

洪国军, 张 灵, 付仙兵, 等. 基于 GEE 的多源遥感影像特征优选方法的水稻种植区信息提取[J]. 江苏农业学报, 2025, 41(6): 1159-1168.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2025.06.012

基于 GEE 的多源遥感影像特征优选方法的水稻种植区信息提取

洪国军¹, 张 灵¹, 付仙兵¹, 喻彩丽²

(1. 江西科技学院区域发展研究院, 江西 南昌 330200; 2. 汕尾职业技术学院海洋学院, 广东 汕尾 516600)

摘要: 多时相 Sentinel-1/2 数据在识别和监测复杂山地丘陵地区和多云多雨环境下的水稻种植信息方面具有显著优势, 为水稻识别提供丰富的信息。然而, 过多的特征变量可能会导致维度灾难和信息冗余。本研究采用特征优选的方法, 利用 Sentinel-1/2 的多光谱、多时相数据, 评估 5 种特征组合方案(光谱特征、光谱特征+植被指数、光谱特征+植被指数+纹理特征、光谱特征+植被指数+纹理特征+雷达信息、特征优选)对水稻种植区域的识别精度, 并分析其在空间制图精度上的表现。研究表明, 结合特征优选的方案 5 在水稻识别中表现最优, 总体精度为 92.60%, Kappa 系数达 0.903 0, F_1 分数为 92.40%。与《江西统计年鉴》2024 年水稻种植面积数据比较, 方案 5 对江西省的水稻面积估算精度高达 98.73%, 相对误差较方案 1~方案 4 显著降低。本研究结果证实综合应用多源遥感数据和多时相特征优选方法能有效减少数据冗余, 提高水稻面积提取的准确性和精确度。

关键词: 多源遥感; 水稻; 江西省; 特征优选; 随机森林法

中图分类号: TP79; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2025)06-1159-10

Feature selection of multi source remote sensing images based on GEE for rice planting area information extraction

HONG Guojun¹, ZHANG Ling¹, FU Xianbing¹, YU Caili²

(1. Regional Development Research Institute, Jiangxi University of Technology, Nanchang 330200, China; 2. School of Marine Science and Technology, Shanwei Institute of Technology, Shanwei 516600, China)

Abstract: Multi-temporal Sentinel-1/2 data demonstrate significant advantages in identifying and monitoring rice cultivation in complex mountainous and hilly areas, as well as in cloudy and rainy environments, which provide rich information for rice identification. However, an excessive number of feature variables may lead to dimensional disasters and information redundancy. In this study, a feature selection method was employed to evaluate the recognition accuracy of five feature combination schemes (spectral features, spectral features + vegetation indices, spectral features + vegetation indices + texture features, spectral features + vegetation indices + texture features + radar information, and feature selection) for rice cultivation area, using Sentinel-1/2 multi-spectral and multi-temporal data. The spatial mapping accuracy of each scheme was also analyzed. The results indicated that Scheme five, which incorporated feature selection, performed the best in rice identification, with an overall accuracy of 92.60%, a Kappa coefficient of 0.903 0, and an F_1 score of 92.40%. Compared with the rice cultivation area data in 2024 from the *Jiangxi Statistical Yearbook*, Scheme five achieved a high accuracy of 98.73% in estimating the rice area in Jiangxi province, with a significantly lower relative error compared to

Scheme one–Scheme four. The results of this study confirm that the integrated application of multi-source remote sensing data and multi-temporal feature selection methods can effectively reduce data redundancy and enhance the accuracy and precision of rice area extraction.

收稿日期: 2024-10-10

作者简介: 洪国军(1995-), 男, 江西乐平人, 硕士研究生, 研究方向为遥感与数字农业。(E-mail) hgj950603@163.com

通讯作者: 喻彩丽, (E-mail) purejade@163.com

Key words: multi-source remote sensing; rice; Jiangxi province; feature selection; random forest method

粮食安全是国家安全与社会稳定的基石,党的二十大报告强调“全方位夯实粮食安全根基”的重要性,对保障粮食安全提出更高的要求^[1]。及时准确地掌握水稻种植面积对于科学预测产量变化趋势、辅助农情监测、前瞻性引导市场供需平衡及保障国家粮食安全至关重要^[2]。江西省作为中国水稻主要种植区之一,在水稻生产中占据重要地位。因此,获取江西省的水稻种植面积数据显得尤为重要。传统的地面测量方法效率低、成本高且劳动强度大^[3]。相对地,卫星遥感技术能够提供频繁、准确、经济且动态的信息,极大地提高遥感识别的效率^[4]。在农业遥感领域,使用单一的 Sentinel-1 影像虽简便,但由于其易受噪声干扰且合成孔径雷达(SAR)技术光谱信息有限,容易导致细小斑块稻田的漏分现象^[5]。相比之下, Sentinel-2 能够提供丰富的光谱信息,但在复杂地形或多云雨天气下数据获取受限^[6-7]。因此,结合 Sentinel-1 与 Sentinel-2 的多源遥感数据能够有效克服各自局限性,显著提升作物识别精度。

在机器学习领域,随机森林算法凭借抗过拟合能力强、识别精度高等优点,被广泛应用于作物面积提取研究中^[8-10]。姚园等^[11]利用多时相 Sentinel-1/2 数据,结合物候参数和面向对象的随机森林算法,有效提高了复杂地形区稻田的识别精度。研究发现物候参数在表征植被生长动态上具有明显优势,识别精度高达 94.47%, Kappa 系数为 0.92。李恒凯等^[12]利用 Sentinel-1 时序合成孔径雷达(SAR)与 Sentinel-2 光学数据,提出一种融合 SAR 和光学影像特征的水稻识别方法。通过结合时序 SAR 特征、红边波段、增强植被指数(EVI)和地表植被指数(LSWI),使用随机森林算法提取水稻种植面积,提取精度达 92.67%, Kappa 系数为 0.91。研究表明,结合多种光谱指数和极化信息的多源数据能够在复杂地形区显著提高作物识别精度。

