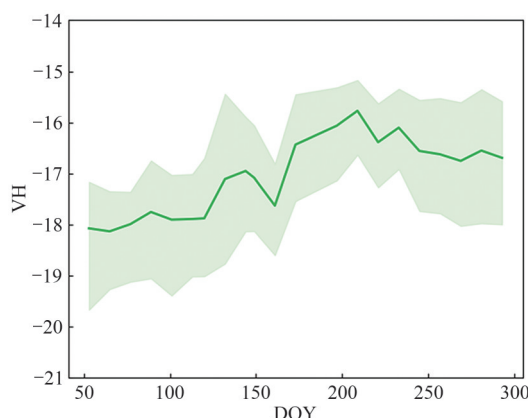
4.1 样本生成及可靠性分析

本研究随机选择 500 个自动生成的水稻样本，从两方面评估样本质量：首先，评估样本整体可靠性，计算生成样本与实地样本的平均标准曲线及二者的 SCS 与 DTW 距离。其次，对比“生成样本 vs 实地样本”以及“实地样本 vs 实地样本”中所有成对样本的 SCS 与 DTW 距离，进一步评估生成样本与实地样本的相似性。此外，本研究也探究了光学数据和 SAR 数据对丘陵山区样本可靠性的影响。

图 8 展示了生成样本与实地样本的 VH 时间序列曲线。表 3 显示联合光学-SAR 数据生成的样本与实地样本 SCS 值最高 (接近 1)，DTW 距离最小 (小于 5)。以上结果表明，基于水稻季候规律联合光学-SAR 数据生成的样本与实地样本的 VH 特征曲线一致性最高，数值范围接近且均呈现出“V”形变化趋势。对于光学数据，极端降水、蔬菜灌溉等因素会影响 LSWI 与 EVI/NDVI 的稳定性；对于 SAR 数据，设计的水稻指数可能引入误差。结合光学和 SAR 数据可以有效降低不确定性，提高生成水稻样本的可靠性。



(a) 基于光学数据生成的样本
(a) Samples generated based on optical data



(b) 基于 SAR 数据生成的样本
(b) Samples generated based on SAR data

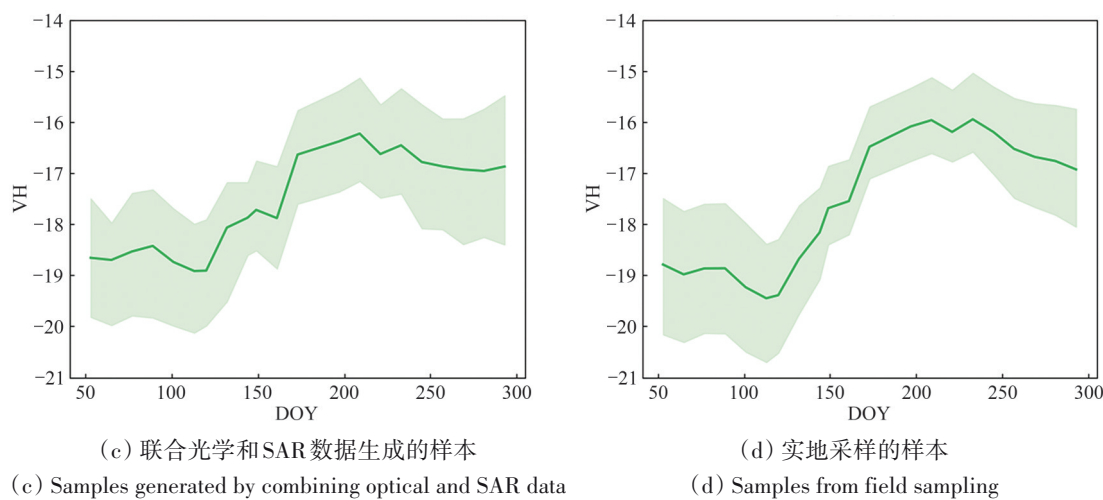


图8 生成样本与实地样本的VH时间序列曲线
Fig. 8 VH time-series curves of generated and field samples

表3 生成样本与实地样本平均VH时间序列的SCS和DTW距离

Table 3 SCS and DTW distances of the average VH time series between the generated samples and the field samples

类型	SCS	DTW 距离
基于光学数据生成的样本	0.979	15.919
基于SAR数据生成的样本	0.931	10.887
联合光学-SAR数据生成的样本	0.987	4.719

所有成对样本的SCS和DTW距离统计分布模式也证明了联合光学-SAR数据生成样本的可

靠性最高(图9)。“生成样本vs实地样本”与“实地样本vs实地样本”的SCS和DTW距离统计分布模式类似。其中,“生成样本vs实地样本”与“实地样本vs实地样本”的SCS中值分别为0.56、0.65,DTW距离中值分别为23.98、24.64,两组样本的四分位数也非常接近。由此表明,生成样本的光谱特征与实地样本一致,纯净度较高,具有与实地样本相似的物候异质性和较高的代表性。

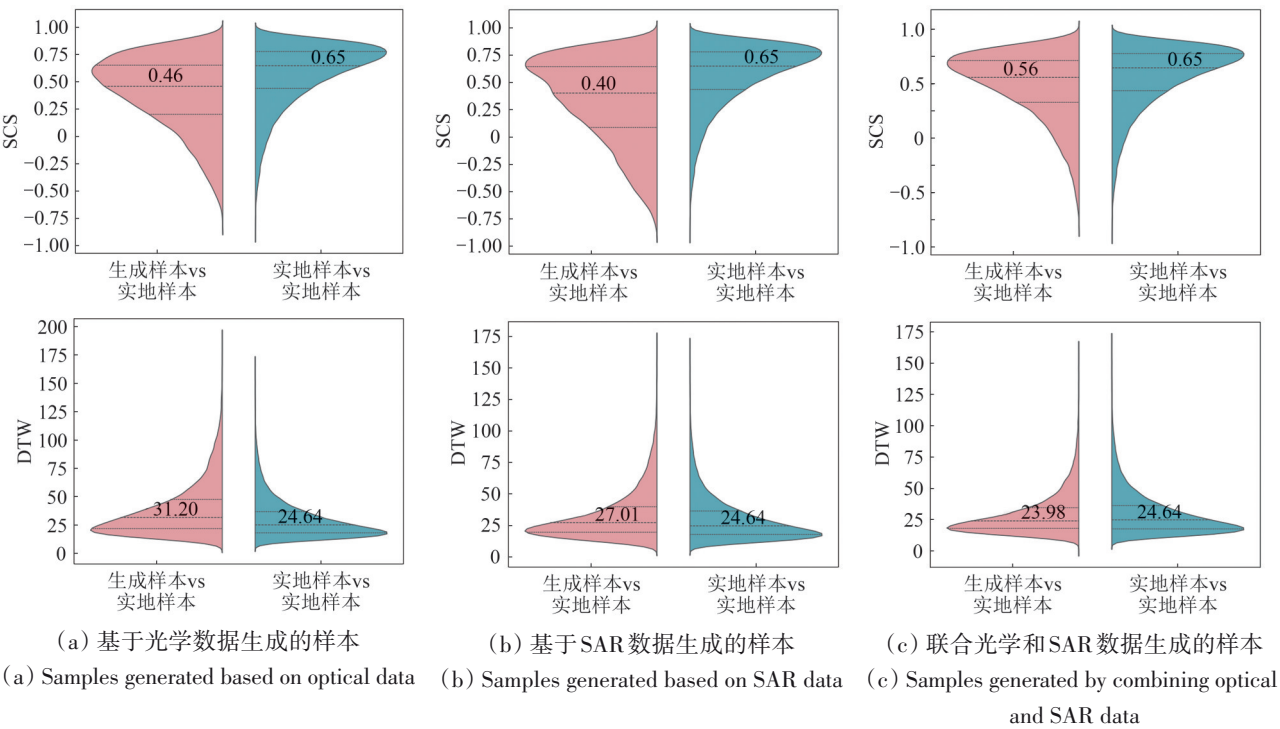


图9 生成样本与实地样本的SCS和DTW距离统计分布模式
Fig. 9 SCS and DTW distance statistics distribution patterns for generated and field samples

