引文格式：江济强,郑华健,刘洪顺. 多源时序数据特征优选的南方丘陵山区农作物分类研究[J]. 地理空间信息, 2024, 22(11): 24-31. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2024.11.005

多源时序数据特征优选的南方丘陵山区农作物分类研究

江济强[1,2,3]，郑华健[1,2,3]，刘洪顺[4*]

（1. 广东省国土资源测绘院，广东 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，广东 广州 510663；3. 广东省自然资源科技协同创新中心，广东 广州 510663；4. 广东省测绘技术有限公司，广东 广州 510663）

摘　要：以广东省揭阳市揭西县为例，基于Sentinel-2多光谱影像、Sentinel-1时序雷达数据、时序植被指数和地形数据，通过计算J-M距离和特征分析对18个特征波段进行特征组合优选，并对比分析了支持向量机（SVM）、随机森林（RF）、最大似然比（MLC）3种分类器对南方丘陵山区农作物的分类效果。结果表明，时序植被指数特征中NDVI效果最优，时序雷达特征中VH极化方式最优，地形特征中DEM最优；从不同农作物类型来看，时序植被指数特征和时序雷达特征均能提升晚稻、秋玉米的分类精度；对于晚稻而言，时序雷达特征和地形特征对其分类精度均有提升作用。不同分类器对比结果表明，SVM的总体精度比RF和MLC分别高4.67%和7.84%；Kappa系数分别高5.88%和10.48%，可为南方丘陵山区农作物分类提供有效思路和方法参考。

关键词：农作物分类；特征优选；时序雷达特征；时序植被指数特征；南方丘陵山区

中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）11-0024-08

Crop Classification in Southern Hilly Mountainous Areas Based on Feature Optimization of Multi-source Time Series Data

JIANG Jiqiang[1,2,3], ZHENG Huajian[1,2,3], LIU Hongshun[4]

(1. Surveying and Mapping Institute Lands and Resource 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. Guangdong Surveying and Mapping Technology Co., Ltd., Guangzhou 510663, China)

Abstract: In this study, we selected the J-M distance and feature analysis methods to optimize the feature combination of 18 characteristic bands, using multi-source time series data including Sentinel-2 multi-spectral image, Sentinel-1 time series radar data, time series vegetation index and topography data. We compared the classification effects of three classifiers, such as SVM, RF and MLC on crops in the hilly mountainous areas of southern China. The results show that the NDVI feature of time series vegetation index has the best effect, followed by the VH polarization of radar feature and the DEM of topography feature. The classification accuracy of crops is improved for both late rice and corn. The time series radar feature and topography feature also have a significant impact on the classification accuracy of late rice. Comparing the results of different classifiers, the overall accuracy of SVM is the highest, 4.67% and 7.84% higher than that of RF and MLC, respectively. The Kappa coefficient is also higher, by 5.88% and 10.48%, respectively. Therefore, the optimization of multi-source time series data features can improve the classification accuracy of crops, providing an effective method for the classification of crops in hilly mountainous areas of southern China.

Key words: crop classification, feature optimization, time series radar feature, time series vegetation index feature, hilly mountainous areas of southern China

及时准确地获取农作物特别是水稻、小麦、玉米等主要粮食作物和花生、大豆等主要油料作物的种植面积及其空间分布信息，对保障国家粮食安全具有重大意义[1]。我国南方丘陵山区耕地分布零散且形态各异，农作物种植结构复杂，使得传统分类方法的精度受到限制。通过对比分析多源时序遥感数据农作物分类特征的重要性，讨论分类特征及其组合对农作物分类精度提升的可行性，从而进行特征优选开展农作物分类研究，对于提高农作物分类效率具有重要意义[2-14]。

