

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1787.2023.01.015

外来入侵植物凤眼莲遥感监测方法研究

李淑贞¹, 徐大伟¹, 陈宝瑞¹, 赵越¹, 李静思², 王旭^{1*}

¹中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081; ²河北农业大学农学院, 河北保定 071001

摘要:【目的】凤眼莲作为我国典型的外来入侵物种之一,其大规模入侵对水生生态系统破坏严重。目前在不同生境下开展的凤眼莲遥感监测方法研究精度有所不同。本研究对比了不同分类方法,拟筛选出适合我国南方地区凤眼莲的分类方法。【方法】基于 Sentinel-2、Landsat8 OLI 多光谱影像,选择最大似然和支持向量机监督分类、决策树分类以及植被指数阈值分类方法分别对海南省 5 个水库的凤眼莲遥感分类,依据无人机可见光影像目视结果对不同方法的分类精度进行评价。【结果】基于凤眼莲时相特征的决策树分类精度最高,总体精度达到 90% 以上;在基于光谱特征的分类方法中,最大似然监督分类的用户精度为 77.88%、制图精度为 72.44%,支持向量机分类的用户精度和制图精度分别达到 87.00% 和 84.48%。【结论】基于时相特征与光谱特征的决策树分类方法精度高于仅基于光谱特征的监督分类方法,简单植被指数阈值方法难以区分不同生境内的凤眼莲,研究结果可为我国南方地区凤眼莲遥感监测与预警提供依据。

关键词: 外来入侵; 凤眼莲; 监督分类; 决策树分类; 遥感监测



开放科学标识码
(OSID 码)

Research on remote sensing monitoring methods of alien invasive plant *Eichhornia crassipes*

LI Shuzhen¹, XU Dawei¹, CHEN Baorui¹, ZHAO Yue¹, LI Jingsi², WANG Xu^{1*}

¹Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;

²College of Agronomy, Hebei Agricultural University, Baoding, Hebei 071001, China

Abstract: 【Aim】As one of the typical alien invasive species in China, the large scale invasion of *Eichhornia crassipes* has caused serious damage to the aquatic ecosystem. At present, the research accuracy of remote sensing monitoring methods of *E. crassipes* in different habitats is different. In this study, different classification methods were compared to screen out suitable classification methods for *E. crassipes* in the southern region of China. 【Method】Based on Sentinel-2 and Landsat8 OLI multispectral images, maximum likelihood and support vector machine supervised classification, decision tree classification and vegetation index threshold classification methods were selected to classify the *E. crassipes* of five reservoirs in Hainan Province. The classification accuracy of different methods was evaluated according to the visual results of UAV optical images. 【Result】The results showed that the classification accuracy of the decision tree based on the time phase characteristics of *E. crassipes* was the highest, and the overall accuracy was more than 90%. In the classification method based on spectral features, the user accuracy of maximum likelihood supervised classification is 77.88%, the mapping accuracy is 72.44%, and the user accuracy and producer accuracy of support vector machine classification are 87.00% and 84.48%, respectively. 【Conclusion】The accuracy of decision tree classification based on time phase and spectral features is higher than that of supervised classification only based on spectral features. The simple vegetation index threshold method is difficult to distinguish the different habitats of *E. crassipes*. The results of this study can provide scientific basis for remote sensing monitoring and early warning of *E. crassipes* in southern China.

Key words: alien invasion; *Eichhornia*; supervision classification; decision tree classification; remote sensing monitoring

外来入侵物种是指对生态系统、栖息地自然环境以及物种生存带来威胁或危害的非本地物种 (Parker *et al.*, 1999), 经自然或人为的途径从原生地传播到新的环境中, 影响生态环境, 阻碍社会经

收稿日期 (Received): 2021-12-15 接受日期 (Accepted): 2022-06-22

基金项目: 国家自然科学基金 (32171567)

