



基于无人机影像与OBIA-CFS算法的荒漠草原鼠洞斑块识别

戚桂美 郁志宏 单艳敏 田彦军

Identification of rodent hole patches in desert grasslands using UAV imagery and OBIA-CFS algorithms

QI Guimei, YU Zhihong, SHAN Yanmin, TIAN Yanjun

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0244>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于GEE的面向对象茶园提取

Object-oriented tea plantation extraction based on GEE: The case of Shuangjiang County, a typical hilly mountainous area in the subtropical monsoon region of south China

草业科学. 2024, 41(8): 1897 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0608>

基于无人机遥感的多特征组矿区草本植物地上生物量反演

Inversion of herbage aboveground biomass in a multi-feature group mining area based on UAV remote sensing

草业科学. 2024, 41(1): 35 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0005>

基于无人机图像的草地植被盖度估算方法比较

Comparison of grassland vegetation coverage extraction algorithms from UAV technology

草业科学. 2022, 39(3): 455 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2021-0363>

基于无人机采集样本预测黄河源区小花草玉梅的时空分布

Prediction of the spatial and temporal distribution pattern of *Anemone rivularis* based on samples collected in a source region of the Yellow River using UAV

草业科学. 2024, 41(2): 308 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0433>

基于ResNet深度残差网络的白喉乌头检测

Detection of *Aconitum leucostomum* based on a ResNet deep residual network

草业科学. 2023, 40(1): 144 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2022-0157>

基于多时相Sentinel-2A影像的狼毒分布识别

Identification of *Stellera chamaejasme* distribution based on multi-temporal Sentinel-2A images

草业科学. 2024, 41(2): 322 <https://doi.org/10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0270>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

DOI: 10.11829/j.issn.1001-0629.2023-0244

戚桂美, 郁志宏, 单艳敏, 田彦军. 基于无人机影像与OBIA-CFS算法的荒漠草原鼠洞斑块识别. 草业科学, 2024, 41(10): 2275-2283.

QI G M, YU Z H, SHAN Y M, TIAN Y J. Identification of rodent hole patches in desert grasslands using UAV imagery and OBIA-CFS algorithms. Pratacultural Science, 2024, 41(10): 2275-2283.

基于无人机影像与OBIA-CFS算法的 荒漠草原鼠洞斑块识别

戚桂美^{1,2}, 郁志宏², 单艳敏³, 田彦军⁴

(1. 内蒙古师范大学计算机科学技术学院, 内蒙古呼和浩特 010022; 2. 内蒙古农业大学机电工程学院, 内蒙古呼和浩特 010010;
3. 内蒙古自治区林业和草原局, 内蒙古呼和浩特 010050; 4. 鄂尔多斯市鄂托克旗林业和草原局, 内蒙古鄂尔多斯 016199)

摘要: 鼠洞斑块的快速确定在生态上非常重要, 在技术上也具有挑战性。无人机影像与面向对象分析技术 (OBIA) 相结合为鼠洞斑块识别提供了新的技术手段, 也为理解鼠洞斑块与植被盖度之间的空间格局提供了可能。然而 OBIA 的扩展特征空间提供了大量冗余信息, 影响了鼠洞斑块提取的精度和效率。为此提出一种 OBIA 耦合特征选择的荒漠草原鼠洞斑块识别框架, 研究支持向量机、随机森林、K-最近邻在鼠洞斑块识别上的性能, 探讨鼠洞斑块面积与植被盖度之间的关系。结果表明: 特征选择与随机森林相结合的算法总分类精度高达 91.74%, Kappa 系数为 0.89, 优于支持向量机和 K-最近邻, 表明特征选择在降低特征维度的同时可以提升随机森林算法的性能。基于最优特征集的支持向量机在处理无人机影像上的时间成本最低, 样本的平均处理时间为 11.48 s, 特征选择可以有效提高影像处理的速度。本文还证明了鼠洞斑块面积与植被盖度之间满足二次函数关系。研究结果为基于无人机影像的荒漠草原鼠害监测提供了一种新的方法, 也为鼠害防治和草原治理提供了理论指导。

关键词: 无人机影像; 面向对象分析; 特征选择; 鼠洞斑块

文献标识码: A 文章编号: 1001-0629(2024)10-2275-09

Identification of rodent hole patches in desert grasslands using UAV imagery and OBIA-CFS algorithms

QI Guimei^{1,2}, YU Zhihong², SHAN Yanmin³, TIAN Yanjun⁴

(1. College of Computer Science and Technology, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, Inner Mongolia, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010010, Inner Mongolia, China;

3. Forestry and Grassland Bureau of Inner Mongolia, Hohhot 010050, Inner Mongolia, China;

4. Forestry and Grassland Bureau of Otog Banner, Ordos 016199, Inner Mongolia, China)

Abstract: Identifying rodent hole patches is ecologically crucial, yet it presents technical challenges. The combination of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) imagery and object-oriented image analysis (OBIA) offers a promising approach to detect these patches, and explore the spatial relationships between gerbils and grass cover. However, the extensive feature space data obtained in OBIA often contains redundant information, which can reduce the efficiency and accuracy of rodent hole patch identification. This study proposes a framework integrating feature selection with OBIA to enhance rodent hole patch detection. The performance of three machine learning algorithms, support vector machine, random forest, and K-nearest

收稿日期: 2023-05-04 接受日期: 2023-09-18

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52265035、61806103); 内蒙古自然科学基金项目 (2024LHMS03036)

第一作者: 戚桂美 (1978-), 女, 山东泰安人, 讲师, 硕士, 研究方向为人工智能、遥感图像处理。E-mail: ciecqgm@imnu.edu.cn

通信作者: 郁志宏 (1966-), 女, 河北邢台人, 教授, 博士, 研究方向为图像处理、农产品无损检测。E-mail: yzhyqzyhyq@126.com

neighbor, was evaluated. Our results demonstrate that the combination of feature selection and random forest algorithm achieved an overall accuracy of 91.74%, outperforming the support vector machine and K-nearest neighbor algorithms by 9.53% and 20.62%, respectively. These results highlight the effectiveness of feature selection in improving random forest's performance while reducing the feature dimensionality. Furthermore, the use of support vector machine algorithm along with the optimal feature set exhibited the shortest processing time with an average runtime of 11.48 s per image. Additionally, our study revealed a quadratic relationship between the area of rodent hole patches and grass cover. These findings provide valuable insights for the development of data-driven rodent censuses in desert grassland.