此外,光谱波段、植被指数、纹理指数及极化信息等多种特征均可用于水稻遥感识别,但引入过多特征变量会引发“维数灾难”,导致信息冗余,甚至降低识别精度^[13-20]。因此,农业遥感研究中采用合适的特征选择算法,筛选出最优特征,是提升水稻面积提取精度的关键步骤。尽管多源遥感数据和特征

优选方法在提高作物识别精度和信息全面性方面取得显著进展,但应用中仍面临诸如数据下载量大、预处理复杂、计算需求高和存储空间占用大的挑战,限制了其在实际生产中的推广。谷歌地球引擎(GEE)依靠强大的云计算能力和丰富的遥感影像数据库^[21-25],可以快速调用 Sentinel-1/2 等多源遥感数据,结合多种识别算法实现高效的大区域数据处理和分析。基于 GEE 平台开发的利用 Sentinel-1/2 数据的水稻面积提取模型,不仅突破了传统遥感技术的应用瓶颈,还为大范围高精度水稻种植监测提供重要的技术支撑。

为解决江西省丘陵地区地形复杂、水稻分布零散及气候多变导致的遥感困难的问题,本研究依托 GEE 云平台,结合 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 MSI 影像,提取光谱波段、植被指数、纹理特征及极化特征,筛选出对水稻识别精度较高的特征。利用随机森林算法对不同特征组合进行识别试验,系统评估其识别性能,探索适用于江西丘陵地区的高精度水稻遥感识别方法。本研究结果将为复杂地形条件下的水稻种植信息提取提供技术参考。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

研究区位于江西省,地处长江中下游南岸(113°34′~118°28′E, 24°29′~30°04′N),总面积约为 166 900 km²,其地理位置优越,是连接中国东南沿海地区与内陆地区的重要通道。研究区主要由山地丘陵构成,东、西、南三面被山脉包围,中部地形起伏,而北部地形相对平坦,并拥有中国最大的淡水湖——鄱阳湖。研究区属中亚热带温暖湿润季风气候,拥有充足的热量和丰富的降水,年均气温为 16.3~19.5℃,年均降雨量为 1 341~1 934 mm,这样的环境非常适合水稻生长。

1.2 数据源及预处理

本研究以江西省为研究区,研究时间为水稻移栽期(2023 年 5-6 月)、抽穗期(2023 年 8-9 月)和成熟期(2023 年 10-11 月)。利用 GEE 平台对 Sentinel-2 影像数据进行处理。首先,采用 Cloud score 算法剔除云影,生成无云影像。随后,使用 S2_HARMONIZED 数据进行大气和辐射校正,消除大气

散射与吸收影响,并将反射率标准化,确保数据的一致性和可比性。为进一步减少噪声和残留云影,对各时段影像进行中值合成处理,提升数据质量。对处理后的影像进行区域裁剪并进行几何校正,以确保空间精度和数据适用性。

同时,Sentinel-1 影像数据在 3 个时段均采用均值合成处理,以减少噪声并提高时空稳定性。通过矢量数据对 Sentinel-1 影像进行空间裁剪,提取研究区域内的数据。最终,获取 3 个时段的光谱波段、植被指数、纹理指数和极化特征数据集,为水稻生长监测提供高精度的遥感数据支持。

1.3 覆被类型划分及样本数据处理

本研究依托 Sentinel-1/2 卫星影像,结合实地调查与全球定位系统(GPS)定位,收集水稻及其他地物的地面数据。数据导入 GEE 云平台进行处理,主要研究区域为复杂地形下的耕作区,通过目视解译结合谷歌地球辅助工具识别林草地、水体和建筑。水稻的地理坐标和特征信息主要通过实地采样确定。最终形成 5 种覆被类型:水稻、林草地、建筑物、水体及其他作物。使用随机原则,50%的数据被选为训练样本,剩余 50%用作验证样本(表 1),以评估识别精度。各类样本的分布和数量详见图 1 与表 1。

表 1 各地物类型样本数量分布

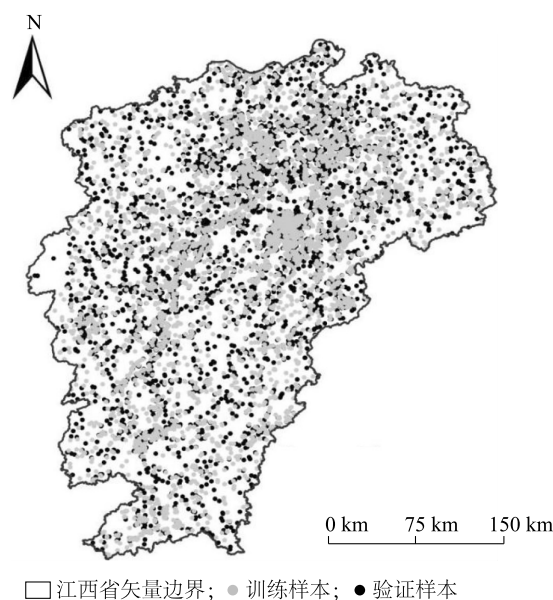
Table 1 Distribution of sample quantity of various types of objects in different regions

土地类型	训练样本的数量 (个)	验证样本的数量 (个)
水稻	2 000	2 000
林草地	1 000	1 000
水体	1 000	1 000
建筑物	500	500
其他作物	500	500

2 研究方法

2.1 特征提取

2.1.1 光谱特征/植被指数 本研究选取 Sentinel-2 影像后期参与建模的 10 个波段和 5 个植被指数[绿色叶绿素植被指数(GCVI)、归一化植被指数(NDVI)、植被差异指数(DVI)、增强植被指数(EVI)和地表植被指数(LSWI)]进行分析。Sentinel-2 波段数据在识别中的具体应用及特征详见表 2,相关植被指数的计算公式见表 3。