作者简介: 李淑贞, 女, 硕士研究生。研究方向: 农业资源与环境遥感。E-mail: 82101202278@caas.cn

* 通信作者 (Author for correspondence), 王旭, E-mail: wangxu01@caas.cn

济可持续发展和降低生物多样性 (Bradley *et al.*, 2006)。随着人类活动干扰程度加大,外来入侵物种更加肆虐泛滥 (Bradley, 2009)。生物入侵已成为各国政府、国际社会和学术界共同关注的最棘手的三大环境问题之一,同时也是当代生态学一个新的研究热点。入侵物种暴发速度快、适应生境广,为有效控制入侵物种,需要加强对入侵物种种群空间分布的监测 (孙玉芳等, 2016)。

对外来入侵物种的调查监测大多采用地面调查方法,这种方法不仅成本高、周期长,且时效性差,无法满足高时效、高精度监测需求 (陈浩和陈利军, 2007; Neubert & Caswell, 2000)。遥感技术的发展弥补了地面调查方法的不足 (Huang & Geiger, 2008),低成本、高时效、高精度、成像范围广等优势使得遥感技术迅速发展为资源调查的重要手段。基于遥感影像的地物分类方法,地物的识别不仅仅局限于分析其光谱特征、纹理特征、形状特征等的应用大大提高了地物识别的精度,从而可针对不同地物目标、不同影像特点选择合适的分类方法 (胡佳等, 2015)。而且遥感影像覆盖面广,可以识别监测到人和机器无法进入的区域,获取分布位置。河流、水库、湖泊等水生生境的外来入侵监测,更加迫切需要遥感技术的支撑 (杨海军等, 2015)。

凤眼莲 *Eichhornia crassipes* (Martius) Solms-Laubach 为典型的水生外来入侵植物,其大规模入侵严重威胁生境内本地生物的多样性,破坏水生生态系统稳定性,对生态环境产生严重威胁。不仅严重影响当地农林牧渔生产,造成重大经济损失,还为病菌提供滋生环境,威胁人畜生命健康。因此,及时准确获取凤眼莲发生位置的信息至关重要 (章莹和卢剑波, 2010)。安如等 (2014) 利用遥感影像,通过植被群落冠层特征进行信息分类提取,准确获取凤眼莲的分布情况。Simpson *et al.* (2020) 利用合成孔径雷达数据监测印度库塔纳德水库的凤眼莲分布,通过比较不同时期影像的像素直方图,设置阈值产生掩码从而对湖面上的凤眼莲进行监测,并比较基于双极化数据的不同进行变化检测。由于雷达数据空间分辨率较低,难以实现较小范围水域的监测。基于不同阶段分级分类监测方法在凤眼莲遥感监测中具有较高的精度, Singh *et al.* (2020) 利用该方法完成凤眼莲的遥感识别; Mugarugwiro *et al.* (2021) 使用多光谱时间序列遥感影像

采用随机森林算法进行监督分类,得出卢旺达水体中风眼莲的年增长速率及空间分布;蒋明等 (2019) 为监测凤眼莲分布及其年际动态变化,采用连续长时间序列影像监督分类方法对滇池凤眼莲进行监测。目前,凤眼莲的遥感识别方法日益增多,在不同研究区内获得的监测精度也有所不同。本研究对比不同分类方法,筛选出针对我国南方地区凤眼莲的分类方法,对基于遥感影像获取外来入侵植物分布的方法进行研究和探索,以期为后期的相关研究提供参考。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