随着农业遥感的发展，不同时空分辨率的影像被

收稿日期：2024-07-11。

第一作者简介：江济强（1977—），本科，高级工程师，从事测绘地理信息工作，E-mail：172623684@qq.com。

通信作者：刘洪顺（1978—），本科，高级工程师，从事测绘地理信息工作，E-mail：20535230@qq.com。

广泛应用于农作物分类研究中，如Kussul N[15]等结合光学数据与雷达数据有效提取了乌克兰地区的玉米、大豆、甜菜等作物；郭交[16]等融合Sentinel-1雷达影像和Sentinel-2光学影像，对陕西省渭南市大荔县某农场农作物进行分类提取，获得了比光学数据更高的分类结果；翟鹏飞[17]等利用Sentinel-2光学数据和RadarSat-1雷达数据验证了随机森林分类器实现光学与雷达数据在土地利用变化检测方面的可行性；Onojeghuo A O[18]等融合使用Sentinel-1SAR数据和Landsat数据，完成了我国东北三江平原典型区域水稻种植区域的提取；Tian H[19]等以鄱阳湖区域为研究对象，基于Sentinel-1和Landsat8数据分析了该区域早、中、晚水稻的种植区域分布特征；周亮[20]分别利用Sentinel-1和Sentinel-2数据及其组合波段提取了青衣江灌区的作物种植面积并进行对比；彭壮壮[21]等利用时序Sentinel-2A数据提取影像特征波段，并利用随机森林算法提取了冬小麦、大蒜等农作物信息；吴静[22]等以多时相Sentinel-2A遥感影像为数据源，计算指标指数及其特征组合，并以此作为分类特征对甘肃省景泰县农作物进行精细分类，取得了较高的分类精度；邓继忠[23]等基于Sentinel-2数据，结合多时相NDVI、MNDWI、CI遥感指数进行分类，有效提取了研究区主要农作物的种植分布情况；石莹[24]等利用全生育期时序Landsat8数据，融合农作物的物候特征和地表纹理特性，提取了主要农作物的时间序列NDVI曲线，通过构建决策树分类规则证明时序植被指数变化特征可较准确地捕获农作物信息；郑少兰[25]、刘剑[26]等利用Sentinel-1雷达数据监测水稻种植情况，并以广东省垦造水田监测为例，验证了Sentinel-1GRD在水稻识别方面的较大发展潜能；杜保佳[27]等基于Sentinel-2A数据提取NDVI时间序列，利用面向对象的决策树分类算法对黑龙江省北安市农作物进行分类；姚金玺[28]等通过青海诺木洪地区多源遥感和多特征组合地物分类证明不同空间分辨率图像提取的纹理特征对分类结果具有不同影响，将在适宜分辨率下提取的纹理特征参与分类才能达到更好的效果。光学与雷达数据特征及其特征组合能较好地应用于农作物分类，但针对我国南方丘陵山区水稻、玉米、花生等主要农作物分类的多源时序遥感影像特征优选且考虑地形因素的研究较少。

广东省揭阳市揭西县作为传统粮食生产大县，是典型的南方丘陵山区。本文以揭西县为研究区，基于Sentinel-2多光谱影像、Sentinel-1时序雷达数据、时序植被指数和地形数据，利用外业样本点，通过计算J-M距离和特征分析对18个特征波段进行了特征组合优选，并对比了3种分类器的分类效果，进一步开展多源时序遥感数据特征优选研究。

1　研究区概况

揭西县的主要地貌为山地（62%）、丘陵（24%）、平原（14%），相对高差为1 219 m（图1）。揭西县属亚热带季风气候，夏季高温多雨、冬季低温少雨[29]。根据土地利用现状分布，揭西县农用地分布垂直地带性特征明显，耕地连片分布于东南部潮汕平原，沿交通干线布局在狭长的山间河谷地区；园地主要分布于丘陵山区；林地主要集中于大北山区和南阳山区。揭西县的主要粮食作物为水稻、玉米，油料作物为花生、大豆。根据《揭阳市2021年统计年鉴》，水稻播种面积占全县农作物播种总面积的48.15%，其中早稻为23.58%、晚稻为24.57%；玉米播种面积为16 934亩，占比为2.71%；花生播种面积为29 090亩，占比为4.65%。

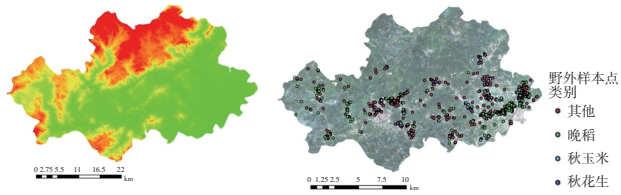


图1　研究区地形与野外样本点分布图

审图号：粤S(2018)114号

2　数据来源与处理

2.1　遥感数据

1）Sentinel-1数据。Sentinel-1搭载的传感器为SAR，属于主动微波遥感卫星，搭载C波段[29-33]。Sentinel-1具有多种成像模式以及单极化、双极化等极化方式。本文采用GEE平台的Sentinel-1A GRD数据，空间分辨率为10 m，成像模式为IW，极化方式为VV和VH，选取2021年7—11月（农作物生长期）的数据，共计10期，具体日期见表1。

2）Sentinel-2数据。Sentinel-2搭载高空间分辨率的多光谱成像仪，成像幅宽为290 km，重访周期为5 d。从可见光到远红外，Sentinel-2卫星传感器共有13个波段数据，其中包含3个红边波段，地面分辨率分别为10 m、20 m和60 m[34]。本文采用GEE平台的Sentinel-2A Level-1C数据，日期以2021年10月3日为主，含云量为16.82%。去云的空白部分在GEE平台上选取邻近日期的数据进行补充。

3）植被指数。植被指数是一种广泛应用于土地

利用覆盖探测、植被覆盖度估算、作物识别和作物预报等方面的遥感产品[35]。归一化植被指数（NDVI）、增强型植被指数（EVI）和比值植被指数（RVI）因其计算简便且能在很大程度地反映地表植被状况，被广泛应用于检测植被生长状态、植被覆盖度等领域。由于研究区位于南方丘陵山区，频繁的阴雨天气和长时间的云层覆盖导致单一卫星数据源无法满足区域尺度的时序植被指数产品的制作要求。本文基于GEE平台利用Sentinel-2和Landsat8系列遥感数据集，筛选Sentinel-2云量少于50%的影像，经去云处理后，以月度为单位计算研究区农作物生长关键期（7月、8月、9月、10月、11月）的10 m分辨率NDVI、EVI、RVI产品。对于去云处理后的空洞区域，利用云量少于50%的Landsat8影像生成30 m分辨率的植被指数产品进行填补。