4.2 特征重要性及共线性评估

基于SAR时序特征和光学物候期合成特征，采用平均不纯度减少方法评估特征重要性。如图10所示，在DOY 90—150（即4—5月）期间，VH极化特征的重要性最高。与其他旱地作物相比，该时期稻田表现出田间积水特征，VH极化呈现独特“V”性变化趋势，成为区分水稻的重要指标。全生育期、移栽期的EVI和NDVI指数也具有较高的重要性。

植被指数可以反映水稻生长过程中植株形体和冠层结构的变化，对水稻识别具有重要作用。从整体趋势来看，雷达特征的重要性高于光学特征，这可能是由于雷达信号对稻田水分和植被结构的敏感性更强，且在多云多雨的丘陵山区稳定性更高。此外，特征的重要性随时间推移逐渐降低，表明作物生长早期（DOY=50—150）对水稻识别具有更大的区分能力，而后期（DOY>200）贡献相对较小。

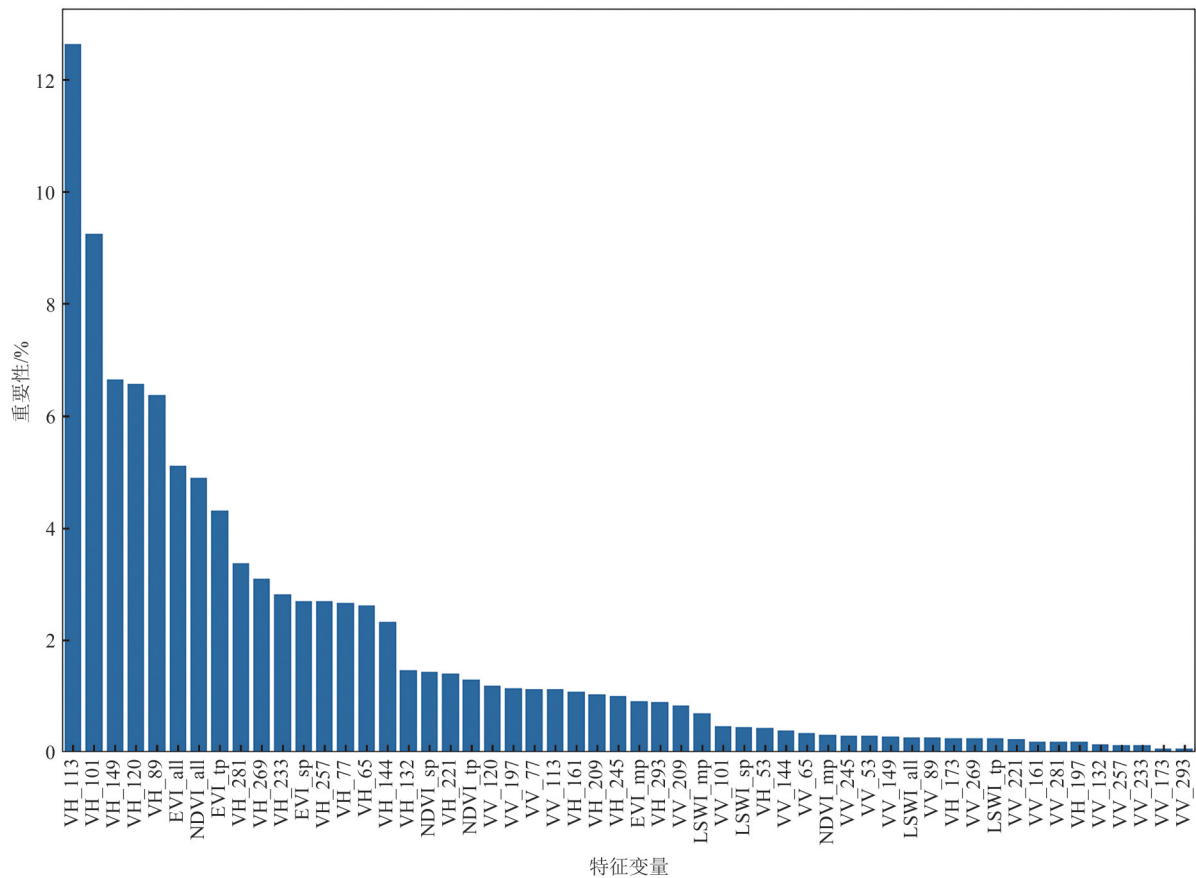


图10 特征重要性评估(_113,其中113为对应的DOY; _sp为裸土期, _tp为移栽期, _mp为成熟期, _all为全生育期)

Fig. 10 Feature importance assessment

冗余信息也会影响水稻制图精度，为了评估特征的共线性，本研究计算了重要特征的 Person 相关系数矩阵（图11）。SAR特征在相邻时间点的相关性较高，反映了稻田在同一物候期内特征的一致性。光学特征与SAR特征在部分时间段呈负相关，体现了多源数据的互补性。特征的多重共线性会影响模型的稳定性，因此本研究剔除了重要性较低且强相关 ($R>0.9$) 的冗余特征，最终保留了15个关键特征（表4），包括VH、VV时序特征及EVI指数在全生育期和移栽期的合成特征等。

4.3 水稻制图结果及精度评价

本研究等量随机抽取水稻与非水稻样本点（各100个），利用RF方法进行分类。为避免偶然性，实验重复随机抽样5次并取平均值。基于不同样本生成方法的2021年潼南区水稻制图结果与精度评估分别如图12和表5所示。水稻作为潼南区重要的粮食作物，在全区各乡镇均有分布，其中，柏梓镇、塘坝镇、龙形镇、古溪镇、双江镇、桂林街道、梓潼街道等区域水稻种植比例较高，是水稻种植优势区域。如表5所示，水稻制图的总体

精度为0.89，精确率为0.87、召回率为0.91、F1分数为0.89。同时，本研究提出的样本生成方法与实地样本水稻制图精度差距较小（均小于3%）。根据2021年统计数据，潼南区2021年水稻种植面积为25236.2 ha，本研究预测的水稻种植面积为23337.4 ha，误差为-7.5%。预测的水稻种植面积误差低于实地采样的预测结果，可能是由于实地样本的空间覆盖代表性有限。上述结果均表明，本研究提出的样本自动生成方法具有较高的可靠

性和代表性，显著降低传统地面调查成本，为丘陵山区水稻快速制图提供了可靠的技术方案。对比分析发现，单独使用光学或SAR数据生成的样本进行水稻制图时，总体精度、精确率、F1分数均较低，面积误差较大。这表明单一数据源会导致水稻样本的错检或漏检，进一步验证了在西南丘陵山区耦合水稻光学和SAR物候特征生成样本的必要性。

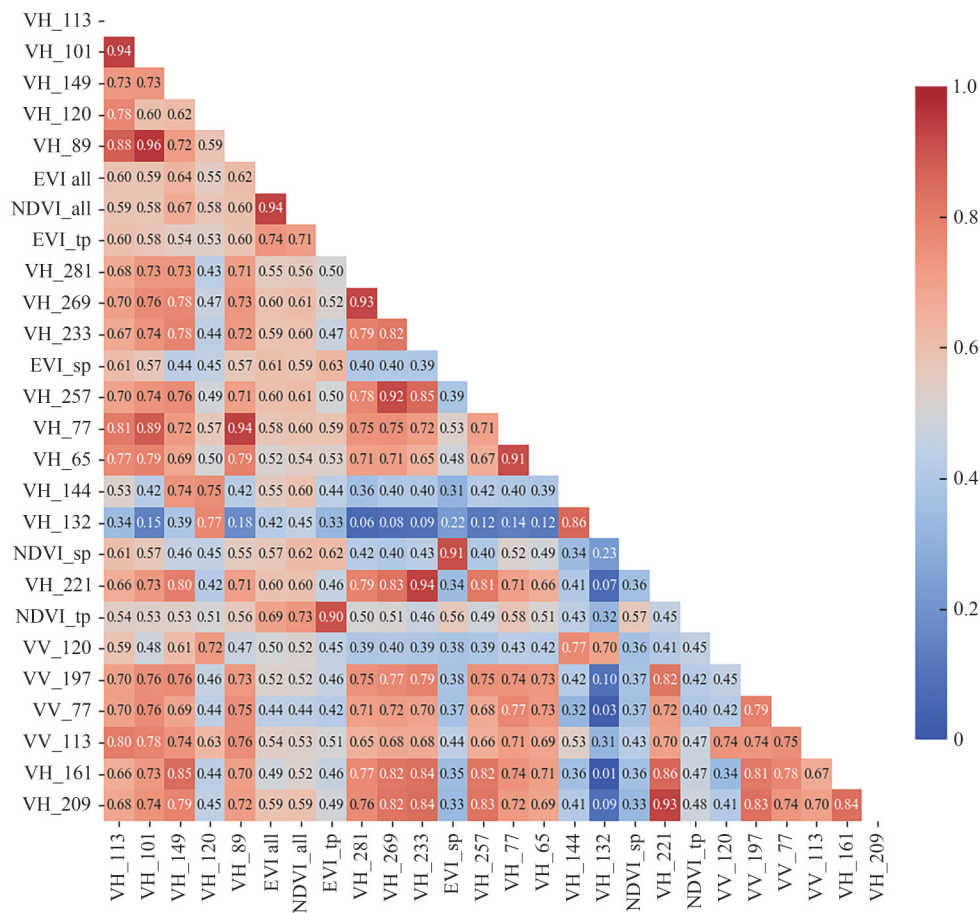


图 11 重要特征共线性评估(_113,其中113为对应的DOY;_sp为裸土期,_tp为移栽期,_mp为成熟期,_all为全生育期)