研究区位于我国海南省,介于东经 $108^{\circ}37'-111^{\circ}03'$,北纬 $18^{\circ}10'-20^{\circ}10'$,陆地总面积 3.54 万 km^2 。海南岛位于热带,属热带季风气候,全年温度较高,年平均温度 $22\sim 27^{\circ}\text{C}$,一月份平均温度 $17\sim 24^{\circ}\text{C}$,凤眼莲最适生长温度在 $25\sim 30^{\circ}\text{C}$,全年适宜凤眼莲生长 (高雷和李博, 2004)。降水充沛,年降水量 $1000\sim 2600\text{ mm}$,有明显的多雨季和少雨季。光温充足,光合潜力高 (姚晓静等, 2013)。地势中部高四周低,较大的河流大都发源于地势较高的中部山区,形成辐射状水系,海南岛上自然形成的湖泊较少,人工水库、沟渠较多,为水生入侵植物提供了广阔的栖息地。海南岛河川径流量达 388 亿 m^3 ,集水面积均超过 3000 km^2 。海南省气候湿热、水域面积较大,是凤眼莲大面积生长的适宜区 (傅国斌和刘昌明, 1991)。研究区为抱美一水库 (海口市临高县)、南洋水库 (海口市美兰区)、南塘水库 (琼海市)、南木水库 (乐东县)、天角潭 (儋州市),分别位于海南省东、西、南、北不同方位,具有代表性。

1.2 数据来源 (遥感数据、地面数据)

1.2.1 遥感数据获取与处理 利用 2021 年 5 月底 Landsat 8 OLI (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) 和 Sentinel-2 MSI (<https://scihub.copernicus.eu/>) 系列卫星遥感影像进行分类提取,同时采用 Sentinel-2 2021 年 1 月 2 日、1 月 12 日、2 月 26 日无凤眼莲入侵时期影像用于决策树分类。由于海南省多光谱卫星数据受云层覆盖限制,可用数据较少,单一来源影像难以完成研究,因此本研究使用 Landsat 8 OLI 影像与 Sentinel-2 MSI 多光谱数据相互补充。Landsat 8 有 9 个波段,成像宽幅为 $185\text{ km}\times 185\text{ km}$; Sentinel-2 是高分辨率多光谱成像卫星,覆盖 13

个光谱波段,幅宽达 290 km(张桂莲,2021)。获取 Landsat8 OLI 和 Sentinel-2 系列卫星地面反射率产品,通过对卫星遥感影像分类,将研究区内地物分为 4 种类型:凤眼莲、其他植被(草地、林地、农用地、水体(河流、水库)、其他用地(建筑用地、裸地等))。

1.2.2 地面验证数据 采用大疆精灵 Phantom 4 搭载可见光传感器于 2021 年 5 月底实地拍摄无人机可见光影像,获取研究区内凤眼莲分布位置等信息,凤眼莲动态特征显著,采用无人机可见光影像目视结果为参考,在同期遥感影像选取参考点作为验证样本具有科学性,用于对卫星遥感影像凤眼莲信息提取结果的验证。

1.3 研究方法

1.3.1 监督分类 支持向量机分类需要依据所分类别自动搜索有较大区分能力的支持向量来构造分类器,以此将所分类别之间的差异最大化,因而分类准确率均较高(Bernhard *et al.*, 1992)。核函数选择 Polynomial 并设置一个核心多项式,在假彩色显示下对研究区影像执行监督分类(余宇晨,2017)。

非线性的支持向量机是将线性的支持向量机推广到非线性的一种情况。依据泛函数的相关理论,实现从低维空间到高维空间的映射从而在高维空间中实现非线性分类,那么在一某变换空间需要核函数 $K(x_i, y_i)$ 满足 Mercer 条件(陈永义等, 2004),以避免高维空间中向量显示向量内积而造成大量运算。此时函数式为

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot y_i)$$

对应的最优分类函数式为

$$f(x) = \text{sgn} \{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^* \}$$

最大似然分类方法的前提是每一波段的每一类统计都呈正态分布(Fisher, 1992),计算给定像元属于某一训练样本的似然度,似然度最大的像元被归并为一类(李晓慧等,2019)。最大似然法(Bayes 准则法)判别函数是依据统计模式的识别方法,需要的条件是先验概率 $P(K_i)$ 和类条件概率密度函数 $P(X|K_i)$,其中 $P(K_i)$ 一般根据先验知识给出或假设其相等; $P(X|K_i)$ 首先确定类条件概率密度函数的分布形式,然后利用训练场地估计该形式中遇到的参数(万华伟等,2010)。通常对遥感图像进行