表1 遥感数据信息表

数据类型	特征波段	时间
雷达数据	Sentinel-1数据VV、VH极化	2021年7月8日、7月20日、8月8日、8月20日、9月6日、9月18日、10月12日、10月24日、11月17日、11月29日
光谱数据	Sentinel-2数据中B2、B3、B4、B5、B6、B7、B8、B8a、B11、B12波段	以2021年10月3日为主
植被指数数据	NDVI、RVI、EVI	7月、8月、9月、10月、11月平均值
地形数据	高程（DEM）、坡度（SLOPE）	-

2.2 地面调查数据

本文还采用了DEM、耕地图斑、野外实地调查样本等数据，其中耕地图斑数据基于2018年高分辨率遥感影像人工采集获得；采集野外实地调查样本点929个，涵盖晚稻、秋玉米、秋花生、红薯、木薯、蔬菜、大豆等农作物，拍摄时间为2021年10月20—29日，覆盖揭西县全域17个乡镇（街道）。在样本训练前，为减少混合像元影响，需要先对样本点进行预处理，主要包括边界调整、杂合像元样本剔除等。预处理后的外业样本点共计842个，其中晚稻316个、秋玉米98个、秋花生122个和其他农作物306个。本文采用分层随机抽样方法，选取60%的外业样本进行模型训练，剩余40%的样本进行精度评价，分布情况见图1。

3 农作物遥感分类方法

本文首先基于GEE平台对Sentinel-1、Sentinel-2数据进行筛选、预处理，生成时序NDVI、EVI、RVI产品，并利用行政区划数据进行裁剪，利用耕地图斑数据掩膜得到只含耕地的影像数据；再计算4类作物样本点的J-M距离，对比多光谱特征、时序雷达特征、时序植被指数特征和地形特征在农作物分类中的作用，并确定最优特征组合；最后针对南方丘陵地区农作物分类的特点，设计了12组对比实验（表2），进而系统评估多源遥感因子在南方丘陵山区农作物分类中的表现。

实验组合的选择原则为：①特征互补性原则，不同类型的遥感数据具有不同的优势和局限性，为充分利用其互补性，选择光谱特征、时序植被指数特征、时序雷达特征和地形特征的多种组合进行实验，以期在复杂地形和气候条件下获得更高的农作物分类精度；②特征重要性筛选，在实际应用中并非所有特征组合都能显著提高分类精度，根据特征重要性分析和初步实验结果，光谱特征与NDVI、EVI、RVI等植被指数的组合（组合2~4）以及这些组合与时序雷达特征（VH、VV极化）和地形特征（DEM、SLOPE）的组合（组合5~9）能有效提升分类精度，尤其是在南方丘陵山区这一复杂地形下能最大限度地捕捉作物的生长信息及其环境响应；③组合数量的合理性，考虑到实验的可操作性和分类器的计算复杂度，选择了12个组合，它们能充分代表不同特征的互补性及其对分类精度的影响。综上所述，本文选取9个特征组合和3种分类器组合（组合10~12），以系统评估多源遥感因子在不同分类器的表现。第一类实验（组合1~9）主要探讨不同特征组合对分类精度的影响，重点在于优化特征选择；第二类实验（组合10~12）则基于最优特征组合，分别采用支持向量机（SVM）、随机森林（RF）和最大似然比（MLC）3种机器学习分类器进行分类，以评估不同分类器在使用最优特征组合时的分类精度差异。

3.1 特征分析

目前对于农作物分类的研究主要依据光谱特征、植被指数特征等，但南方丘陵山区由于频繁的阴雨天气、长时间的云层覆盖，难以获取连续有效的光学数据；南方丘陵山区地块破碎、种植结构复杂也增加了作物分类的难度。为有效筛选不同特征类型，本文在光谱特征、指数特征的基础上，增加了时序雷达特征和地形特征，并基于外业样本，计算了不同特征类型下晚稻、秋玉米、秋花生与其他作

表2　不同特征类型组合

组合编号	特征组合	分类器
1	光谱特征	SVM
2	光谱特征+植被指数（NDVI）	SVM
3	光谱特征+植被指数（EVI）	SVM
4	光谱特征+植被指数（RVI）	SVM
5	光谱特征+植被指数（EVI/NDVI/RVI）+时序雷达特征（VH）	SVM
6	光谱特征+植被指数（EVI/NDVI/RVI）+时序雷达特征（VV）	SVM
7	光谱特征+植被指数（EVI/NDVI/RVI）+时序雷达特征（VH/VV）+地形特征（DEM）	SVM
8	光谱特征+植被指数（EVI/NDVI/RVI）+时序雷达特征（VH/VV）+地形特征（SLOPE）	SVM
9	光谱特征+植被指数（EVI/NDVI/RVI）+时序雷达特征（VH/VV）+地形特征（DEM+SLOPE）	SVM
10	优选特征组合	SVM
11	优选特征组合	RF
12	优选特征组合	MLC

物的J–M距离。

1）J–M距离是一种常见的类别可分性度量，值域为[0,2]，值越大说明两个类别区分度越高。当J–M距离大于1时，表明两个类别有明显区分度[36]。其计算公式为：

$$JM=2(1-e^{-B}) \tag{1}$$

$$B_{ij}=\frac{1}{8}(m_i+m_j)\frac{2}{\delta_i^2+\delta_j^2}+\frac{1}{2}\ln(\frac{\delta_i^2+\delta_j^2}{2\delta_i\delta_j}) \tag{2}$$