Keywords: UAV imagery; object-oriented image analysis; feature selection; rodent hole patches

Corresponding author: YU Zhihong E-mail: yzhyqzyhyq@126.com

鼠洞斑块密度是荒漠草原鼠害程度的重要指标。传统上鼠洞斑块是通过地面调查来统计的,这种方法劳动强度大,具有随机性且受地理条件限制。为了实现高效、大尺度的鼠洞斑块识别,充分了解鼠洞斑块密度与植被盖度之间的关系,需要开发一种高效的方法。

近年来无人机系统以影像分辨率高、实时性强、调查尺度大等优势逐渐被应用于生态研究^[1-2]和地物分类^[3-4]中。无人机系统产生的影像经过去噪、校正处理,可提取像素级别的光谱特征用于分类。相比于基于像素的分类方法,面向对象分析(object-oriented image analysis, OBIA)可以获得同质化的对象信息,在高分辨率数据分析上应用越来越普遍^[5]。相关研究已经证明在土地覆盖制图^[6]、植被监测^[7]、城市分类^[8]等应用中,OBIA比传统基于像素的方法具有更优异的分类精度和景观特征^[9]。但是,OBIA方法中同质对象的扩展特征空间(光谱特征、纹理特征、形状特征)大大增加了影像分析的复杂性,降低了数据处理的实时性^[10-11]。

特征选择作为OBIA中的一个步骤,通过去除冗余信息来提高分类器的性能并降低计算的复杂度^[12]。张旷典等^[13]和张春莹等^[14]使用随机森林的方法计算特征重要性来实现特征选择;Laliberte和Rango^[15]将决策树的分裂规则用于特征重要性的度量;而Ma等^[16]应用基于相关性的特征选择算法(correlation-based feature selection, CFS)进行分类前的特征降维,并指出CFS可能是最佳的特征选择算法。由此可见,特征选择已被广泛应用于遥感图像分类领域中。然而,上述特征选择大多基于卫星影像中土地覆盖研究,针对荒漠草原鼠洞斑块这一特定对象,因为OBIA方法中一些不确定性(如分割参数对同质化

对象的影响),仍存在两个疑问:不同分类算法对特征选择是否具有同样的响应,以及降低特征维度可在多大程度上改善分类精度,提高分类效率。

因此,以准确、高效识别荒漠草原鼠洞斑块为目的,本文分析特征选择对OBIA中各种分类方法的不确定性,研究在训练集大小相同的条件下,使用CFS算法对OBIA进行优化,构建基于无人机可见光影像的“OBIA-CFS”框架,以确定最优的荒漠草原鼠洞斑块识别方案,为荒漠草原鼠害防控提供高效、智能解决方案。

1 材料与方法

1.1 研究区域

研究区域位于内蒙古自治区鄂尔多斯鄂托克旗(39°25'38.232" N, 107°58'55.358" E,海拔1 241.2 m)。全旗冬长夏短,温差大,无霜期短,年平均气温9.6℃,近10年来年平均降水量为237.4 mm,年均蒸发量为2 470 mm,全年较为干旱,属于典型的中温带季风性大陆性气候区。鄂托克旗内80%草地属于荒漠化草原^[17],生态系统脆弱,更容易因人类活动和鼠虫害泛滥导致草地沙化,是内蒙古自治区鼠疫自然疫源区之一。

1.2 数据获取与预处理

采用大疆四旋翼M300无人机携带可见光传感器作为数据采集平台,分别于2020年4月和2021年4月共进行了5次飞行。为减少光线和云系对影像的影响,选择晴朗无云的正午12:00—14:00进行航拍作业。航高设置为20 m,航向和旁向重叠率分别设置为70%和80%,共采集600张图像,每张图像的大小为5 280像素×3 956像素,由红、绿、蓝

3 个波段构成。

为避免同一个鼠洞斑块在连续重叠图像中多次出现, 对每次飞行中的 125 张图像使用 Pix4D 实施拼接和几何校正, 生成正射影像 (digital orthophoto map, DOM)。拼接生成的数据文件非常大 (约为 1 G), 使用空间数据转换库 (geospatial data abstraction library, GDAL) 对其进行 6 × 5 裁剪, 以达到提升数据处理速度和数据增强的效果。5 次飞行共获得 150 个样本。对样本数据进行中值滤波和图像均衡化处

理以去除噪声。

2 研究方法

本文的技术路线如图 1 所示。首先利用 Pix4D 软件生成 DOM, 然后构建数据集, 按照 6 : 4 比例将数据集划分为训练集和测试集。利用 eCognition Developer 9.2 结合尺度参数估计插件 (estimation of scale parameter 2, ESP2) 确定最佳分割参数并进行多尺度分割; 提取每个分割对象的光谱、植被指数、纹

