

基于无人机影像特征优选的山地地区植被分类

罗 森

湖南省第一测绘院, 湖南 长沙

收稿日期: 2022年7月11日; 录用日期: 2022年8月4日; 发布日期: 2022年8月16日

摘 要

针对山地丘陵地区无人机影像分类尺度难以确定, 特征数量维数过高, 分类精度较低的问题。研究首先确定最优分割尺度, 结合Relief F算法和CFS算法分别对先验特征数据集进行优选, 最后利用随机森林算法(Random Forest, RF)完成分类。以湖南山地丘陵地区为研究区, 在同质性与Moran's I联合评价的最优分割尺度160基础上, 采用优选的特征子集, 构造出3种面向对象分类方案。结果表明, 经过最优尺度计算、CFS特征优选和机器学习方法的分类结果精度最高, 总体精度达到90.3%, Kappa系数达到0.873。证明了该方法适用于山地丘陵地区土地覆盖分类。

关键词

丘陵地区, 随机森林, Relief F, CFS, 多尺度分割

Vegetation Classification in Mountainous Areas Based on UAV Image Feature Selection

Sen Luo

The First Surveying and Mapping Institute of Hunan Province, Changsha Hunan

Received: Jul. 11th, 2022; accepted: Aug. 4th, 2022; published: Aug. 16th, 2022

Abstract

In view of the problems that the classification scale of UAV images in mountainous and hilly areas is difficult to determine, the feature quantity dimension is too high, and the classification accuracy is low. The research first determines the optimal segmentation scale, and combines the Relief F algorithm and the CFS algorithm to optimize the prior feature data set respectively, and finally uses the Random Forest (RF) algorithm to complete the classification. Taking the mountainous and hilly area of Hunan as the study area, based on the optimal segmentation scale 160 jointly

evaluated by homogeneity and Moran's I, three object-oriented classification schemes were constructed using the optimal feature subset. The results show that the classification results obtained by optimal scale calculation, CFS feature optimization and machine learning method have the highest accuracy, with an overall accuracy of 90.3% and a Kappa coefficient of 0.873. It is proved that the method is suitable for land cover classification in mountainous and hilly areas.

Keywords

Hilly Area, Random Forest, Relief F, CFS, Multi-Scale Segmentation

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

精准的土地利用信息是土地管理的基础。遥感数据以其易获取、成本低、效率高的特点,被国内外学者广泛应用于结合机器学习算法进行土地利用/分类研究(LUCC) [1]。如随机森林(Random Forest, F) [2] [3] [4] [5] [6], 分类回归树(Classification and Regression Trees, RT) [7] [8], 支持向量机(Support Vector Machine, SVM) [9]等。有研究表明,相较于其他分类算法,随机森林具有较高的精度的优势,多特征输入随机森林有助于城市土地利用分类具有更高的精度。多时相遥感影像获取的不同作物的物候信息,能有效减少随机森林错分/漏分[10]。高分辨率遥感影像相较于中低分辨率影像而言,对地物细节的描述更为准确且提供了大量用于分类的特征。传统的分类方法以像元为基础,利用单个像元光谱信息实现影像解译。近年来,面向对象技术打破了传统基于单个像元的局限,以多个像元信息作为对象,结合对象光谱、纹理和形状信息等多特征分类方法,大幅度地提高了影像解译的精度。

无人机相较于卫星影像打破了时间和空间的限制,弥补了其不足。无人机影像有丰富的光谱及纹理特征,但随之而来特征之间信息冗余严重,导致模型复杂度较大,运算效率低,精度较差。因此,对大量的先验特征优选显得尤为重要,其保证分类精度的同时也兼顾降低模型复杂度。已有研究表明特征优选能有效提高模型精度,采用随机森林方法对特征重要性排序,选择重要性较高的特征作为分类特征,能较大地提高湿地植物分类的结果[11]。采用平均不纯度方法结合袋外(OOB)方法对重要特征组合优选,一定程度上提高了热带亚热带地区复杂土地覆盖分类精度[12]。

在前人研究基础上,以地物分布复杂,地块破碎的湖南省郴州市桂阳县其中一块区域为研究区。利用无人机正射影像为基础数据,计算最佳面向对象分割尺度,利用 Relief F 算法和 CFS 算法分别选择特征输入随机森林机器学习算法完成土地覆盖分类。验证了该方法在混合像元较多的山地地区的适用性。