审图号:GS(2019)3333 号。

图 1 江西省地物类型样本点分布

Fig.1 Distribution map of sample points of land cover types in Jiangxi province

表 2 Sentinel-2 波段特征参数

Table 2 Sentinel-2 band characteristic parameters

波段	属性	空间分辨率 (m)	波段	属性	空间分辨率 (m)
B ₂	蓝波段	10	B ₇	植被红边 3	20
B ₃	绿波段	10	B ₈	近红外	10
B ₂	红波段	10	B _{8A}	植被红边 4	20
B ₅	植被红边 1	20	B ₁₁	短波红边 1	20
B ₆	植被红边 2	20	B ₁₂	短波红边 2	20

表 3 研究区植被指数及其计算公式

Table 3 Vegetation indices and their calculation formulas in the research area

光谱指数	公式	参考文献
绿色叶绿素植被指数(GCVI)	$(B_8/B_3)-1$	[26]、[27]
归一化植被指数(NDVI)	$(B_8-B_4)/(B_8+B_4)$	[28]
植被差异指数(DVI)	B_8-B_4	[29]
增强植被指数(EVI)	$2.5 \times (B_8-B_4)/(B_8+6.0 \times B_4-7.5 \times B_2-1)$	[30]
地表植被指数(LSWI)	$(B_8-B_{11})/(B_8+B_{11})$	[31]

B₂:蓝波段;B₃:绿波段;B₄:红波段;B₈:近红外波段;B₁₁:短波红外。

2.1.2 纹理特征 在遥感图像分析中,纹理描述图像的粗糙度、相关性和对比度等属性,是补充光谱特征、反映地物空间结构的重要特征。特别是在水稻

的关键移栽物候期,水稻纹理与水体的纹理特征差异显著,十分有利于进行精准识别。本研究在 3 个关键时期(移栽期、抽穗期和成熟期),采用均值、方差、协同性、对比度、相异性、熵、二阶矩和相关性等

8 种纹理特征^[32](表 4)进行水稻识别。这些纹理特征的综合运用不仅能弥补光谱特征在空间信息方面的不足,还可以显著提升识别精度,使得水稻与其他地表类型的区分更为准确。

表 4 Sentinel-2 纹理特征指数计算公式

Table 4 Sentinel-2 texture feature index calculation formulas

纹理特征指数	计算公式	纹理特征指数	计算公式
均值	$1. \varepsilon_i = \sum_{i=1}^{n-1} i \times P_{i,j}$ $2. \varepsilon_j = \sum_{j=0}^{n-1} j \times P_{i,j}$	相异性	$\delta_{\text{diss}} = \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{i,j} i-j $
方差	$1. \sigma_i = \sum_{i,j=0}^{n-1} (P_{i,j} - \varepsilon_i)^2$ $2. \sigma_j = \sum_{i,j=0}^{n-1} (P_{i,j} - \varepsilon_j)^2$	熵	$\delta_{\text{ent}} = (-\ln P_{i,j})$
协同性	$\delta_{\text{hom}} = \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{i,j} / [1 + (i-j)^2]$	二阶矩	$\delta_{\text{sm}} = \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{i,j}^2$
对比度	$\delta_{\text{con}} = \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{i,j} (i-j)^2$	相关性	$\delta_{\text{corr}} = \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{i,j} (i-\varepsilon_i) \times (j-\varepsilon_j) / (\sigma_i \times \sigma_j)$

n:灰度级数; ε_i :*i*行方向均值; ε_j :*j*行方向均值; σ_i :*i*行方向方差; σ_j :*j*行方向方差; $P_{i,j}$:灰度共生矩阵中的概率值;*i j*是像素灰度值。

2.1.3 雷达信息 在本研究中,针对水稻的 3 个关键物候期,从 2023 年 5 月至 11 月选择多时相数据进行水稻识别。利用 Sentinel-1 卫星的主动微波雷达技术,该技术无需依赖外部光源,可通过雷达波探测地表信息。Sentinel-1 搭载的 C 波段 SAR 传感器支持多种成像模式,包括条带模式(SM)、干涉宽幅模式(IW)、超宽幅模式(EW)和波模式(WV)。本研究采用 Sentinel-1A 的单视复数产品(SLC)和 IW 成像模式,结合垂直发射-垂直接收(VV)和垂直发射-水平接收(VH)的极化方式^[33]。

2.2 识别试验方案

2.2.1 特征优选 在本研究中,综合利用 Sentinel-1/2 多时相遥感数据多特征优势,对水稻信息进行精细化识别。研究表明,由于特征间的差异性,未经筛选的多特征集合可能导致信息冗余和维度灾难,影响识别结果的精确性。因此,为优化识别效果,本研究采用随机森林算法中的嵌入式特征选择方法,系统评估各特征在水稻识别中的贡献度。从 3 个关键生育期(移栽期、抽穗期和成熟期)筛选、获取 75 个变量,其中包括 30 个光谱波段、15 个植被指数、24 个纹理指数和 6 个极化特征。如图 2 所示,剔除重要性低于 400 的特征后,共保留 54 个特征。为提高模型效率并避免冗余干扰,本研究进一步从中筛选出 18 个对水稻识别影响显

著的关键特征参与后续建模。

2.2.2 水稻识别试验方案 为评估不同物候特征及随机森林特征优选对水稻识别精度的影响,本研究设置 5 个试验组,分别探索包括光谱特征、植被指数、纹理特征及雷达信息在内的不同特征组合。试验的具体方案及其组成特征在表 5 中详细列出,供进一步分析和比较。