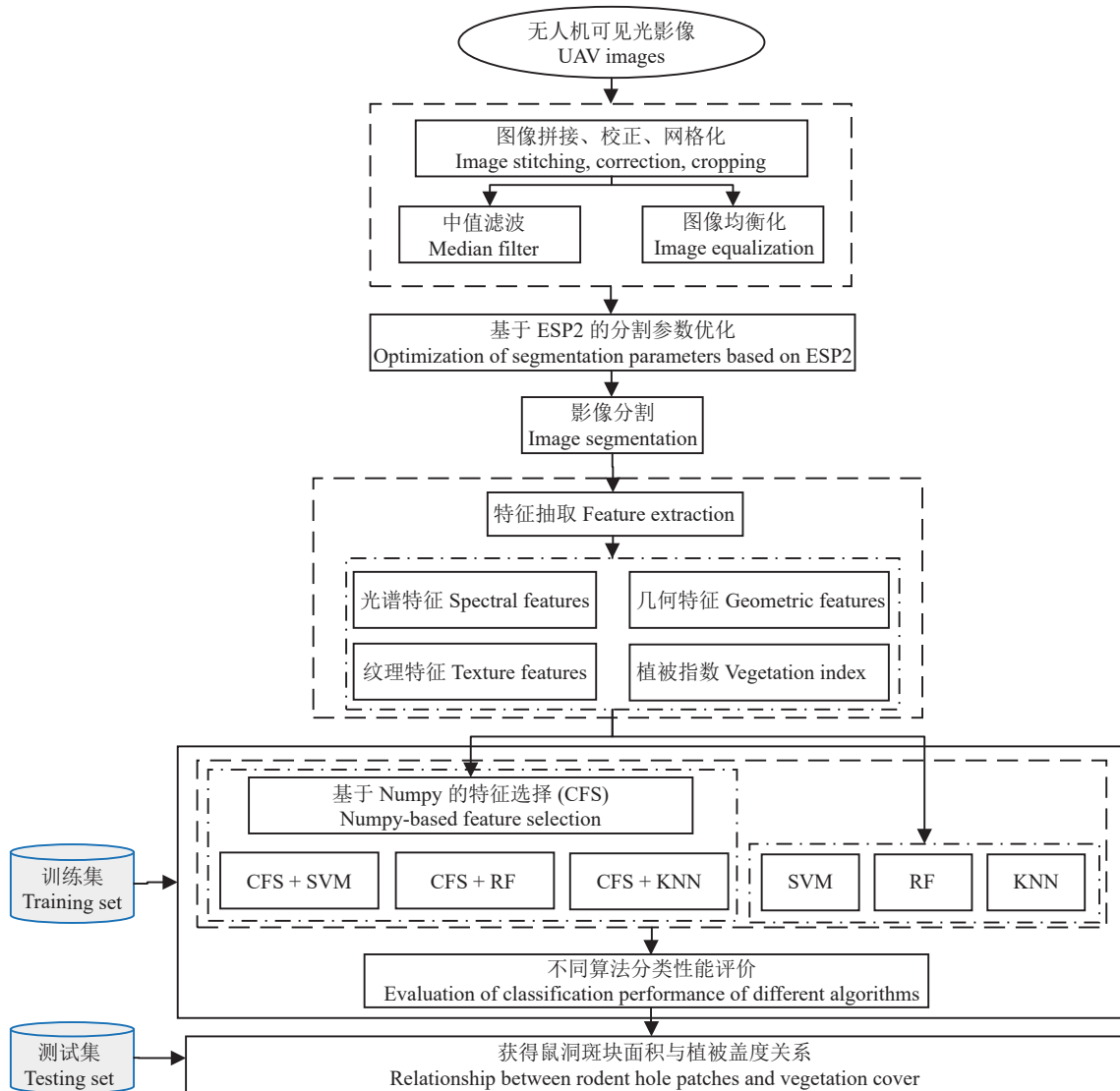


图 1 基于 OBIA-CFS 数据处理流程

Figure 1 Data processing based on OBIA-CFS

ESP2 代表尺度参数估计插件, SVM、RF、KNN 分别代表支持向量机、随机森林和 K-最近邻算法, CFS + SVM、CFS + RF、CFS + KNN 分别代表特征选择后的支持向量机、随机森林和 K-最近邻算法。下同。

ESP2, estimation of scale parameter 2; SVM, RF, and KNN stand for support vector machine, random forest, and K-nearest neighbor algorithms, respectively; CFS + SVM, CFS + RF, and CFS + KNN refers to support vector machine, random forest, and K-nearest neighbor algorithms after correlation-based feature selection, respectively. This is applicable for the following figures and tables as well.

理和几何特征,将上述特征导入文本文件并借助科学计算库 (numerical python, Numpy) 实现特征选择。最后,执行 CFS 前、后的特征集分别与支持向量机 (support vector machine, SVM)、随机森林 (random forest, RF)、K-最近邻 (K-nearest neighbor, KNN) 搭建 6 种分类算法,比较不同算法分类精度和效率,分析 CFS 对不同分类器的影响,并确定荒漠草原地物分类的最佳算法。应用上述最佳算法在测试集上验证,获得鼠洞斑块分布的空间格局及其与植被盖度之间的关系。

2.1 最佳分割参数的确定

图像分割是通过聚合像素将影像划分为空间或者光谱特征上的离散区域,是 OBIA 方法中最关键的步骤^[18]。最佳分割参数 (尺度参数、形状参数和紧凑度参数) 可减少影像的类内光谱差异,较少破碎率^[19]。本文中应用 ESP2 工具计算邻域 3×3 窗口中局部方差 (local variance, LV), 为无人机数据定义最佳分割参数。如图 2 所示,随着分割尺度的增加 LV 逐渐增加,直到与无人机影像中对象相匹配, LV 的变化率 (rate of change, ROC) 与之相反。可以得出结论:不存在尺度参数小于 40 的感兴趣对象, ROC 曲线中的局部峰值 (45、93、107、153 和 173) 表示影像中具有更多的同质性物体。为了找出便于识别鼠洞斑块的最佳尺度参数,通过目视解译,发现尺度参数 107 的影像图斑内部同质性较高且边缘分割较为准确。考虑到本文研究对象是荒漠草原鼠洞