2. 研究区与数据

2.1. 研究区概况

研究区位于以湖南省郴州市桂阳县,湘江支流的舂陵江中上流,地理位置: 25°59'N, 112°34'E, 位置如图 1。境内山丘为主,岗平相当,水面较少,山地丘陵面积约占总面积的近四分之三。属于亚热带季风气候,气候温暖,四季分明。研究区主要地物类型有林地、农田和建筑用地等。

数据获取于 2022 年 4 月,利用大疆 M300 RTK 无人机获取研究区无人机影像,该款无人机搭载 Zenmuse H20 云台,集成 2000 万像素的变焦相机和 1200 万的广角相机。获取影像后使用 Photoscan 软

件处理经过导入相片,对影像刺点后对齐照片、生成密集点云,最终生成正射影像(Digital Orthophoto Map, DOM),空间分辨率为 0.02 m,影像大小为 239,920,374 个像元。



Figure 1. Overview of the study area
图 1. 研究区概况

2.2. 地面参考数据

样本的质量直接决定着分类精度的高低,由于研究区位于植被覆盖极其复杂的山地丘陵,只依靠影像确定大范围地表覆盖类型困难。因此 2022 年 4 月对实地勘察建立解译标志。实地调查中该地区主要分为林地等植被、农田、裸地、水域、居民地和道路用地六类。根据实地调查样本点与目视解译的样本点共同组成训练样本。研究共采集具有代表性的 234 个样本点作为训练样本。验证样本使用 Arcgis 随机产生 300 个点,目视解译影像确定具体地物类型。训练样本和验证样本分布如图 2 所示。

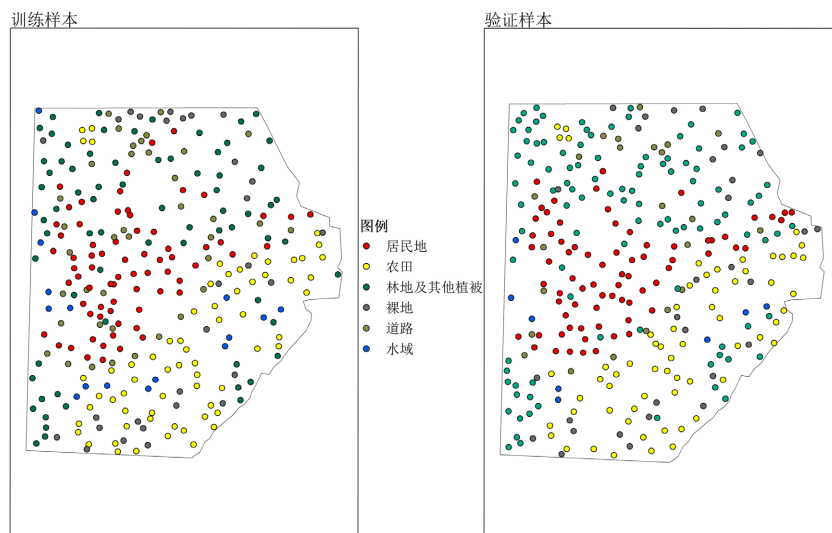


Figure 2. Training/validation sample distribution
图 2. 训练/验证样本分布

3. 方法

3.1. 随机森林分类算法

随机森林算法由 Breiman 提出, 由多颗决策树组成, 采用多颗决策树联合进行预测可有效提高模型精度[13]。该方法通过 Bootstrap 重采样技术, 构成 Bagging 算法和随机森林的基础。随机有放回的采集和训练集样本数 m 相同的个数样本, 随后对 m 个样本集做 n 次随机采样。对样本进行决策树建模, 随机抽取 f 个特征, 进行节点分裂。组合训练得到的多颗决策树形成随机森林, 对多颗决策树的预测值投票, 得到最终结果。该算法在数据集上表现良好, 两个随机性的引入, 使之不容易陷入过拟合, 具有很强的抗噪声能力。