Fig. 11 Important feature covariance assessment

表 4 水稻分类模型中使用的优化特征

Table 4 Optimized features used in rice classification models

数据类别	特征	数量
SAR	VH_113, VH_149, VH_120, VH_281, VH_233, VH_144, VH_132, VV_120, VV_197, VV_77, VV_113, VH_161	12
光学	EVI_all, EVI_tp, EVI_sp	3

注：_113,其中113为对应的DOY;_sp为裸土期,_tp为移栽期,_all为全生育期。

本研究基于 Getis-Ord Gi*统计量识别了水稻分布的显著性热点和冷点，进而分析潼南区水稻的空间聚类模式。如图 13 所示，水稻在琼江、涪江及其支流沿线呈现显著的集聚效应，

种植集中，而在东北、西南等地势较高区域种植较为稀疏。可见，水稻的空间分布具有明显的地域性和规律性，受地形、灌溉条件等因素的制约。

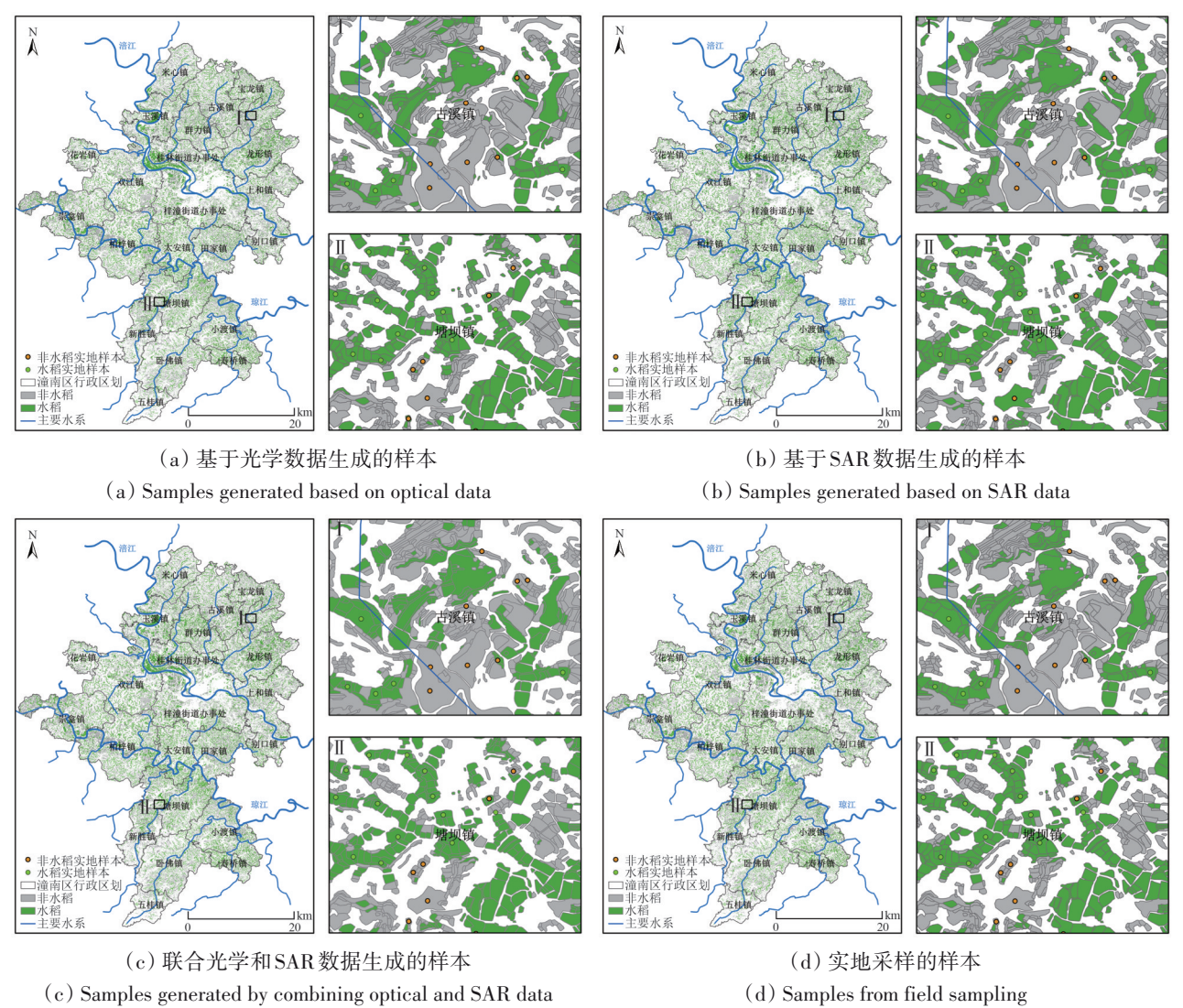


图 12 基于不同样本生成方法的 2021 年潼南区水稻制图

Fig. 12 Rice mapping based on different sample generation methods in Tongnan District, 2021

表 5 2021 年潼南区水稻制图精度验证

Table 5 Validation of rice mapping accuracy in Tongnan District, 2021

样本	OA	Precision	Recall	F1-score	预测水稻种植面积/ha	面积误差/%
基于光学数据生成的样本	0.87	0.83	0.92	0.87	20869.0	-17.3
基于 SAR 数据生成的样本	0.87	0.84	0.90	0.87	21529.8	-14.7
联合光学-SAR 数据生成的样本	0.89	0.87	0.91	0.89	23337.4	-7.5
实地采样的样本	0.91	0.90	0.90	0.91	22257.9	-11.8

5 讨 论

5.1 阈值设定对水稻制图的影响

本研究探究了水稻制图精度对 3.3 节中不同阈值的敏感性，并以总体精度作为制图准确性的度量。针对光学样本判别规则中的参数 (a 、 b)，实

验表明：当 a 、 b 阈值均设定为 0，表示没有任何先验知识的场景，分类总体精度仍然达到 0.88。这表明，结合水稻在雷达数据中呈现的独特物候特征，可以有效排除极端降水、蔬菜灌溉等因素的干扰。对于西南丘陵山区，由于移栽期缺少或完全没有优质 Sentinel-2 影像，适当降低 a ， b 阈值能够提高生成样本的可靠性。