斑块,其形状轮廓较为规则,并参考相关研究中分割参数的设置^[20],形状因子和紧凑度因子参数分别设置为 0.3 和 0.1,最终分割结果如图 3 所示。

2.2 特征的提取及选择

2.2.1 特征提取

通过特征视图比较荒漠草原地物在可见光波段的像元值特征,发现不同地物在亮度均值、标准差等光谱特征中差异较小,尤其是鼠洞斑块和裸地在红波段光谱取值上具有较多重叠,在荒漠草原场景下,仅使用无人机红绿蓝光谱信息,很难实现鼠洞斑块的精确提取。

利用 OBIA 对高分辨率数据进行分析时,彭楚粤等^[20]发现将几何特征与光谱特征融合可用于企鹅阴影像元的提取; Tang 等^[21]在基于无人机影像的草地研究时,构建了超绿植被指数 (vegetation indices of excess green index, EXG),按照式 (1) 进行不同波段间运算;黄邵东等^[22]借助高分一号 (GF-1) 进行茶园提取时,引入了纹理和空间特征。因此本文共选取了 3 大类,即为光谱、纹理、几何,共计 35 个特征用于荒漠草原鼠洞斑块的提取。

$$EXG = 2 \times G - R - B. \quad (1)$$

式中: R 、 G 、 B 分别代表无人机影像中红、绿、蓝 3 个波段的亮度值。

2.2.2 特征选择算法

CFS 算法使用基于相关性的启发式评估函数来

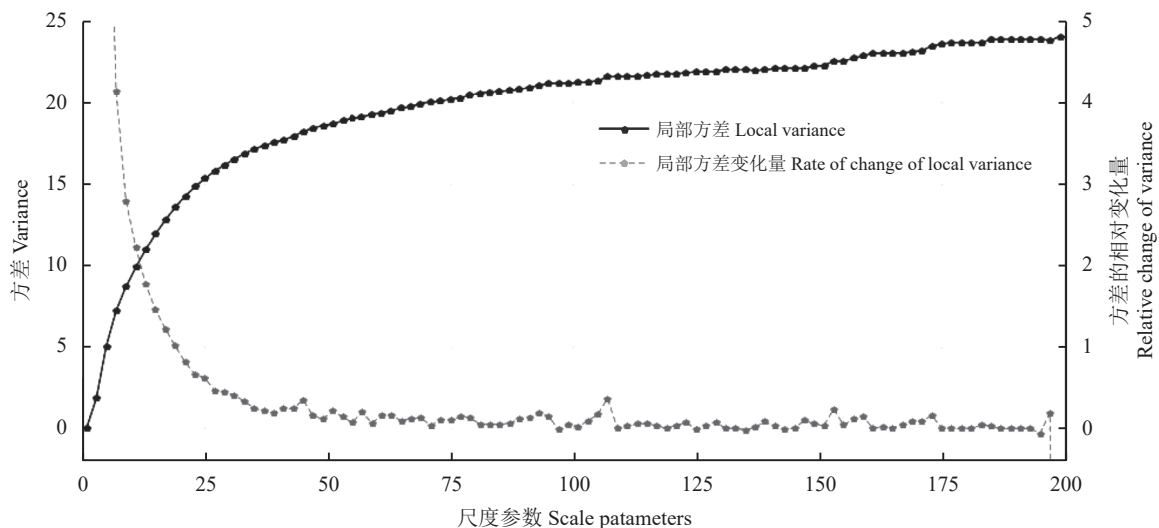


图 2 ESP2 尺度参数估计

Figure 2 ESP-estimation of scale parameters

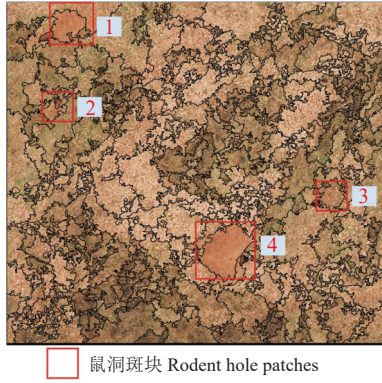


图 3 最佳分割结果

Figure 3 Optimal segmentation results

评估一组特征的价值。Hall 和 Holmes^[23] 声称特征的最优子集应该具有类间的高度不相关性, 因此, 可使用式 (2) 作为特征子集的评价标准。

$$merit = \frac{k \overline{r_{cf}}}{\sqrt{k + k(k-1)\overline{r_{ff}}}} \quad (2)$$

式中: f 表示特征, c 表示类别, $\overline{r_{cf}}$ 表示类间特征相关性的均值, $\overline{r_{ff}}$ 表示类内特征相关性的均值, k 表示子集中特征的数量。本文中, 采用前向搜索来探索特征空间, 当评价标准出现连续 3 次下降时, 搜索停止。算法的执行过程使用 Numpy 编程来实现, 算法流程如图 4 所示。

基于 CFS 前向搜索选择特征的过程, 经过循环迭代, 获得本研究的最优特征子集 S , 其中包含 EXG、灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM)、圆度 (roundness) 等 14 个特征。