3.2. Relief F 特征优选

Relief 算法最早由 Kira 提出, 最初局限于两类数据的分类问题[14]。随后对 Relief 进行了扩展, 得到了 Relief F 算法, 能够处理多分类问题[15] [16]。为了提高分类精度, 研究中利用 python 实现 relief F 完成特征权重计算, 随后通过设置阈值选择权重较大的特征。处理多分类问题, 首先从训练样本集中随机挑选出一个样本 R , 然后从同类型特征样本集中选择 R 的 k 个近邻样本, 对不同类型特征样本集中选择 k 个近邻样本, 最后计算每个特征的权重。计算方法如下:

$$W(B) = W(B) - \sum_{j=1}^k \text{diff}(B, R, H_j) / (mk) + \sum_{C \in \text{class}(R)} \left[\frac{p(C)}{1 - p(\text{class}(R))} \sum_{j=1}^k \text{diff}(B, R, M_j(C)) \right] / (mk) \quad (1)$$

式中, $W(B)$ 表示 B 特征权重, H_j 为与 R 同类样本集中的最近邻样本, $M_j(C)$ 为类别 C 中不同类样本集中的最近邻样本。 $\text{diff}(B, R_1, R_2)$ 表示样本 R_1, R_2 在特征 B 上的距离。 m 表示重复的次数。

$$\text{diff}(B, R_1, R_2) = \begin{cases} |R_1[B] - R_2[B]| / (\max(B) - \min(B)), & B \text{ 连续} \\ 0, & B \text{ 离散且 } R_1[B] = R_2[B] \\ 1, & B \text{ 离散且 } R_1[B] \neq R_2[B] \end{cases} \quad (2)$$

3.3. CFS 特征优选

CFS 并不是对单个的特征进行排序, 而是通过特征之间、特征与类别之间的关联性来评价特征的优劣。该算法的核心是采用启发式的方式来评估特征子集, 特征子集之间本身不相关, 只与类别之间有高度的相关性单个特征预测能力较强。启发方程计算如下:

$$\text{Merit}_S = \frac{kr_{cf}}{\sqrt{k + k(k-1)r_{ff}}} \quad (3)$$

式中, S 是特征子集, 包含 k 个特征, r_{cf} 是平均特征和类之间的相关性, r_{ff} 为平均特征与特征之间的相关性。研究采用最佳优先搜索(Best first search)搜索初始特征空间。

3.4. 面向对象最佳尺度选择

无人机影像预处理完成后, 对影像进行多尺度分割。面向对象分割尺度过小时, 容易出现同一地表覆盖类型分割为多个对象。分割尺度过大时, 会出现同一分割对象中包含多种地物。因此选择合适的分割尺度是成功分类的基础。该分割方法是以单个像元为基础, 自下而上合并同类相邻像元直到对象异质

性达到阈值。分割达到的效果要使对象内部之间有较高的同质性，相邻对象之间有较高的异质性[17][18][19]。本次研究同质性采用对象面积加权局部方差，异质性采用莫兰指数 Moran's I 来计算，最终根据同质性指数和异质性指数构建分割评判函数来衡量分割结果的质量。该方法市分割后的对象内同质性和对象间异质性在各个波段上都能够得到体现[18]。具体计算过程如下：

1) 对象内同质性

$$V_b = \frac{\sum_{i=1}^n a_i v_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (4)$$

式中， V_b 指在 b 波段上对象同质性， n 是指分割对象的个数， a_i 为对象 i 的面积， v_i 指对象 i 在波段 b 上的标准差。该值越小，表示面积局部加权方差越小，全局对象内部同质性越高。

2) 对象间异质性

$$I_b = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\left(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \right) \left(\sum_{i \neq j} w_{ij} \right)} \quad (5)$$

式中， I_b 指在 b 波段上的异质性， n 为分割对象总数， w_{ij} 为对象 R_i 和 R_j 的临接关系(共享边界、结点或者面)，若 R_i 和 R_j 的临接，则 $w_{ij} = 1$ ，否则 $w_{ij} = 0$ ； y_i 为对象 R_i 在波段 b 上光谱平均值， \bar{y} 为整个影像在波段 b 的光谱平均值，该值越小表示对象间异质性越强。