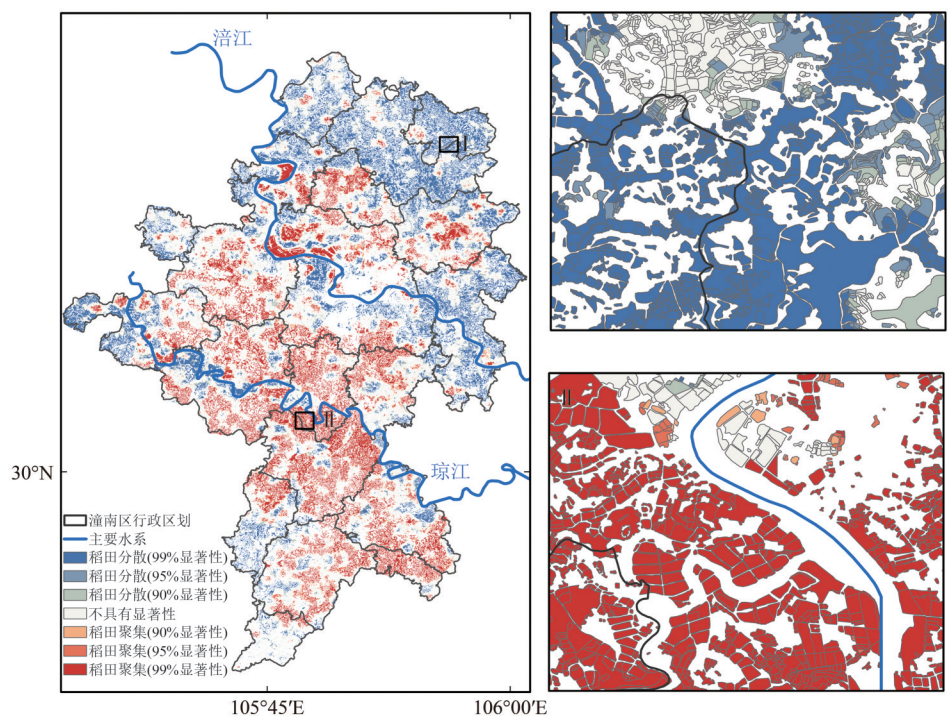


图 13 2021 年潼南区稻田空间聚类模式

Fig. 13 Spatial clustering pattern of rice fields in Tongnan District, 2021

SAR 样本判别规则中参数 c 的敏感性分析显示 (图 14): 随着 c 取值的增加, 召回率不断提高, 但精确率呈下降趋势。当 c 在 0.35—0.45 时, 错分和漏分达到最优平衡, 总体精度达到 0.85 以上。这说明利用光学判别规则能够有效过滤未表现灌水信号的非水稻地块, 缓解 SAR 判别规则中因地形散射异常引起的误差。该阈值可以根据用户需求调整: 若已收集部分地面样本, 可以利用先验信息确定; 若无先验知识, 可使用非监督分类器 (如 K-means) 自动确定。本研究提出的样本生成策略, 弥补了光学数据缺失和 SAR 数据斑点噪声的不足, 从而降低参数阈值对制图精度的敏感性, 确保了水稻制图的稳健性和可靠性。

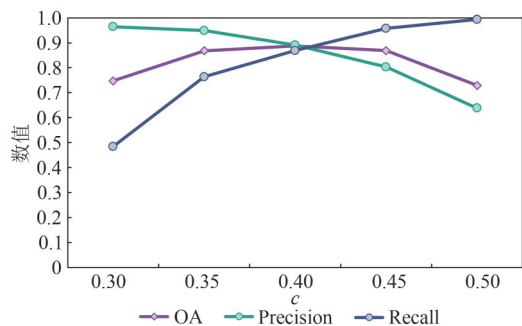


图 14 SAR 数据生成样本的判别规则中参数 c 敏感性分析
Fig. 14 Parameters c in the discriminant rule for generating samples from SAR data sensitivity analysis

5.2 样本量对水稻制图的影响

样本数量对区域水稻制图精度有显著影响。样本数量过少会降低样本的代表性, 而数量过大则可能因自动生成策略的潜在误差增加分类模型的不确定性 (樊东东 等, 2019)。为此, 本研究探讨了不同样本数量对水稻制图的影响。分别选取 10—500 个水稻样本点及相同数量的非水稻样本点进行实验, 其它实验设置保持一致, 制图精度如图 15 所示。

结果表明, 随着样本点数量增加, 制图精度整体呈上升趋势, 不确定性逐步降低。当训练样本达到 100 个时, 总体精度为 0.89, 不确定性为 0.29。采用小样本量即可实现县域尺度水稻制图, 进一步证明了本文提出的策略能够获取具有高代表性和均衡性的样本。随着样本点数量进一步增加, 制图不确定性持续降低, 但制图精度变化幅度较小。已有研究也表明, 当样本数量达到临界阈值后, 制图精度趋于稳定, 甚至可能因误差累积而略有下降。鉴于样本自动生成策略及分类模型不可避免存在不确定性, 平衡样本数量 (保证样本代表性) 和样本纯度 (提高样本置信度) 对于实现水稻精准制图至关重要。

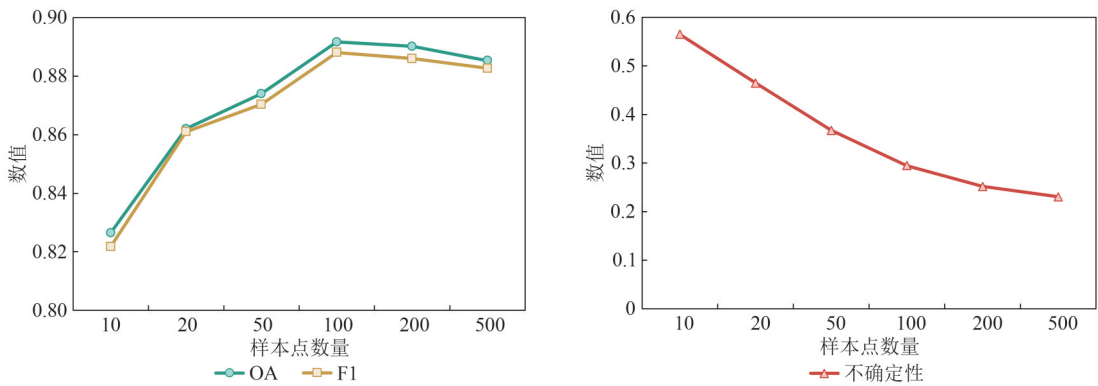


图 15 不同样本点数量对水稻制图精度和不确定性的影响

Fig. 15 Effects of different numbers of sample points on the accuracy and uncertainty of rice mapping

5.3 样本空间分布对水稻制图的影响

本研究基于生成的样本通过模拟随机抽样和定向集中抽样两种情景，分析样本空间分布对水稻制图的影响：随机抽样为在全区范围内随机选取相同数量的水稻和非水稻样本点；定向抽样则

在特定乡镇内随机选取相同数量的样本。如图 16 所示，选取琼江流域的柏梓镇和涪江流域的古溪镇作为定向抽样的代表区域，为避免偶然性，实验重复随机抽样 5 次并取平均值。

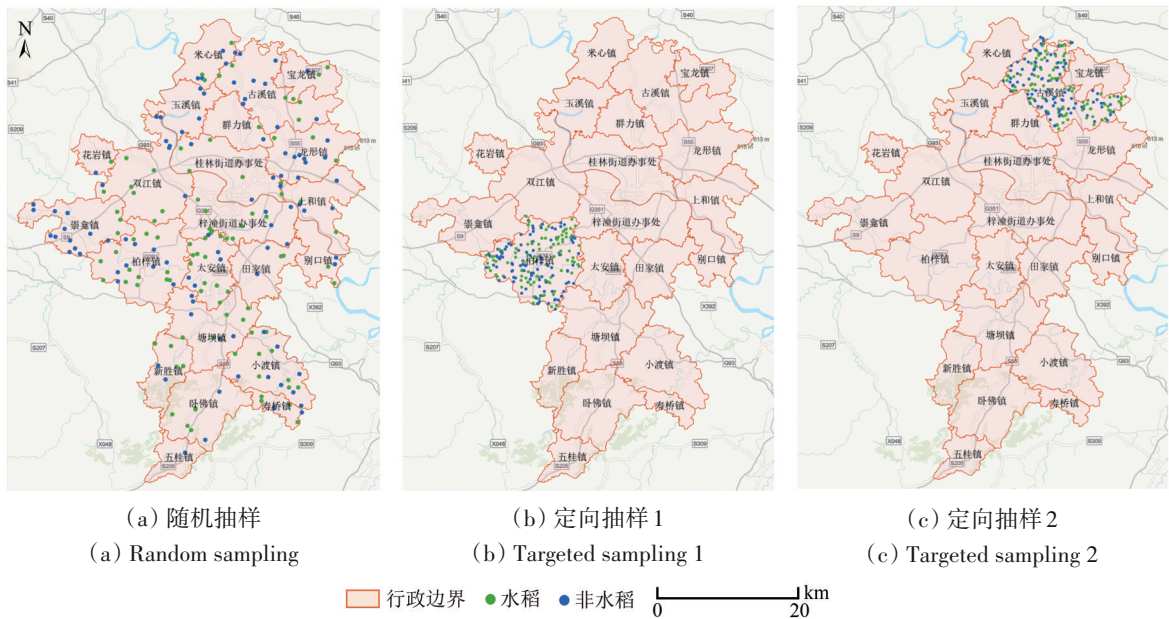


图 16 随机抽样和定向抽样样本的空间分布

Fig. 16 Spatial distribution of samples for random and targeted sampling

不同抽样方式下的水稻制图精度结果如图 17 所示。基于定向抽样的水稻制图平均精度和 F1 分数与随机抽样接近，说明生成的水稻样本可以较好地反映丘陵山区不同区域水稻的季候规律，进而支撑分类模型学习关键特征。然而，定向抽样的误差波动范围显著大于随机抽样，其样本在局部区域或临界条件的集群分布可能引入较大的不确定性，限制了模型在空间异质性较大区域的泛化能力。因此，在空间异质性显著的丘陵山区，