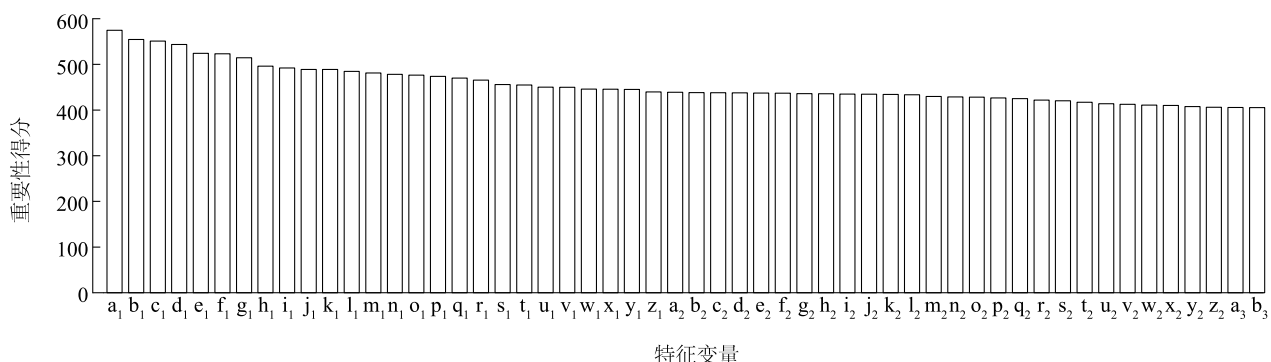
2.3 随机森林算法

随机森林(RF)算法通过构建多个决策树并采用投票机制确定最终识别结果,有效克服单一决策树在复杂数据集上的识别不稳定性。该算法在建树过程中随机选择训练样本和特征,结合 Bagging 的集成学习思想和随机特征选择策略^[34],提高决策树间的独立性,增强模型的泛化能力。RF 算法特别适用于处理高维数据,具有很强的抗过拟合性和优秀的异常值处理能力。在谷歌地球引擎(GEE)平台上进行的应用测试结果显示,当决策树数量设置为 500 时,模型误差显示出明显的收敛趋势,验证了该参数设置的有效性。

2.4 精度评价与技术路线

为评估 2023 年 Sentinel-1/2 卫星遥感影像中的江西省水稻识别效果,本研究采用混淆矩阵计算总体精度(OA)、Kappa 系数、制图精度、用户精度和 F_1

分数。OA 和 Kappa 系数用于评估整体识别精度,制图精度、用户精度和 F_1 分数专门用来衡量水稻识别



a_1 : 移栽期垂直发射-水平接收; b_1 : 抽穗期短波红边 2; c_1 : 移栽期垂直发射-垂直接收; d_1 : 收获期植被红边 1; e_1 : 移栽期短波红边 2; f_1 : 收获期垂直发射-水平接收; g_1 : 抽穗期垂直发射-垂直接收; h_1 : 收获期垂直发射-垂直接收; i_1 : 移栽期均值; j_1 : 抽穗期垂直发射-水平接收; k_1 : 收获期均值; l_1 : 移栽期短波红边 1; m_1 : 抽穗期短波红边 1; n_1 : 移栽期红波段; o_1 : 抽穗期植被红边 1; p_1 : 移栽期短波红边 2; q_1 : 抽穗期均值; r_1 : 移栽期蓝波段; s_1 : 移栽期绿波段; t_1 : 抽穗期地表植被指数; u_1 : 移栽期方差; v_1 : 移栽期地表植被指数; w_1 : 抽穗期方差; x_1 : 移栽期相异性; y_1 : 抽穗期绿波段; z_1 : 移栽期植被红边 4; a_2 : 移栽期对比度; b_2 : 移栽期相关性; c_2 : 抽穗期对比度; d_2 : 收获期短波红边 1; e_2 : 收获期相异性; f_2 : 移栽期红波段; g_2 : 抽穗期蓝波段; h_2 : 移栽期植被红边 1; i_2 : 移栽期蓝波段; j_2 : 移栽期方差; k_2 : 收获期对比度; l_2 : 抽穗期相异性; m_2 : 移栽期绿波段; n_2 : 移栽期绿色叶绿素植被指数; o_2 : 抽穗期相关性; p_2 : 移栽期归一化植被指数; q_2 : 收获期相关性; r_2 : 抽穗期增强植被指数; s_2 : 移栽期协同性; t_2 : 移栽期植被红边 2; u_2 : 移栽期植被红边 3; v_2 : 移栽期植被差异指数; w_2 : 收获期地表植被指数; x_2 : 收获期植被红边 3; y_2 : 移栽期增强植被指数; z_2 : 收获期植被红边 2; a_3 : 抽穗期植被红边 3; b_3 : 抽穗期绿色叶绿素植被指数。

图 2 水稻种植面积提取特征重要性排序

Fig.2 Importance ranking of feature extraction from rice planting area

表 5 水稻识别特征组合试验方案

Table 5 Rice identification combination test plan

方案编号	特征
1	光谱特征
2	光谱特征+植被指数
3	光谱特征+植被指数+纹理特征
4	光谱特征+植被指数+纹理特征+雷达信息
5	特征优选

3 结果与分析

3.1 江西省水稻识别精度分析

在本研究中,采用随机森林算法,并结合不同特征组合对水稻进行识别,深入分析这些特征组合对识别精度的影响。最初只使用光谱特征进行识别,水稻面积识别的总体精度达到 88.73%, Kappa 系数为 0.851 1(表 6),这验证了光谱特征在基本的水稻识别中的有效性。植被指数能有效反映植被生长状

态,有利于区分水稻和林草地,引入植被指数后,识别的总体精度提升至 90.33%, Kappa 系数增至 0.873 2。加入纹理特征后,识别的总体精度进一步提升至 91.16%, Kappa 系数达到 0.883 9。通过整合 Sentinel-1 的 VV/VH 极化数据,利用其在移栽物候期间水稻与水体的不同反射特性,总体精度提升至 92.40%, Kappa 系数达到 0.900 5。通过优化和剔除冗余数据,最终的总体精度提升至 92.60%, Kappa 系数达到 0.903 0。这些结果(表 6)表明,特征优选的策略在提高水稻识别精度方面具有显著效果,水稻种植区域提取对比结果见图 4。

3.2 水稻面积提取与官方统计数据对比分析

在本研究中,利用 Sentinel-1/2 遥感图像,采用 RF 方法,结合 5 种试验方案,估算江西省的水稻种植面积,并将结果与 2023 年江西省中稻及一季晚稻的官方统计数据进行比较。由图 5 可以看出,方案 1~方案 5 模型提取水稻面积和相对误差分别为 9 747.28 km²、10 027.20 km²、10 090.44 km²、9 561.38 km²、9 479.17 km² 和 4.14%、7.13%、