3) 分割质量评价

将同质性指数和异质性指数做归一化处理：

$$F(V) = \frac{V_{\max} - V}{V_{\max} - V_{\min}} \quad (6)$$

$$F(I) = \frac{I_{\max} - I}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (7)$$

$$GS = \sum_{i=1}^n \frac{F(V_i) + F(I_i)}{n} \quad (8)$$

式中， V_{\max} 、 V_{\min} 、 I_{\max} 、 I_{\min} 为一个波段加权局部方差或莫兰指数的最大最小值。计算出的 GS 值越小分割质量越好。

3.5. 精度评定

研究构建了混淆矩阵，利用总体精度(Overall Accuracy, OA)，Kappa 系数两个评价指数。

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ii}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}} \quad (9)$$

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n (X_{i+} \times X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (X_{i+} + X_{+i})} \quad (10)$$

式中, N 表示验证样本的个数, n 表示分类类别数。总体精度 OA 表示分类预测精度, $Kappa$ 系数是预测结果与训练样本吻合度指标, 可以衡量分类结果。

4. 结果

4.1. 特征选择

特征的选择直接关系到分类结果的好坏, 应保证其能最大限度区分不同地类。本文利用无人机正射影像的 RGB 波段遥感影像共提取了 41 个特征, 其中自定义特征 3 个, 光谱特征 8 个, 形状特征 5 个, 纹理特征 25 个。具体初始特征如表 1。

Table 1. Initial characteristics

表 1. 初始特征

特征类别	特征名称	数量
自定义特征	VARI、VARI _{Green} 、EXG	3
光谱特征	Mean_R、Mean_G、Mean_B、Standard_R、Standard_G、Standard_B、Brightness、Max.diff	8
形状特征	Area、Length/Width、Shape_index、Length、Width	5
纹理特征	GLCM_Homogeneity*5、GLCM_Entropy*5、GLCM_Correlation*5 GLCM_Contrast*5、GLCM_Mean*5	25

基于 Relief F 算法对特征重要性排序, 研究中保留相关性较强的前 20 个特征。特征选择如图 3。

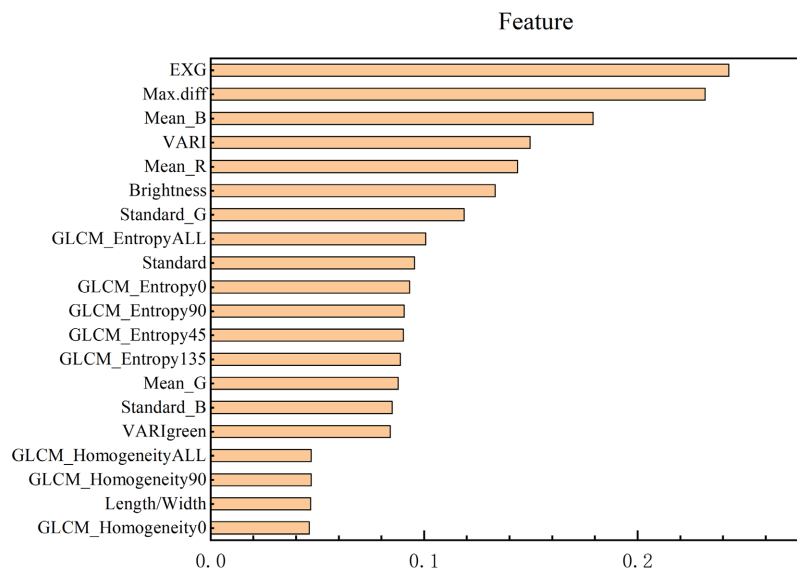


Figure 3. Relief F feature selection

图 3. Relief F 特征选择

使用 CFS 算法对初始特征筛选, 得到 14 个优选特征, 如表 2。

相较于两种特征选择方法, CFS 算法筛选了 14 个特征, 相较于 Relief F 算法筛选能力较强。从筛选的特征来看, 自定义特征和光谱特征有 8 个、形状特征和纹理特征有 6 个。山地丘陵地区地物形状特征不明显, 形状特征占比较小, 而影像的光谱对影像分类贡献大。

Table 2. CFS feature selection
表 2. CFS 特征选择

特征类别	特征名称	总计
自定义特征	VARI _{Green} 、EXG、VARI	3
光谱特征	Max.diff、Standard_R、Standard_G、Mean B、Brightness	5
形状特征	Length/Width、Shape index、Area	3
纹理特征	GLCM_Correlation90、GLCM_Homogeneity0、GLCM_EntropyALL	3