合理设计样本分布策略是提升模型性能的关键。

5.4 不同水稻制图方法对比

为验证所提出方法的优势，本研究进一步选取当前主流水稻自动制图方法开展对比实验。其中，Lin 等（2024）基于 Sentinel-1 SAR 时间序列影像提出了一种无需依赖水稻特定物候知识 PKI（Phenological-Knowledge-Independent）的水稻自动化制图方法；Xu 等（2023）以多时相 Sentinel-1

SAR 为主要数据源，基于水稻物候特征构建了 SPRI 遥感指数以实现水稻自动提取。为了保证对比的公平性，将上述基于像素和对象尺度的方法应用于地块尺度，分类过程中使用相同的样本点数量和统一的验证集。

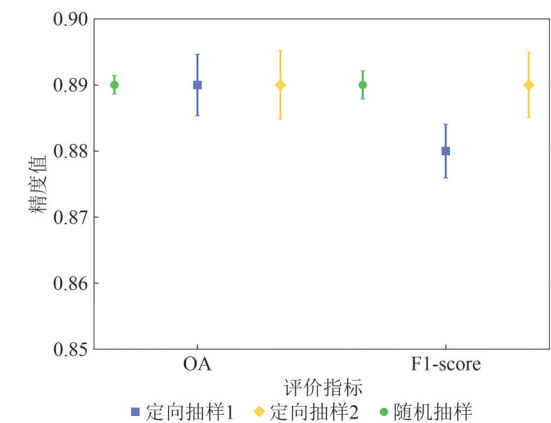


图 17 基于随机抽样和定向抽样的水稻制图精度对比
Fig. 17 Comparison of accuracy of rice mapping based on random and targeted sampling

实验对比结果如表 6 和图 18 所示。与其他方法相比，本研究提出的方法具有明显优势，OA 和 F1 分数均较高。PKI 方法不依赖水稻物候知识，引入 3 个指标增强水稻与其他地物的差异，即 VH 和 VV 极化的归一化最大时间变化 NMTC (Normalized Maximum Temporal Changes) 以及 VH 的时间均值。然而，上述指标易受丘陵山区复杂环境干扰，导

致极化特征变异范围缩减，分类精度下降。SPRI 方法依赖水稻物候先验知识，但受田间管理、植株多样性影响，丘陵山区物候空间异质性显著。单阈值方法难以达到全局最优，容易造成漏分、错分现象。另外，由于玉米具有与水稻相似的后向散射动态范围，SPRI 方法容易将两者混淆。相比之下，本文提出方法因考虑了 Sentinel-2 数据呈现的淹水信号，有效区分了水稻和玉米。因此，本研究结合光学与 SAR 遥感数据，充分挖掘不同传感器对水稻物候特征的互补表征能力，为丘陵山区水稻自动精准制图提供了新的解决思路。

5.5 水稻制图不确定性及影响因素分析

制图不确定性有助于揭示误差空间分布规律，进而辅助评估水稻制图结果的可信度。图 19 展示了潼南区水稻制图不确定性的空间分布，不确定性值介于 0—1，平均值为 0.29，表明分类结果具有较高可靠性，但局部区域呈现显著空间异质性。

表 6 不同方法水稻制图精度对比

Table 6 Accuracy comparison of rice mapping by different methods

方法	OA	Precision	Recall	F1-score
PKI	0.78	0.75	0.81	0.78
SPRI	0.80	0.82	0.74	0.78
本文方法	0.89	0.87	0.91	0.89

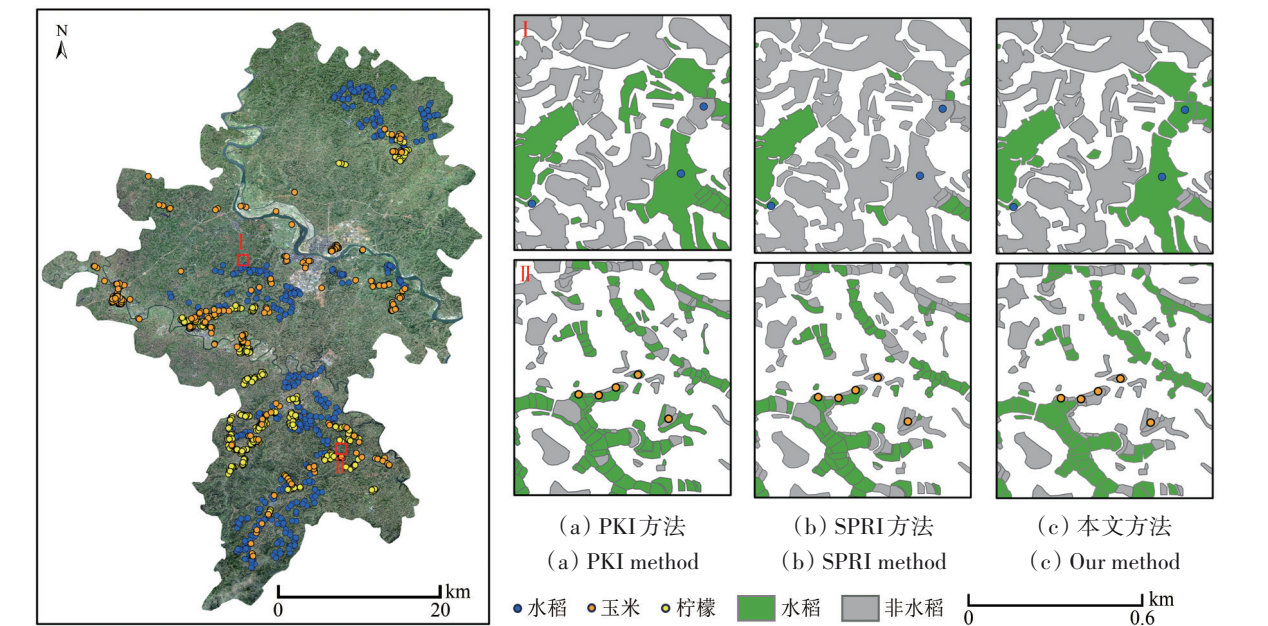


图 18 不同方法水稻制图对比
Fig. 18 Comparison of different methods for rice mapping

为探究水稻制图不确定性的空间分异规律，本研究采用随机森林回归模型解析多源驱动因子与制图不确定性的相关性，关键驱动因子排序为：坡度>高程>地块面积>与灌溉水渠的距离>地块形状指数>纬度>样本密度（表7）。这表明水稻制图的不确定性受环境与农业管理条件、地块形态特征及样本空间分布特征的综合影响。

地形要素通过调控水热资源分配、土壤肥力及机械化水平，显著制约丘陵山区水稻种植格局。灌溉条件作为水稻生长关键限制因子，其空间可达性直接影响种植稳定性。纬度差异导致水热条件的变化，进而影响水稻种植空间分布。上述因素说明，不理想的生长条件会导致水稻物候规律不一致、光谱特征模糊，从而导致分类结果不确定性增加。

地块形态特征同样具有重要影响。形状指数较高的复杂地块因边界混合像元效应，其分类不确定性显著高于规则地块。小面积地块因像元不

足易受混合像元效应影响，大面积地块则可能因内部异质性增加模型的不确定性。

表7 水稻制图不确定性影响因素分析
Table 7 Analysis of influencing factors of uncertainty in rice mapping

类型	变量	相关性	排名
地块形态	地块面积	0.103	3
	地块周长	0.080	8
	地块形状指数	0.100	5
样本特征	样本密度	0.084	7
环境与农业管理条件	经度	0.064	9
	纬度	0.097	6
	高程	0.108	2
	坡度	0.109	1
	与灌溉水渠的距离	0.102	4
	土壤PH	0.056	10
	年平均温度	0.050	11
	年平均降水	0.048	12