2.3 评价方法

考虑到鼠洞斑块识别在实际生产中对精度和实时性的双重要求, 本研究中从精度和效率两个方面对 6 个算法进行评估。

使用 ArcGIS10.5 在训练集上生成 2 550 个验证点, 通过目视解译确定每个点的类别, 其中 1 241 个验证点为草地, 1 053 个验证点属于裸土, 其余 256 个验证点是鼠洞斑块。利用 ENVI5.3 构建混淆矩阵进行精度验证, 根据混淆矩阵可以计算总体精度 (overall accuracy, OA)、生产者精度 (producer accuracy, PA)、用户精度 (user accuracy, UA) 和 Kappa 系数等指标。

使用测试集中样本分类所用时间的平均作为执行时间, 评价 6 个算法的时间成本。试验环境为

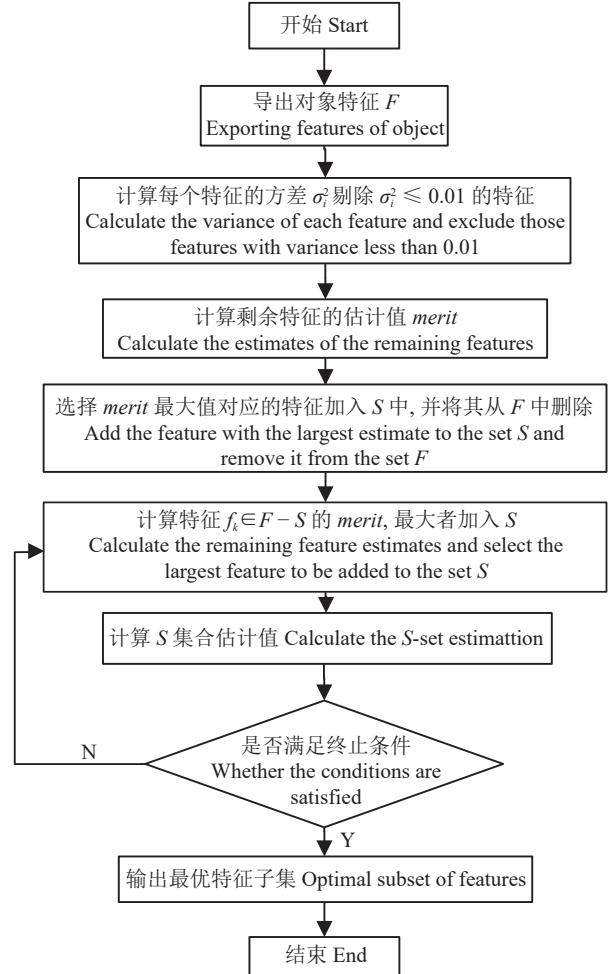


图 4 基于 CFS 算法的特征选择流程图

Figure 4 Flow chart of feature selection based on the CFS algorithm

F 表示全部特征集, S 表示最优特征子集。

F refers to the full feature set and S refers to the optimal feature subset.

win7 64-bit; 处理器 Intel (R) Core (TM) i7-10510U CPU @ 1.80 GHz 2.30 GHz; eCognition Developer 64; ENV5.3; ArcGIS10.8.1; IDE 为 Pycharm 2022.2。

3 结果与分析

3.1 不同算法精度对比

面向对象的 SVM 分类 (图 5a) 产生了与原图 (图 3) 相似的草地和土壤空间格局, 其中部分区域的草地斑块出现了破碎化, 且 3 号鼠洞斑块周围的裸地也被分类为鼠洞。RF 分类获得了更完整的草地和裸土斑块, 也能将鼠洞斑块与周围光谱特征相近的裸地分离开, 具有理想的鼠洞斑块提取效果。而 KNN 分类在提取鼠洞斑块时有遗漏。

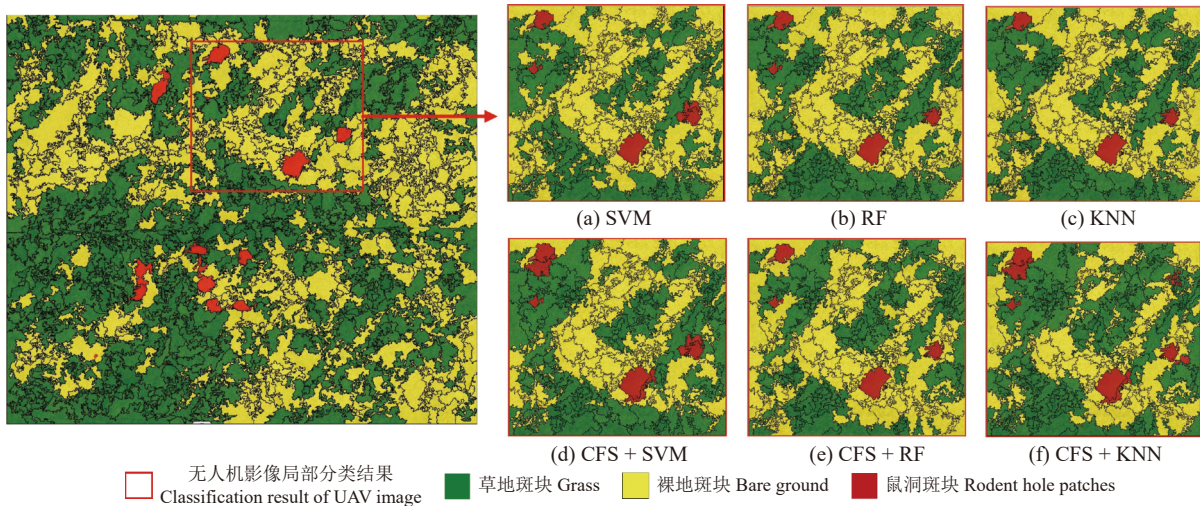


图 5 不同算法鼠洞斑块提取结果

Figure 5 Extraction results for rodent hole patches using different schemes

基于最优特征子集的 CFS + SVM 算法除了光谱特征外,更多地考虑到纹理特征,一部分具有与草地类似纹理特征的裸地也被归类为草地。CFS + RF 的算法与特征优化前的 RF 分类结果大体相当,但是丢失了部分草地斑块的细节信息。CFS + KNN 算法与前两种算法相比,有更多的裸地斑块被分类为鼠洞斑块,草地和裸土之间的误分较为严重。