4.2. 面向对象最优尺度选择

影像预处理后, 使用 Ecognition9.0 进行多尺度分割, 确定其最优尺度。精准的分割尺度对面向对象分类是一个重点。本次多尺度分割设置 R、G、B 波段的权重为 1:1:1。多山地区地物分布较为破碎, 地类之间没形状不明显。因此, 形状和颜色的权重分别为 0.1, 0.9。紧凑度与光滑度共同设置为 0.5。研究中以分割尺度 20 为起点, 以 20 为步长, 计算尺度 20~220 的 GS 值。由计算结果, 分割尺度为 160 时, 分割质量评价指数最小为 0.972。为了细化分割尺度, 得到最优的结果, 研究增加分割尺度 150、170, 计算得到尺度为 160 时 GS 值最小, 此时分割效果最好。具体影像分割质量评价如表 3。

Table 3. Evaluation of image segmentation quality
表 3. 影像分割质量评价

尺度参数	GS_R	GS_G	GS_B	分割质量评价
20	1	1	1	1
40	1.053	0.885	1.106	1.015
60	1.066	0.888	1.139	1.031
80	1.055	0.871	1.126	1.017
100	1.030	0.864	1.106	1.000
120	1.010	0.870	1.068	0.983
140	0.993	0.885	1.048	0.975
150	0.987	0.896	1.042	0.975
160	0.979	0.897	1.041	0.972
170	0.980	0.916	1.037	0.978
180	0.983	0.941	1.039	0.988
200	0.993	0.964	1.007	0.988
220	1	1.005	1	1.002

4.3. 影像分类结果

研究经过特征优选后, 以最优尺度 160 完成多尺度分割, 随后确定随机森林数的个数为 50 完成影像分类。实验构建了三种模型对比试验。模型 A: 没有特征优选, 选择全部的 41 个自定义特征、光谱特征、形状特征和纹理特征, 以采集的 234 个训练样本在随机森林算法下完成实验。分类结果如图 4(a)。模型 B: 原始特征经过 Relief F 算法优选后, 选择优选的 20 个特征, 加入采集的原始的训练样本完成随机森林分

类。分类结果如图 4(b)。模型 C：原始特征经过 CFS 算法优选后，选择优选的 14 个特征，加入采集的原始的训练样本完成随机森林分类。最后合并分类结果。分类结果如图 4(c)。