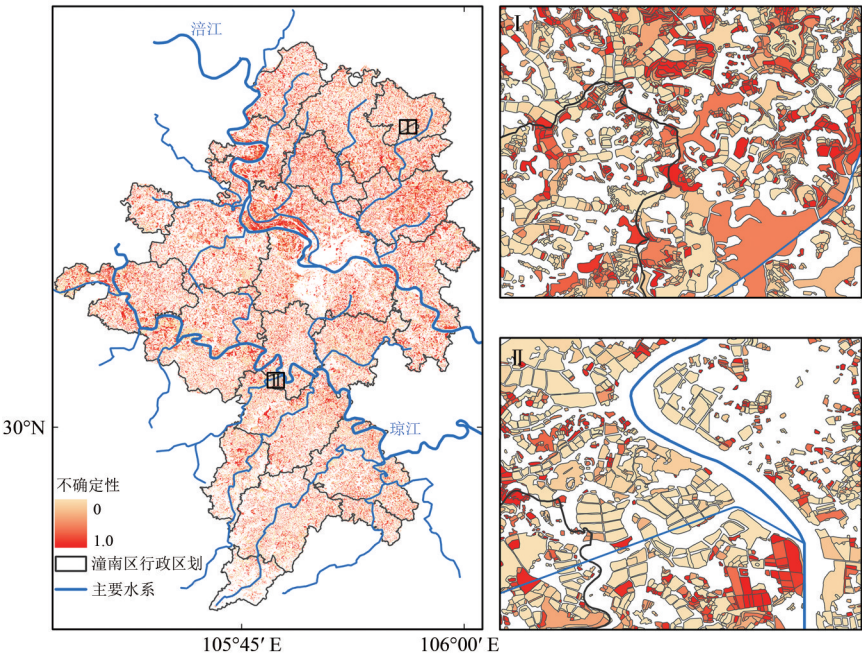


图19 2021年潼南区水稻制图不确定性空间分布

Fig. 19 Spatial distribution of rice mapping uncertainty in Tongnan District, 2021

此外，样本密度对制图不确定性具有重要影响。低密度样本因空间覆盖不足削弱模型泛化能力，适中的样本密度可提升预测稳定性，但过高的密度可能引入冗余信息，加剧误差累积。因此，合理规划样本的分布与密度，确保其代表性和均匀覆盖，对提高水稻制图精度至关重要（谢炎 等，2024）。

5.6 优势与局限性

丘陵山区难以获得空间分布均匀且具有代表性的样本，本研究提出了一种季候规律引导的样本自动生成策略。案例实验结果表明，本研究能生成高质量样本，并显著提升水稻制图精度，为区域级水稻自动化制图提供了新的解决思路。一

方面,本研究基于时序VH特征实现了物候期自适应识别。传统方法通常依赖农业统计数据或地表温度变化来确定移栽日期。而农业统计数据难以反映丘陵山区耕作节律的空间异质性,基于温度阈值的方法在低纬度全年无霜区失效。本研究通过VH时序特征变化精准捕捉水稻移栽、抽穗等关键物候节点,具有较高的普适性。另一方面,本研究基于地块单元有效整合了光学和SAR遥感数据,从不同成像机理角度刻画水稻生长规律。光学数据可以有效捕捉水稻移栽灌溉信号,但极端降水、蔬菜灌溉等因素会影响LSWI与EVI/NDVI的稳定性。而结合SAR数据水稻关键物候窗口与全生育期的VH极化特征可以有效排除干扰。本研究充分利用雷达和光学数据在西南丘陵山区的互补优势,生成高度可靠的样本数据,从而提升水稻制图的稳健性。

但本研究仍存在一些局限性有待进一步完善。首先,由于不同区域气候条件、种植模式、农业管理方式存在差异,3.3节中的不同阈值需根据实际需求调整。其次,在无法获取移栽期Sentinel-2影像的地区,可使用配备有红光、近红外和短波红外波段的光学卫星传感器(如Landsat)替代。此外,本研究主要针对单季稻,而水稻耕作模式复杂多样,如双季稻、再生稻、“稻虾连作”、“稻油轮作”等,对于其他耕作制度水稻,其适用性和泛化性仍需进一步研究。

6 结 论

针对西南丘陵山区阴雨天气频发、实地采样成本高的现实需求,本研究结合时序光学和SAR遥感数据,构建了季候规律引导的地块尺度水稻样本自动生成策略,并基于特征优选的随机森林分类模型实现了水稻自动化制图。研究成果将为丘陵山区水稻精准监测提供方法参考,主要研究结论如下:

(1) 本方法可自动生成高质量的训练样本数据。生成样本的光谱时序特征与实地样本高度一致(SCS为0.987,DTW距离为4.719),兼具物候异质性和空间代表性,克服了传统人工采样效率低、覆盖不足的缺陷。

(2) 特征选择能够在保证分类精度的前提下有效降低模型复杂度。特征重要性排序表明,移栽期特征贡献度较高,且SAR特征的重要性整体

高于光学特征。共线性分析表明两种数据具有互补优势,可协同提升分类稳健性。

(3) 水稻制图总体精度为0.89,F1分数为0.89,总面积提取误差为-7.5%,验证了所提出的方法具有较高的可靠性。在空间异质性显著的丘陵山区,适量且空间分布均匀的样本有助于提高模型的稳定性和泛化能力。此外,水稻在地势平坦、灌溉便利的区域呈现显著的集聚特征。

(4) 研究区水稻制图总体不确定性较低(Entropy = 0.29),制图结果较可靠。不确定性主要受环境与农业管理条件、地块形态特征及样本特征的综合影响。地形平坦、灌溉条件优越、地块规整且样本充足的区域,水稻光谱特征显著,制图不确定性较低。

参考文献(References)

- Belgiu M, Bijker W, Csillik O and Stein A. 2021. Phenology-based sample generation for supervised crop type classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 95: 102264 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102264]
- Belgiu M and Csillik O. 2018. Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis. *Remote Sensing of Environment*, 204: 509-523 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.10.005]
- Bouvet A and Le Toan T. 2011. Use of ENVISAT/ASAR wide-swath data for timely rice fields mapping in the Mekong River Delta. *Remote Sensing of Environment*, 115(4): 1090-1101 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.12.014]
- Clauss K, Ottinger M and Kuenzer C. 2018a. Mapping rice areas with Sentinel-1 time series and superpixel segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 39(5): 1399-1420 [DOI: 10.1080/01431161.2017.1404162]
- Clauss K, Ottinger M, Leinenkugel P and Kuenzer C. 2018b. Estimating rice production in the Mekong Delta, Vietnam, utilizing time series of Sentinel-1 SAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73: 574-585 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.07.022]
- Dong J W and Xiao X M. 2016. Evolution of regional to global paddy rice mapping methods: a review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 119: 214-227 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.05.010]
- Dong J W, Wu W B, Huang J X, You N S, He Y L and Yan H M. 2020. State of the art and perspective of agricultural land use remote sensing information extraction. *Journal of Geo-information Science*, 22(4): 772-783 (董金玮, 吴文斌, 黄健熙, 尤南山, 何盈利, 闫慧敏. 2020. 农业土地利用遥感信息提取的研究进展与展望. *地球信息科学学报*, 22(4): 772-783) [DOI: 10.12082/dqxxkx.