7.80%、2.16%、1.27%，均大于《江西统计年鉴》中统计的水稻面积(9 360.00 km²)。其中方案 5 水稻面积与《江西统计年鉴》水稻面积最为接近,可见,使用特征优选后的特征组合提取的水稻面积更接近

真实值。而方案 2 和方案 3 虽然在植被指数和纹理指数的加入下精度有所提升,但也导致误差的增加和精度的降低,主要是由于这些特征增加了水稻识别模型的复杂度,导致出现错分现象。

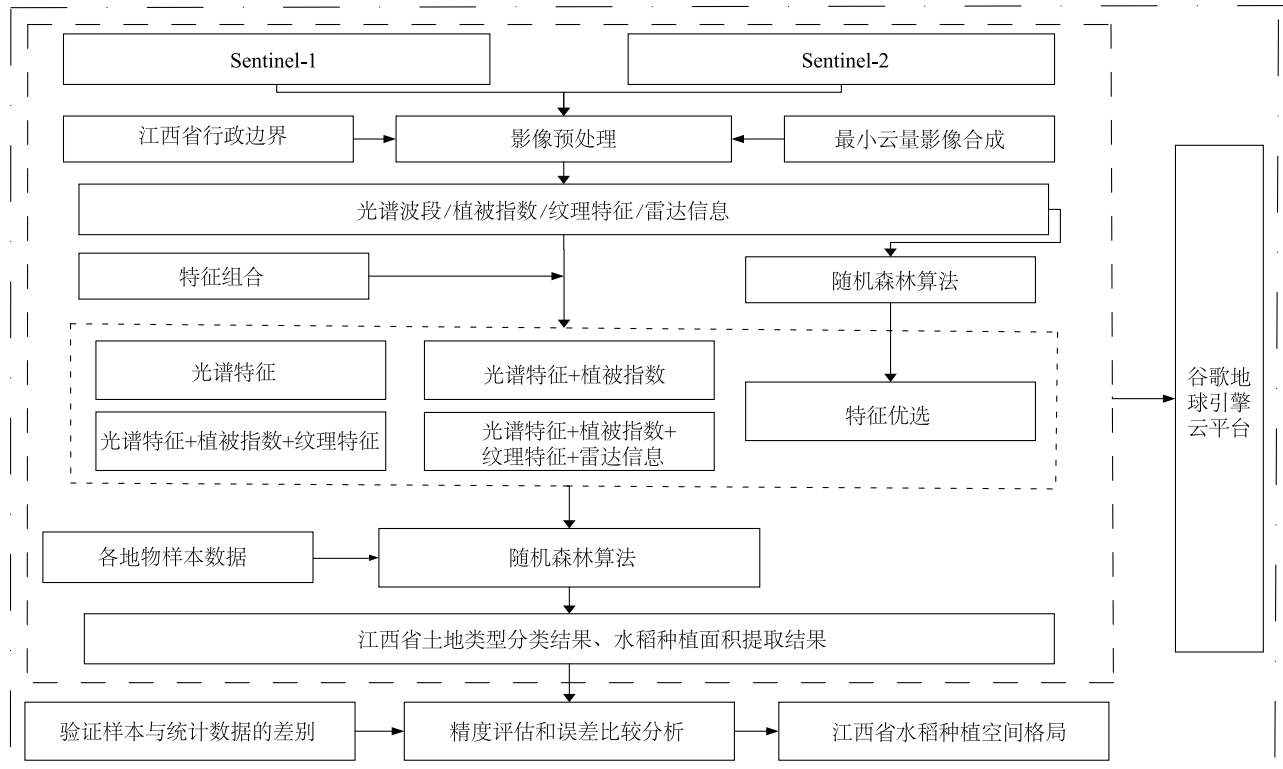


图 3 基于 Sentinel-1/2 数据的水稻种植面积提取流程

Fig.3 Flowchart for rice area extraction based on Sentinel-1/2 data

表 6 江西省水稻识别精度评估结果

Table 6 Evaluation result for rice identification accuracy in Jiangxi province

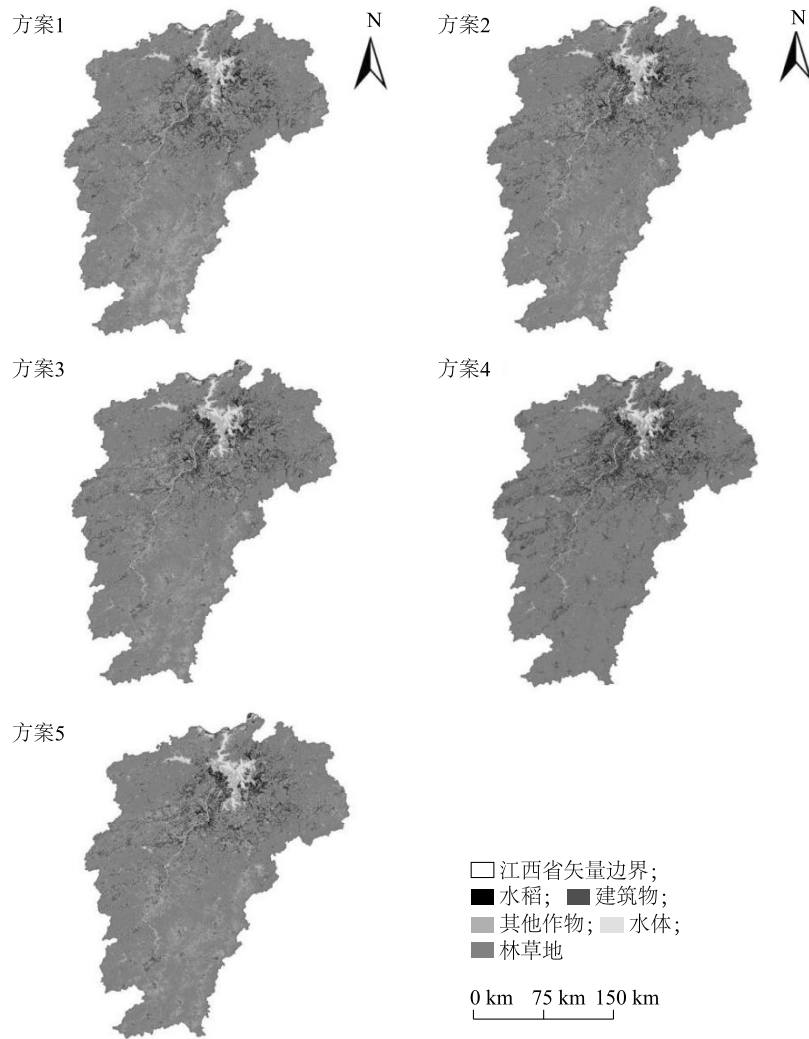
特征组合方案	总体精度(%)	Kappa 系数	水稻制图精度(%)	水稻用户精度(%)	水稻 F ₁ 分数(%)
方案 1	88.73	0.851 1	91.67	82.16	86.65
方案 2	90.33	0.873 2	92.72	85.73	89.09
方案 3	91.16	0.883 9	95.46	85.72	90.33
方案 4	92.40	0.900 5	95.19	87.62	91.25
方案 5	92.60	0.903 0	94.71	90.20	92.40