式中，B_{ij}为巴氏距离；m_i、m_j为样本对应的特征向量均值；δ_i、δ_j为样本对应特征向量的标准差。

2）特征优选组合。在分类过程中，特征参数并非越多越好，随着波段信息的增加，反而会增加模型复杂度和信息冗余度，从而影响分类精度。因此，非常有必要对特征变量进行优选。为确定最佳的特征组合，本文根据不同类别、不同特征的J–M距离排序情况以及光谱特征、时序雷达特征和时序植被指数特征分析结果，选取由光谱特征（B4/B5/B8/B8a）、植被指数特征（RVI）、时序雷达特征（VH）、地形特征（DEM）组成的优选特征组合。同时，为对比验证不同分类器的效果，分别利用SVM、RF、MLC分类器对优选特征组合进行分类实验。

3.2　分类方法

为对比验证不同分类器在南方丘陵山区农作物分类中的效果，本文选取了3种常见的分类器。SVM分类器可用于处理分割栅格或标准影像，将向量映射到一个更高维的空间里，拥有结构简单、全局最优、训练速度快等优势[37–39]。RF分类器在训练中构建多个决策树并将投票次数最多的类别指定为最终输出。由于它是一个集成分类器，因此很少出现过拟合现象[40]。MLC分类器是常用的监督分类方法之一，通过求取每个像素对于各类别的归属概率，将该像素分到归属概率最大的类别中[41]。

4　研究结果与分析

4.1　特征分析结果

4.1.1　J–M距离分析

为有效筛选不同特征类型，本文基于外业样本，计算了不同特征类型下晚稻、秋玉米、秋花生与其他作物的J–M距离，结果见表3，从光谱特征来看，除秋花生—其他农作物外，其他类型作物之间的J–M距离均大于1，表现出明显的可分性；从时序植被指数特征来看，不同类型作物的分离程度差异较大，其中玉米与其他类型作物的分离度较好，J–M距离均大于1，整体上NDVI>RVI>EVI；从时序雷达特征来看，时序雷达特征对晚稻与其他类型作物均有较好的分离度，

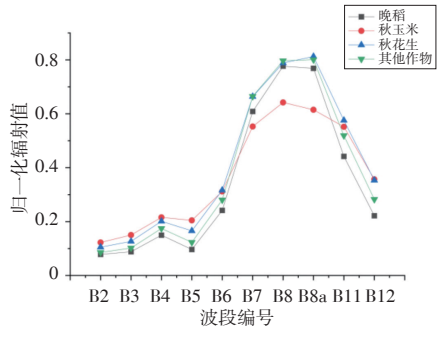
表3　不同特征类型的J–M距离

特征类型	晚稻—秋玉米	晚稻—秋花生	晚稻—其他作物	秋玉米—秋花生	秋玉米—其他作物	秋花生—其他作物
光谱特征	1.42	1.28	1.21	1.20	1.11	0.58
NDVI	1.71	0.73	0.61	1.46	1.11	0.47
EVI	1.58	0.64	0.71	1.21	1.04	0.70
RVI	1.68	0.72	0.59	1.45	1.01	0.53
VV	1.16	1.00	1.01	1.04	0.57	0.62
VH	1.30	1.28	1.05	0.99	0.85	0.61
DEM	1.24	0.72	0.87	0.60	0.45	0.16
SLOPE	0.89	0.57	0.56	0.43	0.40	0.12

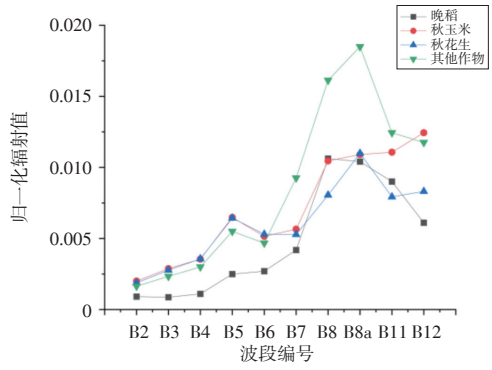
但对秋玉米、秋花生等旱生作物的区分度较差，同时对于晚稻而言，VH极化方式优于VV极化方式；地形特征对于不同作物的区分度并不显著，仅有晚稻–秋玉米的J–M距离大于1，但总体上DEM>SLOPE。

4.1.2 光谱特征分析

本文选取Sentinel–2空间分辨率为10 m的B2、B3、B4和空间分辨率为20 m的B5、B6、B7、B8、B8a、B11、B12等10个波段构建不同作物辐射值的标准差和方差曲线（图2），可以看出，在近红外波段（B8、B8a）秋玉米的辐射值均值明显低于其他作物；而其他作物的辐射值方差则明显高于其余农作物，即辐射值波动较大；晚稻的辐射值方差在B4、植被红边波段（B5、B6）明显低于其他作物，即辐射值波动较小。



a 标准差



b 方差

图2 光谱特征曲线图

4.1.3 时序雷达特征分析

SAR后向散射对农作物的高度、覆盖度、孔隙度等结构特征以及田间含水量等条件敏感，不同农作物在不同生长期由于田间管理措施、作物物候特征等因素在时间上产生了分布特征，因此基于时间序列的SAR后向散射系数可有效用于作物分类。本文选取2021年7—11月10个时间点的Sentinel–1A后向散射系数构建不同作物时序后向散射系数均值曲线（图3），可以看出，晚稻在8月上旬处于移栽—灌水期，后向散射系数明显下降，与其他作物类型有较好的区分度，而秋玉米的后向散射系数则在10月的两个时间点出现了较大上升。