为准确评估荒漠草原地物分类效果,使用验证点对 6 种算法进行精度验证,混淆矩阵如表 1 所列。SVM 的 OA 和 Kappa 系数分别为 83.31% 和 0.80。RF 的 OA 和 Kappa 系数达到了 91.23% 和 0.89,明显高于算法 SVM。KNN 的分类精度低于前两种算法,OA 和 Kappa 系数只有 80.00% 和 0.73。结果表明,RF 方法相比 SVM 和 KNN 在荒漠草原地物分类上

具有更高的精度,能够更精确地识别鼠洞斑块的大小和位置信息。CFS + SVM 相比 SVM 在 OA 和 Kappa 系数上分别下降了 1.10 个百分点和 0.02。SVM 分类器使用 8 个特征可获得与全部特征相当的分类精度,当特征继续增加时将出现休斯效应,说明基于 CFS 的特征选择并不适用于 SVM 分类器。CFS + RF 的分类性能与 RF 非常相似,OA 小幅上升, Kappa 系数保持不变,这可能得益于 RF 分类对样本量敏感,而本研究训练集较小。KNN 算法在本研究中表现不佳,原因在于数据集的不均衡;其中特征选择后 KNN 的 OA 和 Kappa 系数比 KNN 下降了 8.88 个百分点和 0.06。综上所述,RF 在荒漠草原鼠洞斑块识别任务中表现最好, SVM 次之。基于最优特征集的 CFS + RF 相比全部特征的 RF

表 1 基于验证点精度评估
Table 1 Verification point-based accuracy evaluation

地物类型 Ground object	算法 Algorithm											
	SVM		RF		KNN		CFS + SVM		CFS + RF		CFS + KNN	
	PA/%	UA%	PA/%	UA%	PA/%	UA%	PA/%	UA%	PA/%	UA%	PA/%	UA%
草地 Grass	83.15	89.23	88.62	92.42	71.12	84.41	82.13	84.93	88.14	91.31	74.44	78.82
鼠洞 Rodent holes	79.74	80.62	82.33	87.93	74.54	69.68	77.33	78.82	81.26	88.13	53.74	67.13
裸地 Bare ground	82.17	84.31	88.12	91.14	80.86	82.13	81.26	85.62	83.83	88.71	66.21	75.33
OA/%	83.31		91.23		80.00		82.21		91.74		71.12	
Kappa	0.80		0.89		0.73		0.78		0.89		0.67	

PA表示生产者精度, UA表示用户精度, OA表示总体精度。

PA refers to producer accuracy, UA refers to overall accuracy, OA refers to overall accuracy.

在精度上略有上升, 同时在鼠洞斑块提取上获得了更好的用户精度。

3.2 效率评估

统计 6 种分类算法在测试集上平均运行时间 (average running time, ART), 特征优化后的运行时间远低于基于原特征集的运行时间。KNN 运行过程需要计算待分类样本与已知样本在所有特征空间的距离, 特征增多时计算量呈指数倍增加, 时间复杂度最高, 特征优化前后的 ART 分别为 76.53 和 19.57 s。SVM 在这一评价指标中表现最好, 且特征选择前后 ART 变化最小, 分别为 21.12 和 11.48 s, 部分原因在于 SVM 算法的时间复杂度取决于支持向量的数目, 而不是样本数量。RF 的 ART 取决于决策树的数量和树的深度 (特征数量), CFS + RF 的 ART 为 14.05 s, 比 RF 运行时间减少了 20.43 s, 仅比 CFS + SVM 的运行时间多了 2.97 s。

综合上述 6 种荒漠草原鼠洞斑块识别算法, CFS + RF 的总精度比 CFS + SVM 高 9.53%, 两者在 ART 上差别较小, 在实际生产中 CFS + RF 算法可作为鼠洞斑块识别的最佳算法。

3.3 鼠洞斑块面积与植被盖度之间的关系

应用 CFS + RF 算法提取鼠洞斑块, 绘制鼠洞斑块面积与植被盖度关系如图 6 所示。由图 6 可知, 单位面积内鼠洞斑块面积随植被盖度呈单峰变化, 当植被盖度小于 5% 时, 鼠洞斑块很少, 这可能和潜在食物资源不充足有关; 随着植被盖度逐渐增加, 鼠洞斑块面积呈上升趋势, 在 20%~34%, 单位面积内鼠洞斑块面积最大; 植被盖度继续增加时, 鼠洞

斑块面积再次下降, 可能的原因是密集的植被遮挡了啮齿类动物的视线, 增加了被捕食的危险。单位面积内鼠洞斑块 (y) 与植被盖度 (x) 之间满足拟合关系 $y = -1.981x^2 + 1.104x - 0.416$ 。同时统计不同植被盖度下鼠洞斑块面积的均值, 发现随着植被盖度增加, 斑块平均面积呈线性减少 ($y = -0.00824x + 0.018$)。这种情况可能和植被覆盖度提高、生物量增加、食物资源充足有关。

本研究在低空遥感尺度上研究了荒漠草原植被盖度对鼠洞斑块面积的影响。当植被盖度从某个阈值增加或者减小时, 鼠洞斑块面积就会减少。这种影响表明, 当草原退化到一定程度时, 草原鼠害才会爆发。之前的研究^[24]已经证明, 化学方式很难从根本上治理鼠害的反复发生。在实际的草原治理中, 增加植被盖度的生态控制技术是应对鼠害的首选。