方案 1~ 方案 5 具体内容见表 5。

3.3 特征组合优化对水稻识别精度的影响

在江西省进行的水稻种植面积遥感分析中,本研究使用基于 Sentinel-1/2 数据的 RF 算法结合特征优选的方案 5,图 6 和表 6 显示,该方案在总体精度和 Kappa 系数方面表现最为优异。相较于其他模型组合,方案 5 在总体精度上提升 0.20 至 3.87 个百分点,而 Kappa 系数提升 0.002 5 至 0.051 9。此

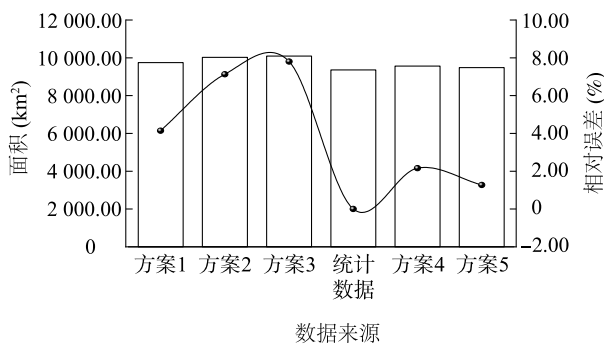
外,该方案通过优选对水稻识别精度最具影响力的特征,显著减少了信息冗余,并提高了水稻识别精度。例如,方案 1 仅利用基础光谱特征,在水稻与其他地物的区分上表现不佳,导致水稻识别精度较低。方案 2 和方案 3 通过加入植被指数和纹理特征,虽然在一定程度上提高了水稻识别精度,但在光谱特性相似的水体的识别上仍有局限性,且易发生错分



方案 1~方案 5 具体内容见表 5。审图号:GS(2019)3333 号。

图 4 江西省水稻识别方案对比图

Fig.4 Comparison of rice identification plans in Jiangxi province



柱形图表示水稻面积,折线图表示相对误差。

图 5 不同方案水稻种植面积提取与统计数据对比

Fig.5 Comparison chart of extraction and statistical data of different combinations of rice planting areas

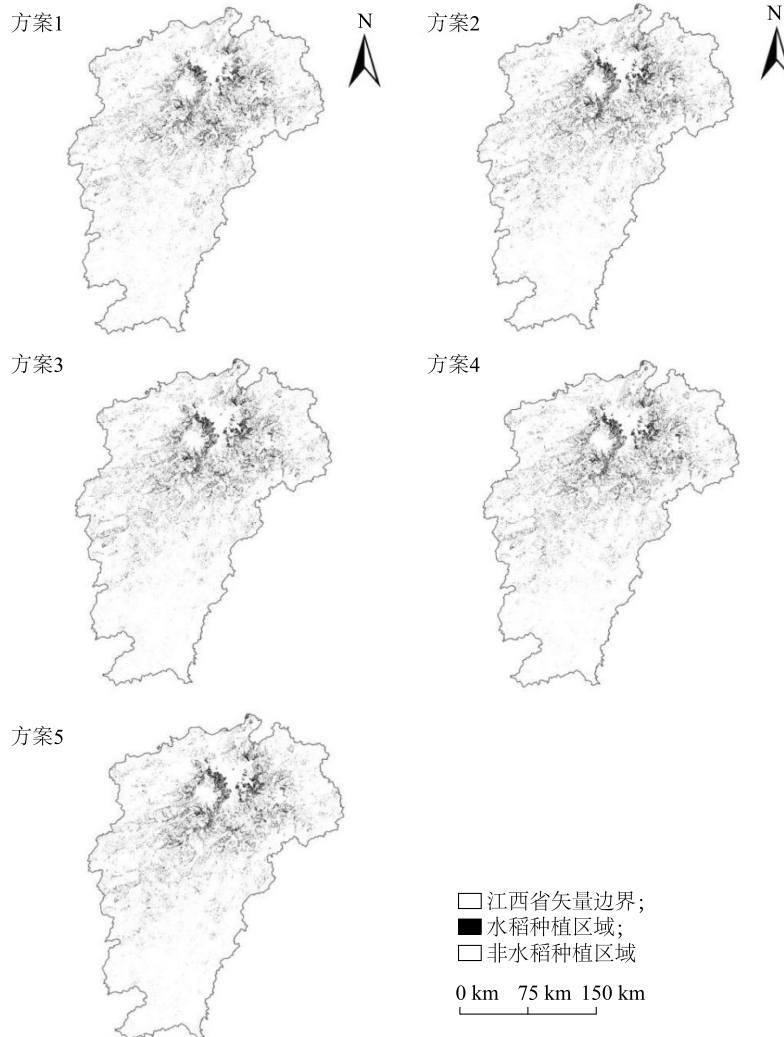
现象。方案 4 通过加入 VV/VH 雷达信息,提升了对水体的区分能力,降低了错分现象,但由于数据冗余未能达到最优精度。方案 5 通过优选对水稻识别精度影响最大的特征,大幅提升了模型的准确性。本研究结果可以为在复杂地形和多变气候下精确评估水稻种植面积提供重要参考。