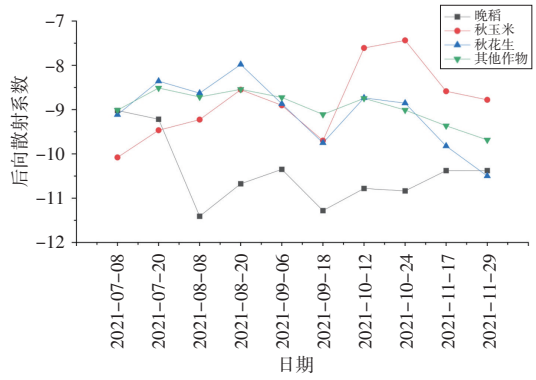


图3 时序雷达特征曲线图

4.1.4 时序植被指数特征分析

植被指数是农业遥感中重要的观测量，利用时序植被指数特性可有效区分不同类型的作物。本文利用2021年7—11月的NDVI、RVI、EVI数据构建了不同类型作物的时序植被指数特征曲线（图4），可以看出，8月、9月晚稻的NDVI、RVI、EVI均高于其他作物类型，而秋玉米则明显低于其他作物类型，具有较明显的区分度。由于作物的种植物候不同，8月、9月晚稻处于拔节、孕穗期，而玉米种植期一般滞后晚稻约1个月，且玉米种植早期主要体现为裸土特征，植被指数偏低。

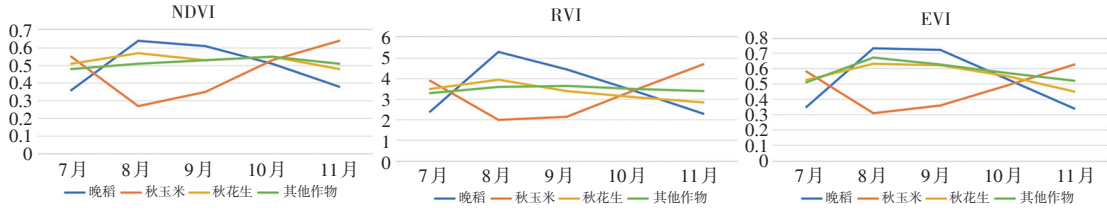


图4 时序植被指数特征曲线图

4.2 总体分类精度评价

本文通过J–M距离分析了不同类别特征之间的可分度，并基于此对18个特征波段进行了特征组合优选；然后对比了SVM、RF和MLC三种分类器的分类效果。本文以总体精度、Kappa系数、生产者精度（PA）和用户精度（UA）作为分类结果的评价指标，对12种组合的分类结果进行评价，结果见表4，组合1仅采用Sentinel–2多光谱数据对2021年下半年揭西县农作物进行分类制图，总体精度和Kappa系数最低；组合2~4分别增加了NDVI、EVI和RVI三种时序植被

指数，总体精度和Kappa系数均有较大提升，与组合1相比，总体精度分别提升9.81%、3.27%和4.76%，Kappa系数分别提升10.02%、0.53%和2.58%，说明NDVI、EVI和RVI三种时序植被指数均可显著提升南方丘陵山区农作物的分类精度，其中加入NDVI的提升效果最好；组合5~6在组合2~4的基础上分别增加了VV和VH两种极化方式，与组合2相比，总体精度分别提升2.38%和2.98%，Kappa系数分别提升3.26%和4.41%，说明时序雷达特征也可有效提升南方丘陵山区农作物的分类精度，且VH极化的提升效果优于VV极化，但总体提升效果不如时序植被指数特征明显；组合7~8在组合5~6的基础上分别增加了DEM、SLOPE地形特征，与组合6相比，总体精度分别提升2.39%和1.49%，Kappa系数分别提升3.49%和2.18%，说明地形特征有助于提升南方丘陵山区农作物的分类精度，且DEM效果优于SLOPE；组合9将所有特征组合在一起，总体精度为86.02%，Kappa系数达到79.70%，与组合7相比，总体精度和Kappa系数均出现小幅下降，可能是特征组合变量过多导致信息冗余或提高了模型复杂度，从而降低了作物分类精度；而经过特征优选的组合10，总体精度达到87.90%，Kappa系数达到82.01%，是所有组合中的最优结果，与组合9相比，总体精度提升1.88%，Kappa系数提升2.31%。

总体来看，以光谱特征为基础，不同特征对南方丘陵山区作物分类精度提升效果的排序为：时序植被指数特征>时序雷达特征>地形特征。具体来说，时序植被指数特征中NDVI效果最优，时序雷达特征中VH极化方式最优，地形特征中DEM最优。