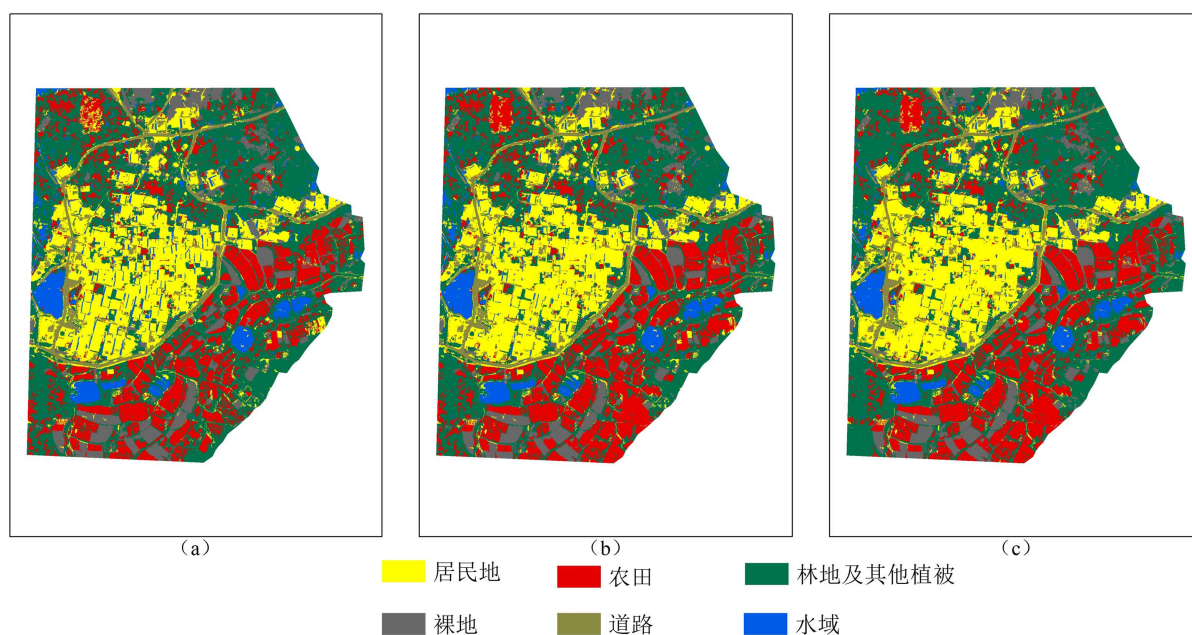


Figure 4. Classification results of different models and processing methods

图 4. 不同模型及处理方法分类结果

4.4. 土地利用分类精度评定

使用 Arcgis 生成随机点工具生成 300 个点作为验证点，对比无人机影像目视解译对每个点赋类。利用验证点与预测分类结果在 Arcgis 中建立空间连接，计算分类结果的精度。如表 4。

Table 4. Comparison of model accuracy

表 4. 模型精度对比

	模型 A		模型 B		模型 C	
	生产者精度(PA)	用户精度(UA)	生产者精度(PA)	用户精度(UA)	生产者精度(PA)	用户精度(UA)
居民地	0.82	0.95	0.86	0.97	0.92	0.97
农田	0.67	0.67	0.89	0.73	0.89	0.84
林地及其他植被	0.79	0.76	0.79	0.87	0.88	0.89
裸地	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97
道路	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87
水域	1.00	0.57	1.00	0.73	1.00	0.89
总分类精度	0.803		0.860		0.903	
Kappa 系数	0.743		0.818		0.873	

从表 4 中可以看出, 基于 CFS 特征优选的模型 C 精度最高。模型 A、B、C 的总体分类精度 OA 分别为 80.3%、86%和 90.3%, Kappa 系数分别为 0.743、0.818 和 0.873。相较于模型 A 与模型 B, 模型 C 总体精度分别高 10%和 4.3%, Kappa 系数分别高 0.13 和 0.055。模型 B 与模型 C 经过特征优选后, 对比模型 A, 6 类地表覆盖类型都有不同程度的提高, 其中农田和林地等其他植被用户精度提升幅度较大都为 1%左右。说明了特征优选除了减少运算时间外, 还能有效的增加分类的精度。模型 B 与模型 C 经过 Relief F 算法和 CFS 特征优选, 所用的特征数量一样, 模型 C 采用的特征较少, 但特征更适宜于分类, 总体精度与 Kappa 有一定的提升, 在农田和林地及其他植被土地利用类型上用户精度提升较大。说明了 CFS 特征选择算法选择的特征能有效避免已分类地物对未分地物的干扰。综上所述, 本次研究提出的选择最优分割尺度 160 结合 CFS 特征选择算法获得了最高的分类精度, 证明了该方法能有效的应用于地类分布不规则且及其破碎的山地丘陵地区。

5. 结论

本文以无人机影像为基础数据, 通过面向对象多尺度分割, Relief F 算法和 CFS 算法分别筛选特征子集, 最后以随机森林机器学习算法完成了研究区面向对象影像分类, 事实证明本文提出的方法适用于该地区影像分类。研究得出以下结论:

1) 对遥感影像的 41 个分类特征利用 Relief F 算法特征优选, 在训练/验证样本一样的情况下, 能有效地提高分类精度和分类效率。研究中 Relief F 算法特征优选后的模型 B 比原始特征集的模型 A 总体精度提升了 5.7%, Kappa 提升了 0.075。

2) 对遥感影像初始 41 维特征利用 CFS 算法进行筛选, 相较于 Relief F 算法筛选的特征子集, CFS 算法筛选能力更强, 筛选的特征对不同地物的描述更为准确, 模型更为简单, 分类精度更高。在三种模型中, 模型 C 总体精度最高达到。

3) 多尺度分割是面向对象分类的基础, 能有效的避免“椒盐现象”。文章采用同质性与异质性指数对分割质量评价, 得出了分割尺度为 160 时, 分割质量最优。该方法能最大限度减少人工目视的主观性。