3.4 江西省水稻种植空间分布

本研究详细分析了各个方案在水稻识别中的表现。方案 5 采用特征优选的方法,选取对水稻识别精度最具影响力的特征集,因而在总体精度、Kappa 系数、用户精度及 F_1 分数等方面展现出最佳效果。在江西省,采用该方案的水稻面积估算精度高达 98.73%。空间分布分析结果揭示,水稻主要集中在

环鄱阳湖流域及其北部地区,且由中心向外逐渐减少。这种分布模式与江西省的地形特点密切相关,该地区东、南、西三面环山,北部平原广阔,江湖众

多。鄱阳湖流域及北部地区的丰富水资源和充足阳光为水稻的生长创造了有利条件。



方案 1~方案 5 具体内容见表 5。审图号:GS(2019)3333 号。

图 6 不同特征组合下水稻种植区域空间分布图

Fig.6 Spatial distribution map of rice planting areas under different feature combinations

4 讨论

本研究使用 GEE 云平台上的 Sentinel-1/2 遥感影像,探索江西省 2023 年水稻种植面积的估算方法。通过分析多时相数据,设计 5 种特征组合进行水稻识别精度和面积估算。5 种方案为方案 1(光谱特征)、方案 2(光谱特征+植被指数)、方案 3(光谱特征+植被指数+纹理特征)、方案 4(光谱特征+植被指数+纹理特征+VV/VH 雷达信息)、方案 5(特征优选),研究对比各方案的性能,并与实地调

查及官方统计数据对比,以评估各种方案的效果,旨在为江西省水稻面积的精确测绘提供参考。

通过整合光谱波段、植被指数、纹理指数,并加入 VV/VH 雷达信息,方案 4 和方案 5 在总体精度、Kappa 系数及面积提取相对误差方面实现显著提升,分别为 92.40%、0.900 5、2.16% 以及 92.60%、0.903 0、1.27%。与方案 4 相比,方案 5 通过特征优选,进一步提升水稻识别精度,并量化各特征对整体效果的具体贡献,其中移栽期的 VH 雷达信息对水稻识别的贡献最大。这种显著的性能提升主要得益

于 VH 雷达信息的加入,该信息提供传统光谱信息所无法覆盖的物理测量维度,尤其在识别水稻作物的水分和结构变化方面显示出高敏感度。甘聪聪等^[7]的研究结果也表明,VH 雷达信息在区分水稻与非水稻植被背景,特别是在潮湿或有水的环境中,具有显著的优势。因此,利用雷达信息不仅提高了水稻识别精度,也为精确监测水稻种植面积提供有效的技术手段。

研究结果显示,方案 5 在总体精度、Kappa 系数及水稻细节识别方面显著优于其他方案,这与王李娟等^[20]的研究结论一致,突显了特征优选在提升水稻识别精度及减少误判中的重要性。方案 1 仅利用基础光谱特征进行水稻识别分析,在复杂背景下难以区分水稻与相似光谱特性的地物(如湿地或低矮植被),表现不佳。方案 2 和方案 3 通过引入植被指数(如 *NDVI*)和纹理特征,增强植被与非植被的对比,并利用纹理特征捕捉地物的空间结构,提升水稻识别精度。然而,这些方案在区分光谱特性相似的水体时仍有局限性,容易发生错分现象,特别是在水稻与湿地之间。方案 4 通过加入 VV/VH 雷达信息,有效区分水体和水稻,因为这些地物在极化响应上存在明显差异,减少了错分现象,但数据维度的增加也可能带来冗余,影响水稻识别精度。方案 5 通过筛选出对水稻识别精度最有影响力的特征,显著提升水稻识别效率和精度,实现最高的识别总体精度。这一方案不仅减少了特征冗余,还优化了模型的效率和准确性,显示出特征选择增强模型的水稻识别能力和泛化性潜力。本研究综合利用多源遥感数据和多时相特征,筛选出对水稻识别影响显著的关键变量,从而提升模型在水稻识别中的精度。未来研究可引入优化算法以优化模型参数,并结合先进的深度学习识别方法,以进一步提高估算的精度和可靠性。

5 结论

本研究综合利用 GEE 平台和 Sentinel-1/2 卫星数据,对江西省水稻种植面积进行详细分析。通过综合多时相和多源数据,采用 5 种特征组合方案对水稻进行精确识别,其中特征优选的方案 5 表现最为突出,显著提高了识别的总体精度和 Kappa 系数,分别达到 92.60% 和 0.903 0。研究结果表明,结合 Sentinel-1 的极化信息和 Sentinel-2 的高分辨率光学

数据,可以有效地提高水稻种植区的识别精度,尤其是在复杂地形和多云条件下。此外,本研究还突显特征优选在提高水稻识别精度中的重要性,为江西省及类似地区的水稻种植监测和管理提供重要的科学依据和技术支持,有助于精确农业的发展和粮食安全的保障。

参考文献:

- [1] 钟 钰,王曦照,巴雪真,等. 全方位夯实粮食安全根基:战略内涵、现实制约与突破路径[J]. 农业经济与管理,2024(1): 12-22.
- [2] 刘 通,任鸿瑞. GEE 平台下利用物候特征进行面向对象的水稻种植分布提取[J]. 农业工程学报,2022,38(12):189-196.
- [3] HUANG D, XU L J, ZOU S L, et al. Mapping paddy rice in rice-wetland coexistence zone by integrating sentinel-1 and sentinel-2 data[J]. Agriculture,2024,14(3):345.
- [4] ZHANG T, TANG B H, HUANG L, et al. Rice and greenhouse identification in plateau areas incorporating Sentinel-1/2 optical and radar remote sensing data from google earth engine[J]. Remote Sensing, 2022, 14(22): 5727.
- [5] 蔡玉林,刘照磊,孟祥磊,等. 基于 HRNet 和自注意力机制的多源遥感影像水稻提取[J]. 农业工程学报,2024,40(4):186-193.
- [6] 于 飞,吕 争,隋正伟,等. 基于特征优选的多时相 SAR 数据水稻信息提取方法[J]. 农业机械学报,2023,54(3):259-265,327.
- [7] 甘聪聪,邱炳文,张建阳,等. 基于 Sentinel-1/2 动态耦合移栽期特征的水稻种植模式识别[J]. 地球信息科学学报,2023,25(1):153-162.
- [8] WALEED M, MUBEEN M, AHMAD A, et al. Evaluating the efficiency of coarser to finer resolution multispectral satellites in mapping paddy rice fields using GEE implementation[J]. Scientific Reports,2022,12(1):13210.
- [9] TARIQ A, YAN J G, GAGNON A S, et al. Mapping of cropland, cropping patterns and crop types by combining optical remote sensing images with decision tree classifier and random forest[J]. Geospatial Information Science,2023,26(3):302-320.
- [10] CHOUDHARY K, SHI W, DONG Y, et al. Random forest for rice yield mapping and prediction using Sentinel-2 data with google earth engine[J]. Advances in Space Research, 2022, 70(8): 2443-2457.
- [11] 姚 园,毋 亭,李一凡,等. 基于水稻物候参数及面向对象算法的稻田识别[J]. 农业工程学报,2024,40(11):150-158.
- [12] 李恒凯,贺明华,王秀丽. 时序 SAR 与光学影像的南方丘陵区水稻种植识别[J]. 测绘科学,2023,48(5):78-86.
- [13] LIU Y F, XIAO D Q, YANG W T. An algorithm for early rice area mapping from satellite remote sensing data in southwestern Guangdong in China based on feature optimization and random forest[J].

- Ecological Informatics, 2022, 72: 101853.
- [14] SUN B, QIN P Y, LI C L, et al. Integrating vegetation phenological characteristics and polarization features with object-oriented techniques for grassland type identification[J]. Geo-spatial Information Science, 2024, 27(3): 794-810.
- [15] ZHAO G B, WANG L, ZHENG J H, et al. Optimized extraction method of fruit planting distribution based on spectral and radar data fusion of key time phase[J]. Remote Sensing, 2023, 15(17): 4140.
- [16] TRIVEDI M B, MARSHALL M, ESTES L, et al. Cropland mapping in tropical smallholder systems with seasonally stratified sentinel-1 and sentinel-2 spectral and textural features [J]. Remote Sensing, 2023, 15(12): 3014.
- [17] 曾学亮, 郭熙, 钟亮, 等. 基于多源遥感特征融合与卷积神经网络(CNN)的丘陵地区水稻识别[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(1): 93-102.
- [18] 孟浩然, 李存军, 郑翔宇, 等. 综合光谱纹理和时序信息的油茶遥感提取研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(5): 1589-1597.
- [19] CHENG G, DING H, YANG J, et al. Crop type classification with combined spectral, texture, and radar features of time-series Sentinel-1 and Sentinel-2 data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2023, 44(4): 1215-1237.
- [20] 王李娟, 孔钰如, 杨小冬, 等. 基于特征优选随机森林算法的农耕地土地利用分类[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 244-250.
- [21] LYU Y, FENG W, WANG S, et al. An ensemble-based framework for sophisticated crop classification exploiting google earth engine[J]. Remote Sensing, 2024, 16(5): 917.
- [22] HUANG C H, YOU S, LIU A X, et al. High-resolution national-scale mapping of paddy rice based on sentinel-1/2 data[J]. Remote Sensing, 2022, 15: 4055.
- [23] 潘建平, 安新永, 崔伟, 等. 基于 GEE 平台的水稻种植范围识别研究: 以黑龙江省为例[J]. 测绘地理信息, 2024, 49(3): 101-106.
- [24] 张征云, 江文渊, 张彦敏, 等. 基于哨兵 SAR 数据和多光谱数据的水稻识别研究[J]. 生态与农村环境学报, 2023, 39(4): 556-564.
- [25] 高心怡, 池泓, 黄进良, 等. 水稻遥感制图研究综述[J]. 遥感学报, 2024, 28(9): 2144-2169.
- [26] SUAREZ L A, ROBSON A, BRINKHOFF J. Early-Season forecasting of citrus block-yield using time series remote sensing and machine learning: a case study in Australian orchards[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 122: 103434.
- [27] 陈媛媛, 郭莹莹, 魏翀, 等. 基于多源时序遥感影像和 GEE 的滨海湿地分类与比较[J]. 长江流域资源与环境, 2024, 33(8): 1691-1701.
- [28] 乔树亭, 叶回春, 黄文江, 等. 基于 Sentinel-1/2 影像的水稻种植面积提取方法研究: 以三江平原为例[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 78-89.
- [29] FANG W J, ZHU H F, LI S, et al. Rapid identification of main vegetation types in the lingkong mountain nature reserve based on multi-temporal modified vegetation indices [J]. Sensors, 2023, 23(2): 659.
- [30] MENG H R, LI C J, LIU Y, et al. Corn land extraction based on integrating optical and SAR remote sensing images [J]. Land, 2023, 12(2): 398.
- [31] 张馨予, 蔡志文, 杨靖雅, 等. 时序滤波对农作物遥感识别的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(4): 215-224.
- [32] 钟怡琪, 李家国, 韩杰, 等. 基于哨兵影像与多特征优选的溧阳市上兴镇水稻识别[J]. 江苏农业学报, 2023, 39(8): 1688-1697.
- [33] CLAUSS K, OTTINGER M, KÜNZER C. Mapping rice areas with Sentinel-1 time series and superpixel segmentation [J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(5): 1399-1420.
- [34] ZAFAR Z, ZUBAIR M, ZHA Y Y, et al. Performance assessment of machine learning algorithms for mapping of land use/land cover using remote sensing data [J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences, 2024, 27(2): 216-226.

(责任编辑: 陈海霞)