表4　不同组合的总体精度和Kappa系数汇总/%

组合编号	总体精度	Kappa系数	组合编号	总体精度	Kappa系数
1	71.73	63.47	7	86.31	80.24
2	81.54	73.49	8	85.41	78.93
3	75.00	64.00	9	86.02	79.70
4	76.49	66.05	10	87.90	82.01
5	83.92	76.75	11	83.23	76.13
6	84.52	77.90	12	80.06	71.53

4.3　不同时序特征与不同作物分类精度评价

为研究光谱特征、时序植被指数特征、时序雷达特征和地形特征在南方丘陵山区晚稻、秋玉米等作物分类中的作用，本文对4类18组特征波段进行组合，不同作物在不同组合中的*PA*和*UA*见图5，从特征角度分析，组合2~4中加入时序NDVI特征后对晚稻、秋玉米等分类精度均有明显提升，其中晚稻、秋玉米的*PA*和*UA*分别提升4.76%、6.13%和9.48%、11.26%；组合5~6中加入时序雷达特征同样对晚稻、玉米分类精度有明显提升作用，VH极化方式对晚稻的提升效果更明显，其*UA*提升了8.64%，而VV极化方式对秋玉米的提升效果更明显，其*PA*和*UA*分别提升4.07%和7.31%；组合7~8加入地形特征对秋花生、其他作物精度有提升作用，其中秋花生的*PA*和*UA*平均分别提升了约3%，其他作物类型提升了约2%。总而言之，时序植被指数特征和雷达特征均对晚稻、秋玉米分类精度有提升作用，NDVI对二者的提升最显著，VH极化对晚稻精度的提升显著，VV极化对秋玉米精度的提升显著。从作物角度分析，组合5~6中增加了时序雷达特征对晚稻分类精度提升较显著，其中晚稻的*UA*分别提升了2.41%和8.64%，*PA*也有小幅提升，这可能是由于7月底灌水期晚稻后向散射系数出现了剧烈下降，与其他作物有了明显的区分度；组合8~9中增加了地形特征，晚稻的*PA*也有小幅提升，这可能是由于晚稻主要种植在地势平坦地区，加入地形特征可辅助区分晚稻与其他旱生作物。对于晚稻而言，时序后向散射系数特征和地形特征对其分类精度均有提升作用。

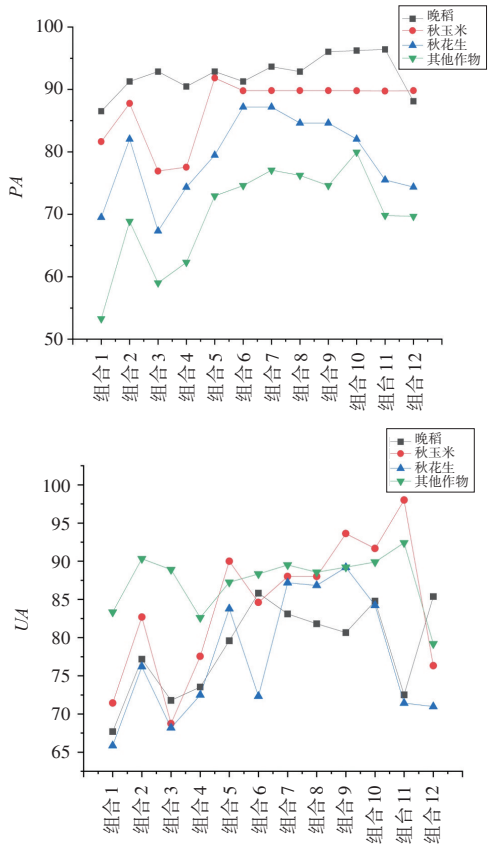


图5　不同作物在不同组合中的*PA*和*UA*

4.4 不同分类器精度比较

为评估不同分类器在南方丘陵山区作物识别上的性能，组合10~12分别利用SVM、RF和MLC三种分类器对优选特征数据进行分类比较。结果表明，SVM分类器的总体精度（87.90%）最高，比RF、MLC分别提高了4.67%和7.84%，Kappa系数（82.01%）则分别提高了5.88%和10.48%（图6）。虽然不同分类器对单种作物的分类精度各有差异，但总体上SVM分类器的效果最优。通过对比局部分类结果发现（图7），3种分类器均能很好地识别出集中连片的晚稻和秋玉米，表明通过特征优选后3种分类器均得到了较好的分类结果；差异主要体现在秋花生和其他作物上，组合10的SVM分类器将大片晚稻和秋玉米周边的田块识别为秋花生，这与当地农户在大田周边、门前屋后分散小片种植秋花生的习惯相符，而RF、MLC分类器则不同程度地将其识别为其他农作物。