4 结论

本研究构建了一种用于识别荒漠草原鼠洞斑块的框架, 用于实施准确、高效的斑块提取。该框架利用无人机采集可见光影像, 将特征选择与面向对象技术相结合, 构建 6 种荒漠草原地物分类算法, 用于评估 SVM、RF 和 KNN 在鼠洞斑块提取上的性能, 得到如下结论:

无人机影像的超高分辨率影像具有丰富的空间及纹理特征, 与 OBIA 技术相结合, 能够获得高精度鼠洞斑块信息, 为大尺度鼠害监测提供了新的技术手段。

特征选择在提高影像处理速度的同时可以抑制冗余信息的干扰, 提升算法的分类性能。基于最优

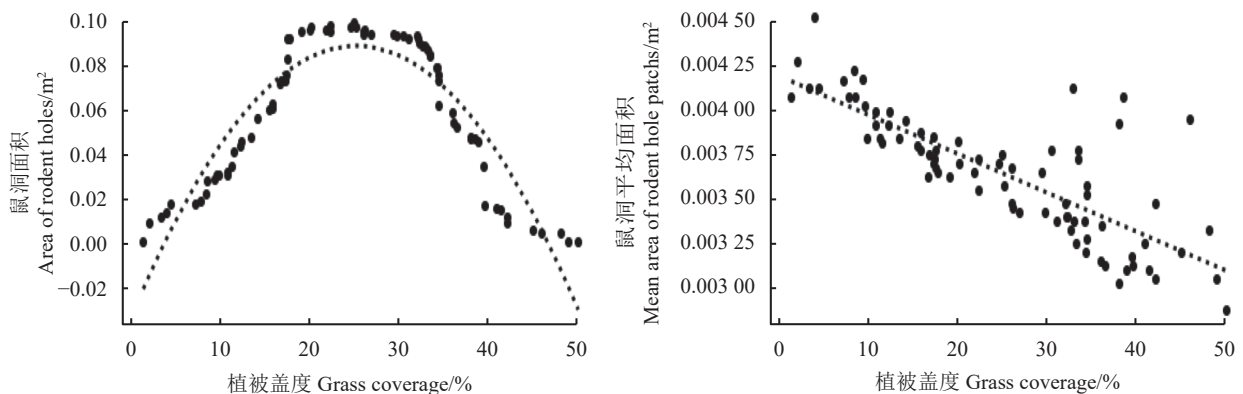


图 6 鼠洞斑块面积与植被盖度关系

Figure 6 Relationship between the area of rodent hole patches and vegetation cover

特征集的 CFS + RF 在 6 种算法中表现优异, 分类总精度高达 91.74%。虽然该算法在执行时间上略高于 CFS + SVM, 考虑到 RF 模型泛化能力强, CFS + RF 仍是基于无人机影像鼠洞斑块识别的最佳选择。

该框架可充分理解鼠洞与植被盖度的空间关系, 获得荒漠草原鼠洞斑块面积与植被盖度间的二

次函数关系。

无人机影像与面向对象技术相结合为荒漠草原鼠洞斑块识别提供了一个有潜力的框架。首次在低空遥感尺度上研究植被盖度与鼠洞斑块之间的空间分布, 对于无人机技术在其他生态领域的应用也有一定启示意义。

参考文献 References:

- [1] 梁俊欢, 董峦, 阿斯娅·曼力克, 孙宗玖, 魏鹏, 马海燕, 艾尼玩·艾买尔, 阿仁, 郑逢令. 基于 ResNet 深度残差网络的白喉乌头检测. *草业科学*, 2023, 40(1): 144-151.
LIANG J H, DONG L, Asiya·Manlike, SUN Z J, WEI P, MA H Y, Ainiwan·Aimaier, Aren, ZHENG F L. Detection of Aconitum leucostomum based on a ResNet deep residual network. *Pratacultural Science*, 2023, 40(1): 144-151.
- [2] 苗春丽, 伏帅, 刘洁, 高金龙, 高宏元, 包旭莹, 冯琦胜, 梁天刚, 贺金生, 钱大文. 基于 UAV 成像高光谱图像的高寒草甸地上生物量: 以海北试验区为例. *草业科学*, 2022, 39(10): 1992-2004.
MIAO C L, FU S, LIU J, GAO J L, GAO H Y, BAO X Y, FENG Q S, LIANG T G, HE J S, QIAN D W. Aboveground biomass analysis of an alpine meadow based on unmanned aerial vehicle hyperspectral images in the Haibei pilot area. *Pratacultural Science*, 2022, 39(10): 1992-2004.
- [3] REY N, VOLPI M, JOOST S, TUIA. Detecting animals in African Savanna with UAVs and the crowds. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 200: 341-351.
- [4] 吴雪梅, 梁长江, 张大斌, 喻丽华, 张富贵. 基于无人机遥感影像的收获期后残膜识别方法. *农业机械学报*, 2020(8): 189-195.
WU X M, LIANG C H, ZHANG D B, YU L H, ZHANG F G. Identification method of plastic film residue based on UAV remote Sensing Images. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020(8): 189-195.
- [5] BLASCHKE T, HAY G J, KELLY M. Geographic object-based image analysis—towards a new paradigm. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2014, 87(1): 180-191.
- [6] 李卓, 韩文超, 胡起源, 高翔, 王林林, 肖飞, 刘文超, 郭文华, 孙丹峰. 融合光谱混合分解与面向对象的土地利用/覆被分类. *农业工程学报*, 2021, 37(17): 225-233.
LI Z, HAN W C, HU Q Y, GAO X, WANG L L, XIAO F, LIU W C, GUO W H, SUN D F. Land use cover classification based on combining spectral mixture analysis model and object-oriented method. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(17): 225-233.
- [7] 冯琦胜, 殷建鹏, 杨淑霞, 梁天刚. 草层高度遥感监测研究进展. *草业科学*, 2018, 35(5): 1040-1046.
FENG Q S, YIN J P, YANG S X, LIANG T G. Advances study on grass height using remote-sensing monitoring. *Pratacultural Science*, 2018, 35(5): 1040-1046.
- [8] 叶章熙, 郭倩, 张健, 张厚喜, 邓辉. 基于无人机可见光影像与 OBIA-RF 算法的城市不透水面提取. *农业工程学报*, 2022, 38(4): 225-234.
YE Z X, GUO Q, ZHANG J, ZHANG H X, DENG H. Extraction of urban impervious surface based on the visible images of UAV and OBIA-RF algorithm. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(4): 225-234.
- [9] LI M, MA L, BLASCHKE T, CHENG L, TIEDE D. A systematic comparison of different object-based classification techniques using high spatial resolution imagery in agricultural environments. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 49: 87-98.
- [10] 李晨辉, 郝利娜, 许强, 王一, 严丽华. 面向对象的高分辨率遥感影像地震滑坡分层识别. *自然资源遥感*, 2023, 35(1): 74-80.
LI C H, HAO L N, XU Q, WANG Y, YAN L H. Object-oriented earthquake-induced landslide hierarchical recognition based on high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing of Natural Resources*, 2023, 35(1): 74-80.