以下假设: $P(X|K_i)$ 是一个多维正态概率密度分布,其均值为 m_i ,协方差矩阵为 Σ_i 。根据这种假设,一个响应模式的分布完全可以用平均值向量和协方差矩阵来表示,以此来计算一个给定像元属于每一类的统计概率。

1.3.2 植被指数阈值分类 不同时相遥感图像中凤眼莲分布面积、覆盖水域面积不同,采用归一化植被水分指数(modified normalized difference water index, MNDWI),设置阈值 $0.33 < \text{MNDWI} < 0.36$,提取植被含水量信息(Gao, 1996)。MNDWI 计算公式如下:

$$\text{MNDWI} = \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{SWIR}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{SWIR}}}$$

式中, ρ_{NIR} 为近红外波段反射率, ρ_{SWIR} 为短波红外波段的地表反射率。

采用归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI),设置阈值 $0.42 < \text{NDVI} < 0.47$,提取植被信息。NDVI 计算公式如下:

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}}}$$

式中, ρ_{R} 是红光波段的地表反射率。利用目视解译方法将凤眼莲与其他植被的 MNDWI、NDVI 值提取,分别分析凤眼莲与其他植被的植被指数,通过设定阈值将凤眼莲与其他植被进行区分。

1.3.3 决策树分类 依据凤眼莲时相特征与动态变化特征,采用多时相影像决策树分类,在凤眼莲非生长季或无凤眼莲入侵时利用归一化水体指数(normalized difference water index, NDWI)简单阈值法提取水体边界,设置阈值 $0 \leq \text{NDWI} \leq 1$,然后使用该边界来限制水生植被检测的区域。NDWI 计算公式如下:

$$\text{NDWI} = \frac{\rho_{\text{G}} - \rho_{\text{NIR}}}{\rho_{\text{G}} + \rho_{\text{NIR}}}$$

式中, ρ_{G} 是绿光波段的地表反射率。使用 Sentinel-2、Landsat8 影像检测水生植被,通过计算研究区内归一化植被指数 NDVI,使用水体边界对研究区内的植被进行掩膜,获得研究区内凤眼莲信息。

2 结果与分析

2.1 各分类结果评价

本研究利用 ENVI 软件,选择最大似然法进行监督分类从而提取凤眼莲。研究区内地物同样分为 4 个类型,每类地物选择相同数量的样本数,分

布均匀且尽可能包括该类地物特征。各地物类型样本之间分离性好,为合格样本。执行监督分类的分类器需根据分类的复杂度、精度需求选择,本研究的研究区面积较小,因此选择操作简单且原理明确的支持向量机分类和最大似然分类。

由图 1 可知,支持向量机分类方法可明显区分凤眼莲与其他植被,但仍存在河岸部分光谱相近植被与凤眼莲的错分现象(图 2)。由于凤眼莲在湖中聚集,对于凤眼莲的分类精度较高,用户精度达 87.00%,制图精度 84.48%,总体分类效果较好。

最大似然法可以区分凤眼莲与其他植被,分类的结果与支持向量机法相似,但分类精度较前者稍低,用户精度 77.88%,制图精度 72.44%,仍存在错分、漏分现象,面积较大的凤眼莲生长区域位于水

库靠近闸口的位置,且地物分类破碎化较严重。

通过设定简单指数阈值方法提取凤眼莲,以研究区遥感影像目视结果验证该分类方法精度,研究区内凤眼莲错分、漏分现象严重,分类精度仅 38.26%。

决策树分类方法识别的凤眼莲边界清晰且基本不存在错分漏分现象,对不同生境下的凤眼莲均能较准确地分辨,对于光谱特征较接近的其他植被,仍能准确区分,分类精度达到 92.98%。

2.2 NDVI 差异性检测

在不同研究区内,凤眼莲植被指数范围有所差异(图 3),选择 5 个研究区内凤眼莲 NDVI 值进行 Mann-Whitney 检验, $p<0.05$,因此难以通过简单指数设定阈值的方法来实现凤眼莲的监测。