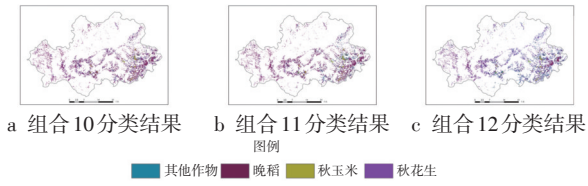


图6 不同分类器的分类结果

审图号：粤S(2018)114号

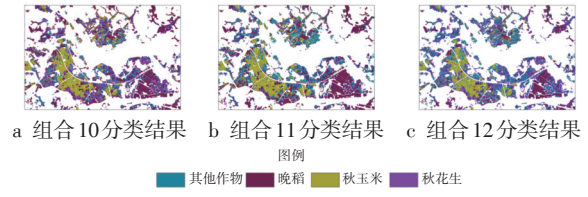


图7 不同分类器的局部分类结果

5 结 语

本文通过J-M距离分析了不同类别特征之间的可分度，并基于此对18个特征波段进行了特征组合优选；然后对比了SVM、RF和MLC三种分类器的分类效果，主要结论包括：

1）不同特征对南方丘陵山区作物分类精度提升效果的排序为：时序植被指数特征>时序雷达特征>地形特征，其中时序植被指数特征中NDVI效果最优、时序雷达特征中VH极化方式最优、地形特征中DEM最优。

2）时序植被指数特征和时序雷达特征均能提升晚稻、秋玉米的分类精度，NDVI对二者提升均最显著，VH极化对晚稻精度提升显著，VV极化则对秋玉米精度提升显著。对于晚稻而言，时序后向散射系数特征和地形特征对其分类精度均有提升作用。

3）在南方丘陵山区农作物分类中，SVM分类器的总体精度（87.90%）最高，比RF和MLC分别提高了4.67%和7.84%，Kappa系数（82.01%）则分别提高了5.88%和10.48%。

参考文献

[1] 李纪岳,符莉,宋彦亭,等. 国家粮食安全产业带区域协调发展的思考[J]. 农业经济,2023(11):15-17

[2] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报,2016,20(5):748-767

[3] 张荣群,王盛安,高万林,等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J]. 农业机械学报,2015,46(增刊1):246-252

[4] 孙阳,吴琼,马钢. 基于无人机影像的农作物生长反演方法及应用[J]. 测绘与空间地理信息,2021,44(9):165-166

[5] 樊湘鹏,周建平,许燕. 无人机低空遥感监测农情信息研究进展[J]. 新疆大学学报(自然科学版)(中英文),2021,38(5):623-631

[6] 尹捷,周雷雷,李利伟,等. 多源遥感数据小麦识别及长势监测比较研究[J]. 遥感技术与应用,2021,36(2):332-341

[7] Lee J S, Pottier E. Polarimetric Radar Imaging: Basics to Applications, Second Edition[M]. Boca Raton: CrcPress, 2009

[8] Cloude S R, Zebker H. Polarisation: Applications in Remote Sensing[J]. PhysicsToday,2010,63(10):53-54

[9] 黄翀,许照鑫,张晨晨,等. 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[J]. 农业工程学报,2020,36(9):177-184

[10] 钟礼山,李满春,伍阳,等. 利用SAR影像时间序列的耕地提取研究[J]. 地理科学进展,2015,34(7):830-839

[11] 李俐,孔庆玲,王鹏新,等. 基于时间序列Sentinel-1A数据的玉米种植面积监测研究[J]. 资源科学,2018,40(8):1 608-1 621

[12] 宋盼盼,杜鑫,吴良才,等. 基于光谱时间序列拟合的中国南方水稻遥感识别方法研究[J]. 地球信息科学学报,2017,19(1):117-124

[13] Rogan J, Franklin J, Roberts D A. Acomparison of Methods for Monitoring Multi-temporal Vegetation Change Using the Matic Mapper Imagery[J]. Remote Sensing of Environment,2002,80(1):143-156

[14] Xie Y, Sha Z, Yu M. Remote Sensing Imagery in Vegetation Mapping: A Review[J]. Journal of Plantecology,2008,1(1):9-23

[15] Kussul N, Skakun S, Shelestov A, et al. Crop Classificationin Ukraine Using Satellite Optical and SAR Images[J]. International Journal "Infornation Models and Analysis",