- [11] CHENG G, HAN J. A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 117: 11-28.
- [12] PEDERGNANA M, MARPU P R, DALLA MURA M, BENEDIKTSSON J A, BRUZZONE L. A novel technique for optimal feature selection in attribute profiles based on genetic algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51: 3514-3528.
- [13] 张旷典, 郭孝玉, 康继, 刘健. 应用面向对象结合多时相哨兵 2A 影像特征优选的毛竹林分布信息提取. *东北林业大学学报*, 2023, 51(1): 61-68 + 87.
ZHANG K D, GUO X Y, KANG J, LIU J. Mapping Moso Bamboo forest distribution in a subtropical region using a Random Forest Classifier and Multitemporal Sentinel-2A Data. *Journal of Northeast Forestry University*, 2023, 51(1): 61-68.
- [14] 张春莹, 江洪, 林敬兰, 岳辉. 基于 Sentinel-2 光谱与地形特征的山区森林分类以武夷山国家公园为例. *海南大学学报*, 2023(2): 1-12.
ZHANG C Y, JIANG H, LIN J L, YUE H. Mountain forests classification using the sentinel-2 spectral features and topographic Characteristics: A case study of Wuyishan National Park. *Journal of Hainan University*, 2023(2): 1-12.
- [15] LALIBERTE A S, RANGO A. Texture and scale in object-based analysis of subdecimeter resolution unmanned aerial vehicle (UAV) imagery. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2009, 47: 761-770.
- [16] MA L, FU T, BLASCHKE T, LI M, TIEDE D, ZHOU Z, MA X, CHEN D. Evaluation of feature selection methods for object-based land cover mapping of Unmanned Aerial Vehicle imagery using random forest and support vector machine classifiers. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(51): 1-21.
- [17] 孟华. 鄂托克旗森林资源现状及林业发展总体布局. *内蒙古林业调查设计*, 2013, 36(2): 30-31, 102.
MENG H. The status quo of forest resources and the overall layout of the forestry development of Etuokeqi. *Inner Mongolia Forestry Investigation and Design*, 2013, 36(2): 30-31, 102.
- [18] DRAGUT L, TIEDE D, LEVICK S R. ESP: A tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, 2010, 24(6): 859-871.
- [19] ZHU J, YAO J, YU Q, HE W, ZHU H. A fast and automatic method for leaf vein network extraction and vein density measurement based on object-oriented classification. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11(5): 1-15.
- [20] 彭楚粤, 程晓, 夏林元. 面向对象分类的企鹅种群无人机影像识别方法研究. *武汉大学学报*, 2023(1): 1-15.
PENG C Y, CHENG X, XIA L Y. Study on recognizing the penguin population in UAV image based on object oriented classification. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023(1): 1-15.
- [21] TANG Z, ZHANG Y, CONG N, WIMBERLY M, CHEN N. Spatial pattern of pika holes and their effects on vegetation coverage on the tibetan plateau: an analysis using unmanned aerial vehicle imagery. *Ecological Indicators*, 2019, 107: 1-8.
- [22] 黄邵东, 徐伟恒, 熊源, 吴超, 代飞, 徐海峰, 王雷光, 寇卫利. 结合纹理和空间特征的多光谱影像面向对象茶园提取. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(8): 2565-2571.
HUANG S D, XU W H, XIONG Y, WU C, DAI F, XU H F, WANG L G, KOU W L. Combining textures and spatial features to extract tea plantations based on Object-Oriented method by using multispectral image. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(8): 2565-2571.
- [23] HALL M A, HOLMES G. Benchmarking attribute selection techniques for discrete class data mining. *IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering*, 2003, 15(6): 437-447.
- [24] 郭正刚, 王倩, 陈鹤. 我国天然草地鼠害防控中的问题与对策. *草业科学*, 2014, 31(1): 168-172.
GUO Z G, WANG Q, CHEN H. Issues and suggestions for rodent control of the natural grass in China. *Pratacultural Science*, 2014, 31(1): 168-172.

(责任编辑 魏晓燕)