- 2020.200192]
- Fan D D, Li Q Z, Wang H Y, Zhang Y, Du X and Shen Y. 2019. Improvement in recognition accuracy of minority crops by resampling of imbalanced training datasets of remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 23(4): 730-742 (樊东东, 李强子, 王红岩, 张源, 杜鑫, 沈宇. 2019. 通过训练样本采样处理改善小宗作物遥感识别精度. *遥感学报*, 23(4): 730-742) [DOI: 10.11834/jrs.20197478]
- Gao X Y, Chi H, Huang J L, Ling F, Han Y F, Jia X F, Li Y F, Huang D and Dong J W. 2024. Review of paddy rice mapping with remote sensing technology. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(9): 2144-2169 (高心怡, 池泓, 黄进良, 凌峰, 韩逸飞, 贾小凤, 李一凡, 黄端, 董金玮. 2024. 水稻遥感制图研究综述. *遥感学报*, 28(9): 2144-2169) [DOI: 10.11834/jrs.20233014]
- Gao Y, Pan Y Z, Zhu X F, Li L, Ren S J, Zhao C W and Zheng X C. 2023. FARM: a fully automated rice mapping framework combining Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 multi-temporal imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 213: 108262 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108262]
- Guo Y F, Wu T J, Luo J C, Shi H N and Gao L J. 2022. Remote sensing mapping of mountain vegetation via uncertainty-based iterative optimization. *Journal of Geo-information Science*, 24(7): 1406-1419 (郭逸飞, 吴田军, 骆剑承, 石含宁, 郜丽静. 2022. 基于不确定性迭代优化的山地植被遥感制图. *地球信息科学学报*, 24(7): 1406-1419) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2022.210594]
- He Z and Li S H. 2023. Research progress on radar remote sensing for rice growth monitoring. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(10): 2363-2382 (何泽, 李世华. 2023. 水稻雷达遥感监测研究进展. *遥感学报*, 27(10): 2363-2382) [DOI: 10.11834/jrs.20221701]
- Huang C, Xu Z X, Zhang C C, Li H, Liu Q S, Yang Z K and Liu G H. 2020. Extraction of rice planting structure in tropical region based on Sentinel-1 temporal features integration. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 36(9): 177-184 (黄翀, 许照鑫, 张晨晨, 李贺, 刘庆生, 杨振坤, 刘高焕. 2020. 基于Sentinel-1数据时序特征的热带地区水稻种植结构提取方法. *农业工程学报*, 36(9): 177-184) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2020.09.020]
- Huang H B, Wang J, Liu C X, Liang L, Li C C and Gong P. 2020. The migration of training samples towards dynamic global land cover mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 161: 27-36 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.01.010]
- Huang X, Vrieling A, Dou Y, Belgiu M and Nelson A. 2024. A robust method for mapping soybean by phenological aligning of Sentinel-2 time series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 218: 1-18 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.10.015]
- Li H, Fu D J, Huang C, Su F Z, Liu Q S, Liu G H and Wu S R. 2020. An approach to high-resolution rice paddy mapping using time-series Sentinel-1 SAR data in the Mun River Basin, Thailand. *Remote Sensing*, 12(23): 3959 [DOI: 10.3390/rs12233959]
- Li S F and Li X B. 2018. Economic characteristics and the mechanism of farmland marginalization in mountainous areas of China. *Acta Geographica Sinica*, 73(5): 803-817 (李升发, 李秀彬. 2018. 中国山区耕地利用边际化表现及其机理. *地理学报*, 73(5): 803-817) [DOI: 10.11821/dlxb201805002]
- Lin C X, Zhong L H, Song X P, Dong J W, Lobell D B and Jin Z N. 2022. Early- and in-season crop type mapping without current-year ground truth: generating labels from historical information via a topology-based approach. *Remote Sensing of Environment*, 274: 112994 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112994]
- Lin S Y, Qi Z X, Li X, Zhang H, Lv Q W and Huang D. 2024. A phenological-knowledge-independent method for automatic paddy rice mapping with time series of polarimetric SAR images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 218: 628-644 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.09.035]
- Liu W, Wu Z F, Luo J C, Sun Y W, Wu T J, Zhou N, Hu X D, Wang L Y and Zhou Z F. 2021. A divided and stratified extraction method of high-resolution remote sensing information for cropland in hilly and mountainous areas based on deep learning. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 50(1): 105-116 (刘巍, 吴志峰, 骆剑承, 孙营伟, 吴田军, 周楠, 胡晓东, 王玲玉, 周忠发. 2021. 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. *测绘学报*, 50(1): 105-116) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2021.20190448]
- Liu X Y, Zhang J S, Wu J X and Shen K J. 2024. Automatic purifying and generating graded samples for crop remote sensing classification using temporal-spatial-spectral fusion. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 40(10): 157-167 (刘修宇, 张锦水, 吴俊旭, 申克建. 2024. 时空光谱融合自动纯化生成样本的农作物遥感分类. *农业工程学报*, 40(10): 157-167) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.202311098]
- Lou Y F, Huang K, Yang G, Sun W W, Shao C C, Liu W W, Wang L H and Hu J. 2025. A rice distribution extraction method based on Sentinel-2 time-series data. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(5): 1260-1272 (娄轶峰, 黄可, 杨刚, 孙伟伟, 邵春晨, 刘围围, 王利花, 胡静. 2025. 基于Sentinel-2时间序列数据的水稻分布提取方法. *遥感学报*, 29(5): 1260-1272) [DOI: 10.11834/jrs.20254113]
- Maus V, Câmara G, Cartaxo R, Sanchez A, Ramos F M and de Queiroz G R. 2016. A time-weighted dynamic time warping method for land-use and land-cover mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(8): 3729-3739 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2517118]
- Pan B H, Zheng Y, Shen R Q, Ye T, Zhao W Z, Dong J, Ma H Q and Yuan W P. 2021. High resolution distribution dataset of double-season paddy rice in China. *Remote Sensing*, 13(22): 4609 [DOI: 10.3390/rs13224609]
- Peng S B, Tang Q Y and Zou Y B. 2009. Current status and challenges of rice production in China. *Plant Production Science*, 12(1): 3-8 [DOI: 10.1626/pp.12.3]
- Qi Z X, Yeh A G O and Li X. 2017. A crop phenology knowledge-based approach for monthly monitoring of construction land expansion using polarimetric synthetic aperture radar imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 133: 1-17 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.09.009]
- Song M Y, Xu L, Ge J, Zhang H, Zuo L J, Jiang J L, Ding Y H B, Xie