2013,2(2):118-122
[16] 郭交,朱琳,靳标. 基于Sentinel-1和Sentinel-2数据融合的农作物分类[J]. 农业机械学报,2018,49(4):192-198
[17] 翟鹏飞,李世华,胡月明. 协同光学与雷达遥感数据的面向对象土地覆盖变化检测[J]. 农业工程学报,2021,37(23):216-224
[18] Onojeghuo A O, Blackburn G A, Wang Q, et al. Mapping Paddy Rice Fields by Applying Machine Learning Algorithms to Multi-temporal Sentinel-1A and Landsat Data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(4): 1 042-1 067
[19] Tian H, Wu M, Wang L, et al. Mapping Early, Middle and Late Rice Extent Using Sentinel-1A and Landsat8 Data in the Poyang Lake Plain,China[J]. Sensors,2018,18(1):185
[20] 周亮. 基于哨兵数据的灌区种植结构提取与时空分布特征分析[D]. 淮南:安徽理工大学,2019
[21] 彭壮壮,武永斌,朱梦豪,等. 基于时序Sentinel-2影像的农作物分类研究[J]. 测绘与空间地理信息,2021,44(12):81-84
[22] 吴静,吕玉娜,李纯斌,等. 基于多时相Sentinel-2A的县域农作物分类[J]. 农业机械学报,2019,50(9):194-200
[23] 邓继忠,刘其得,王长委,等. 基于多时相Sentinel-2卫星数据的农作物分类研究[J]. 广东农业科学,2020,47(4):129-138
[24] 石莹,穆岑,田艳君,等. 基于Landsat8数据对甘肃省金塔县主要农作物分类[J]. 测绘与空间地理信息,2022,45(2):74-78
[25] 郑少兰,刘龙威. 单时相Sentinel-1A卫星SAR数据水稻信息提取[J]. 地理空间信息,2020,18(4):61-64
[26] 刘剑,王冬至. 基于SAR影像的广东省垦造水田监测应用研究[J]. 测绘通报,2021(12):79-82
[27] 杜保佳,张晶,王宗明,等. 应用 Sentinel-2A NDVI 时间序列和面向对象决策树方法的农作物分类[J]. 地球信息科学学报,2019,21(5):740-751
[28] 姚金玺,王浪,李建忠,等. 青海诺木洪地区多源遥感及多特征组合地物分类[J]. 农业工程学报,2022,38(3):247-256
[29] 明祖涛,金源,史绪国,等. 基于多源时序InSAR的三峡坝区形变监测分析[J]. 北京理工大学学报,2023,43(11):1 125-1 134
[30] 黄仲良,何敬,刘刚,等. 面向GEE平台的遥感影像分析与应用研究进展[J]. 遥感技术与应用,2023,38(3):527-534
[31] 王小娜,田金炎,李小娟,等. Google Earth Engine云平台对遥感发展的改变[J]. 遥感学报,2022,26(2):299-309
[32] 欧阳伦曦,李新情,惠凤鸣,等. 哨兵卫星Sentinel-1A数据特性及应用潜力分析[J]. 极地研究,2017,29(2):286-295
[33] 杨魁,杨建兵,江冰茹. Sentinel-1卫星综述[J]. 城市勘测,2015(2):24-27
[34] 田颖,陈卓奇,惠凤鸣,等. 欧空局哨兵卫星Sentinel-2A/B数据特征及应用前景分析[J]. 北京师范大学学报(自然科学版),2019,55(1):57-65
[35] 田庆久,闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展,1998,13(4):327-333
[36] 马娜,胡云锋,庄大方,等. 基于最佳波段指数和J-M距离可分性的高光谱数据最佳波段组合选取研究:以环境小卫星高光谱数据在东莞市的应用为例[J]. 遥感技术与应用,2010,25(3):358-365
[37] 冯伟,王晓光,谢三五,等. 多时序卫星遥感数据在麦盖提县防风固沙成效分析中的应用[J]. 测绘通报,2024(6):8-12
[38] Jiang H, Li D, Jing W, et al. Early Season Mapping of Sugarcane by Applying Machine Learning Algorithms to Sentinel-1A/2 Time Series Data: A Case Study in Zhanjiang City,China[J]. Remote Sensing,2019,11(7):861
[39] 贾坤,李强子,田亦陈,等. 遥感影像分类方法研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(10):2 618-2 623
[40] 王振武,孙佳骏,于忠义,等. 基于支持向量机的遥感图像分类研究综述[J]. 计算机科学,2016,43(9):11-17
[41] 张晓娟,杨英健,盖利亚,等. 基于CART决策树与最大似然比法的植被分类方法研究[J]. 遥感信息,2010,25(2):88-92

(上接第5页)

[8] 焦庚英,杨效忠,黄志强,等. 县域“三生空间”格局与功能演变特征及可能影响因素分析:以江西婺源县为例[J]. 自然资源学报,2021,36(5):1 252-1 267
[9] 张斯琦. 长三角城市群“三生”空间定量识别与时空演变特征研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2021
[10] 孔冬艳,陈会广,吴孔森. 中国“三生空间”演变特征、生态环境效应及其影响因素[J]. 自然资源学报,2021,36(5):1 116-1 135
[11] 袁雪松,周俊,胡蓓蓓,等. 基于FLUS模型粤港澳大湾区“三生空间”多情景模拟预测[J]. 地理科学,2023,43(3):564-574
[12] 王亚楠,肖潇,蒲金芳,等. 40年来长江经济带“三生”空间时空演化特征[J]. 农业机械学报,2022,53(11):215-225
[13] 李平星,陈雯,孙伟. 经济发达地区乡村地域多功能空间分异及影响因素:以江苏省为例[J]. 地理学报,2014,69(6):797-807
[14] 李欣,殷如梦,方斌,等. 基于“三生”功能的江苏省国土空间特征及分区调控[J]. 长江流域资源与环境,2019,28(8):1 833-1 846
[15] 王秀兰,包玉海. 土地利用动态变化研究方法探讨[J]. 地理科学进展,1999,18(1):83-89
[16] Zhang H Z, Yang Q Y, Zhang H M, et al. Optimization of Land-use Based on the Source and Sink Landscape of Ecosystem Services: A Case Study of Fengdu County in the Three Gorges Reservoir Area,China[J]. Land,2021,10(11):1-24
[17] Liu X, Liang X, Li X, et al. A Future Land-use Simulation Model (FLUS) for Simulating Multiple Land-use Scenarios by Coupling Human and Natural Effects[J]. Landscape and Urban Planning,2017,168:94-116