参考文献

- [1] 张卫春, 刘洪斌, 王伟. 基于随机森林和 Sentinel-2 影像数据的低山丘陵区土地利用分类——以重庆市江津区李市镇为例[J]. 长江流域资源与环境, 2019, 28(6): 1334-1343.
- [2] Yin, L., You, N., Zhang, G., Huang, J. and Dong, J. (2020) Optimizing Feature Selection of Individual Crop Types for Improved Crop Mapping. *Remote Sensing*, **12**, Article No. 162. <https://doi.org/10.3390/rs12010162>
- [3] Rodriguez-galiano, V.F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M. and Rigol-Sanchez, J.P. (2012) An Assessment of the Effectiveness of a Random Forest Classifier for Land-Cover Classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, **67**, 93-104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
- [4] Cracknell, M.J. and Reading, A.M. (2014) Geological Mapping Using Remote Sensing Data: A Comparison of Five Machine Learning Algorithms, Their Response to Variations in the Spatial Distribution of Training Data and the Use of Explicit Spatial Information. *Computers & Geosciences*, **63**, 22-33. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2013.10.008>
- [5] 刘春亭, 冯权泷, 金鼎坚, 史同广, 刘建涛, 朱明水. 随机森林协同 Sentinel-1/2 的东营市不透水层信息提取[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(3): 253-261.
- [6] 姚杰鹏, 杨磊桥, 陈探, 宋春桥. 基于 Sentinel-1,2 和 Landsat 8 时序影像的鄱阳湖湿地连续变化监测研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(4): 760-776.
- [7] Otakei, J.R. and Blaschke, T. (2010) Land Cover Change Assessment Using Decision Trees, Support Vector Machines and Maximum Likelihood Classification Algorithms. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **12**, S27-S31. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.11.002>
- [8] Shao, Y. and Lunetta, R.S. (2012) Comparison of Support Vector Machine, Neural Network, and Cart Algorithms for

- the Land-cover Classification Using Limited Training Data Points. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, **70**, 78-87. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.04.001>
- [9] Dihkan, M., Guneroglu, N., Karsli, F. and Guneroglu, A. (2013) Remote Sensing of Tea Plantations Using an Svm Classifier and Pattern-Based Accuracy Assessment Technique. *International Journal of Remote Sensing*, **34**, 8549-8565. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.845317>
- [10] 陈彦四, 黄春林, 侯金亮, 韩伟孝, 冯娅娅, 李翔华, 等. 基于多时相 Sentinel-2 影像的黑河中游玉米种植面积提取研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(2): 324-331.
- [11] 刘曙光, 董行, 娄厦, Dorzhievna, R.L., Nikitina, E. 基于随机森林特征变量优化的湿地植物分类与密度反演[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(5): 695-704.
- [12] 何云, 黄翀, 李贺, 刘庆生, 刘高焕, 周振超, 等. 基于 Sentinel-2A 影像特征优选的随机森林土地覆盖分类[J]. 资源科学, 2019, 41(5): 992-1001. <https://doi.org/10.18402/resci.2019.05.15>
- [13] Breiman, L. (2001) Random Forests. *Machine Learning*, **45**, 5-32.
- [14] Kira, K. (1992) The Feature Selection Problem: Traditional Methods and a New Algorithm. *The 10th National Conference on Artificial Intelligence*, San Jose, 12-16 July 1992, 129-134.
- [15] 张东彦, 杨玉莹, 黄林生, 杨琦, 梁栋, 余宝, 等. 结合 Sentinel-2 影像和特征优选模型提取大豆种植区[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 110-119.
- [16] 肖艳, 王斌. 基于面向对象的极化雷达影像分类[J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39(4): 505-512.
- [17] Hay, G.J., Blaschke, T., Marceau, D.J. and Bouchard, A. (2003) A Comparison of Three Image-Object Methods for the Multiscale Analysis of Landscape Structure. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **57**, 327-345. [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(02\)00162-4](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(02)00162-4)
- [18] 刘兆祯, 李鑫慧, 沈润平, 朱枫, 张凯, 王恬, 等. 高分辨率遥感图像分割的最优尺度选择[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(6): 144-147.
- [19] 王宏胜, 李永树, 吴玺, 等. 结合空间分析的面向对象无人机影像土地利用分类[J]. 测绘工程, 2018, 27(2): 57-61.