- Y Z and Wu F. 2025. EARice10: A 10 m resolution annual rice distribution map of East Asia for 2023. *Earth System Science Data*, 17(2): 661-683 [DOI: 10.5194/essd-17-661-2025]
- Sun L Y, Lou Y X, Shi Q and Zhang L P. 2024. Spatial domain transfer: cross-regional paddy rice mapping with a few samples based on Sentinel-1 and Sentinel-2 data on GEE. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 128: 103762 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103762]
- Tatsumi K, Yamashiki Y, Torres M A C and Taipe C L R. 2015. Crop classification of upland fields using random forest of time-series Landsat 7 ETM+ data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 115: 171-179 [DOI: 10.1016/j.compag.2015.05.001]
- Thorp K R and Drajat D. 2021. Deep machine learning with Sentinel satellite data to map paddy rice production stages across West Java, Indonesia. *Remote Sensing of Environment*, 265: 112679 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112679]
- Wang L H, Ma H, Li J L, Gao Y H, Fan L, Yang Z H, Yang Y Z and Wang C Y. 2022. An automated extraction of small-and middle-sized rice fields under complex terrain based on SAR time series: a case study of Chongqing. *Computers and Electronics in Agriculture*, 200: 107232 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107232]
- Wei P L, Chai D F, Lin T, Tang C, Du M Q and Huang J F. 2021. Large-scale rice mapping under different years based on time-series Sentinel-1 images using deep semantic segmentation model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 174: 198-214 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.02.011]
- Weiss M, Jacob F and Duveiller G. 2020. Remote sensing for agricultural applications: a meta-review. *Remote Sensing of Environment*, 236: 111402 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111402]
- Wu T J, Luo J C, Zhang X, Dong W, Huang Q T, Zhou Y N, Liu W, Sun Y W, Yang Y P, Hu X D and Gao L J. 2023. Remote sensing granular computing and precise applications based on geo-parcels. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(12): 2774-2795 (吴田军, 骆剑承, 张新, 董文, 黄启厅, 周亚男, 刘巍, 孙营伟, 杨颖频, 胡晓东, 邵丽静. 2023. 基于地理图斑的遥感粒计算与精准应用. *遥感学报*, 27(12): 2774-2795) [DOI: 10.11834/jrs.20211622]
- Xiao X M, Boles S, Frolking S, Li C S, Babu J Y, Salas W and Moore III B. 2006. Mapping paddy rice agriculture in South and South-east Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 100(1): 95-113 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.10.004]
- Xiao X M, Boles S, Liu J Y, Zhuang D F, Frolking S, Li C S, Salas W and Moore III B. 2005. Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 95(4): 480-492 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.12.009]
- Xie Y, Zeng H W, Tian F Y, Zhang M, Hu Y R, Qin X L, Wu B F, Zhang Y Z and Xie W H. 2024. A study of sample dependence and spatial extrapolation of models for crop remote sensing classification. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(11): 2878-2895 (谢炎, 曾红伟, 田富有, 张森, 胡越然, 覃星力, 吴炳方, 张有智, 解文欢. 2024. 作物遥感分类的样本依赖与模型空间外推研究. *遥感学报*, 28(11): 2878-2895) [DOI: 10.11834/jrs.20244005]
- Xu S, Zhu X L, Chen J, Zhu X L, Duan M J, Qiu B W, Wan L M, Tan X Y, Xu Y N and Cao R Y. 2023. A robust index to extract paddy fields in cloudy regions from SAR time series. *Remote Sensing of Environment*, 285: 113374 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113374]
- Yang H J, Pan B, Li N, Wang W, Zhang J and Zhang X L. 2021. A systematic method for spatio-temporal phenology estimation of paddy rice using time series Sentinel-1 images. *Remote Sensing of Environment*, 259: 112394 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112394]
- Yang H J, Pan B, Wu W F and Tai J H. 2018. Field-based rice classification in Wuhua county through integration of multi-temporal Sentinel-1A and Landsat-8 OLI data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 69: 226-236 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.02.019]
- Yang J Y, Hu Q, Li W J, Song Q, Cai Z W, Zhang X Y, Wei H D and Wu W B. 2024. An automated sample generation method by integrating phenology domain optical-SAR features in rice cropping pattern mapping. *Remote Sensing of Environment*, 314: 114387 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114387]
- Yang J Y, Hu Q, Wei H D, Cai Z W, Zhang X Y, Song Q and Xu B D. 2022. Consistency analysis of classification results for single and double cropping rice in southern China based on Sentinel-1/2 imagery. *Scientia Agricultura Sinica*, 55(16): 3093-3109 (杨靖雅, 胡琼, 魏浩东, 蔡志文, 张馨予, 宋茜, 徐保东. 2022. 基于 Sentinel-1/2 数据的中国南方单双季稻识别结果一致性分析. *中国农业科学*, 55(16): 3093-3109) [DOI: 10.3864/j.issn.0578-1752.2022.16.003]
- Yang W J. 2009. Economic analysis on the contribution of rice development to grain security. *China Rice*, (3): 1-4 (杨万江. 2009. 水稻发展对粮食安全贡献的经济学分析. *中国稻米*, (3): 1-4) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-8082.2009.03.001]
- Zhan P, Zhu W Q and Li N. 2021. An automated rice mapping method based on flooding signals in synthetic aperture radar time series. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112112 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112112]
- Zhang C K, Zhang H Y and Tian S J. 2023. Phenology-assisted supervised paddy rice mapping with the Landsat imagery on Google Earth Engine: experiments in Heilongjiang Province of China from 1990 to 2020. *Computers and Electronics in Agriculture*, 212: 108105 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108105]
- Zhang D Y, Wu T J, Li M J, Guo Y F, Luo J C and Dong W. 2024. Remote sensing-based classification of crops on a farmland parcel scale and uncertainty analysis. *Remote Sensing for Natural Resources*, 36(4): 124-134 (张冬韵, 吴田军, 李曼嘉, 郭逸飞, 骆剑承, 董文. 2024. 地块尺度农作物遥感分类及其不确定性分析. *自然资源遥感*, 36(4): 124-134) [DOI: 10.6046/zrzyyg.2023166]
- Zhang H C and Gong J L. 2014. Research status and development discussion on high-yielding agronomy of mechanized planting rice in China. *Scientia Agricultura Sinica*, 47(7): 1273-1289 (张洪程, 龚金龙. 2014. 中国水稻种植机械化高产农艺研究现状及发展探讨. *中国农业科学*, 47(7): 1273-1289) [DOI: 10.3864/j.issn.0578-1752.2014.07.004]
- Zhang Y Q and Ren H R. 2023. Remote sensing extraction of paddy rice in Northeast China from GF-6 images by combining feature optimization and random forest. *National Remote Sensing Bulletin*

- tin, 27(9): 2153-2164 (张悦琦, 任鸿瑞. 2023. 融合特征优选与随机森林算法的 GF-6 影像东北一季稻遥感提取. 遥感学报, 27(9): 2153-2164) [DOI: 10.11834/jrs.20221338]
- Zhao Z Z, Dong J W, Zhang G L, Yang J L, Liu R Q, Wu B F and Xiao X M. 2024. Improved phenology-based rice mapping algorithm by integrating optical and radar data. *Remote Sensing of Environment*, 315: 114460 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114460]
- Zhu L H, Liu X N, Wu L, Liu M L, Lin Y, Meng Y Y, Ye L, Zhang Q and Li Y M. 2021. Detection of paddy rice cropping systems in southern China with time series Landsat images and phenology-based algorithms. *GIScience and Remote Sensing*, 58(5): 733-755 [DOI: 10.1080/15481603.2021.1943214]

Seasonal pattern-guided parcel rice automated sample generation and remote sensing mapping in hilly and mountainous areas

LI Ziqi^{1,2}, WU Tianjun³, LUO Jiancheng^{1,2}, ZHANG Jing^{1,2}, LI Manjia^{1,2}, FANG Zhiyang^{1,2}

1. State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
2. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, Beijing;
3. School of Land Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China

Abstract: Rice is a crucial global food crop, and the accurate, timely delineation of rice cultivation areas is vital for food security assessment and sustainable agricultural planning. Satellite remote sensing, integrated with advanced information technologies, has emerged as a pivotal tool for mapping the spatial distribution patterns and monitoring the growth dynamics of rice. However, in the hilly and mountainous regions of southwest China, frequent cloud cover, fragmented cultivation patterns, and high field sampling costs hinder efficient and reliable remote sensing-based rice mapping. To address these limitations, this study, focusing on Tongnan District in Chongqing Municipality, proposes a novel cropland parcel-scale rice automated sample generation and mapping framework, leveraging the complementary strengths of multisource remote sensing data. The framework operates through several key stages: First, with cropland parcels as the basic unit, an optical-SAR time-series feature set is constructed by utilizing multiperiod Sentinel-1 and Sentinel-2 data. Second, adaptive identification of rice growth stages is achieved by analyzing temporal VH polarization features from SAR data, which are sensitive to vegetation structure and moisture variations. Third, high-quality parcel-scale training samples are automatically generated by analyzing the rice seasonal pattern across different imaging modes, bypassing labor-intensive manual sampling. Given the above samples, automated rice mapping is implemented by combining feature optimization and random forest. Finally, we evaluate the reliability of the generated samples and the rice mapping results. Results indicate four critical findings: (1) The method generates spectrally representative samples, achieving high consistency with field data (spectral correlation similarity = 0.987; dynamic time warping distance = 4.719). These samples exhibit spatial heterogeneity and broad coverage, addressing inefficiencies and biases inherent in traditional manual sampling. (2) Feature selection can effectively reduce model complexity while ensuring classification accuracy. The contribution of transplantation period features is substantial, and the importance of SAR features is higher than that of optical features. The two types of data have complementary advantages and can synergistically improve the classification robustness under cloudy conditions. (3) The automated rice mapping achieves an overall accuracy of 89%, an F1 score of 89%, and a total area extraction error of -7.5%, validating its reliability in spatially heterogeneous landscapes. In hilly mountainous areas with significant spatial heterogeneity, a moderate number of samples with uniform spatial distribution can help improve the stability and generalization ability of the model. In addition, rice exhibits significant clustering in flat, well-irrigated areas. (4) The overall uncertainty of rice mapping in the study area is low (0.29), indicating that the mapping results are reliable. Uncertainty is mainly affected by the combination of environmental and agricultural management conditions, parcel morphology, and sample characteristics. In areas with flat topography, favorable irrigation conditions, regular parcels, and sufficient samples, the spectral characteristics of rice are significant, and the uncertainty of mapping is low. This study provides a reliable automated sample generation approach for rapid and precise rice mapping in hilly and mountainous areas and offers scientific foundation for developing sampling strategies, selecting optimal feature bands, and assessing uncertainty. Hence, it lays a credible basis for precision agriculture planning and food security assessment.

Key words: hilly and mountainous areas, seasonal pattern, time-series remote sensing, cropland parcel-scale, automated sample generation, rice mapping

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42471394); Natural Science Basis Research Plan in Shaanxi Province of China (No. 2025JC-QYCX-035); Hebei Province Central Leading Local Science and Technology Development Fund Project (No. 236Z0104G); Self-Deployed Project of Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences (No. E4202021F)