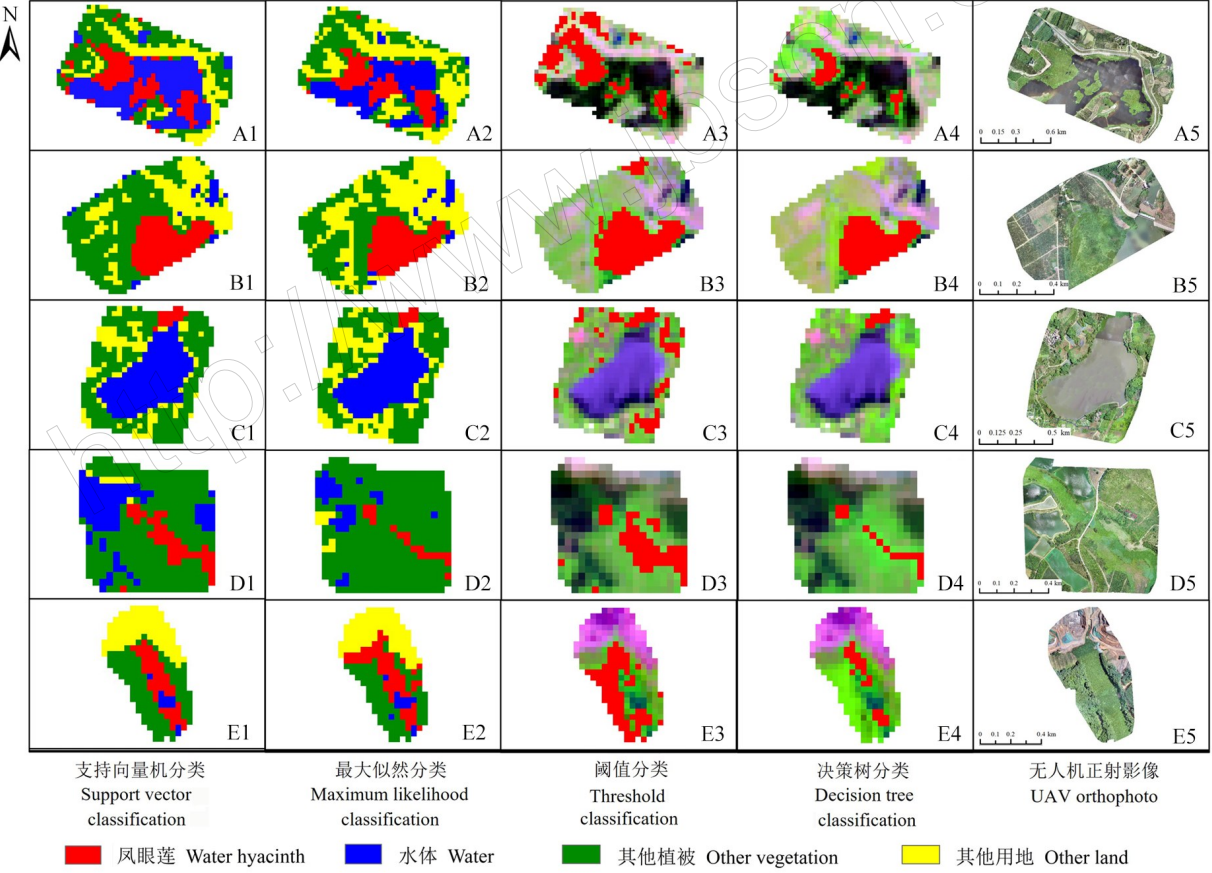


图 1 研究区分类结果

Fig.1 Study area classification results

A:抱美一水库;B:南洋水库;C:南塘水库;D:南木水库;E:天角潭;1:支持向量机分类;2:最大似然分类;
3:阈值分类;4:决策树分类;5:无人机正射影像。
A: Baomeiyi; B: Nanyang; C: Nantang; D: Nanmu; E: Tianjiaotan; 1: Support vector machine classification;
2: Maximum likelihood classification; 3: Threshold classification; 4: Decision tree classification; 5: UAV orthophoto.

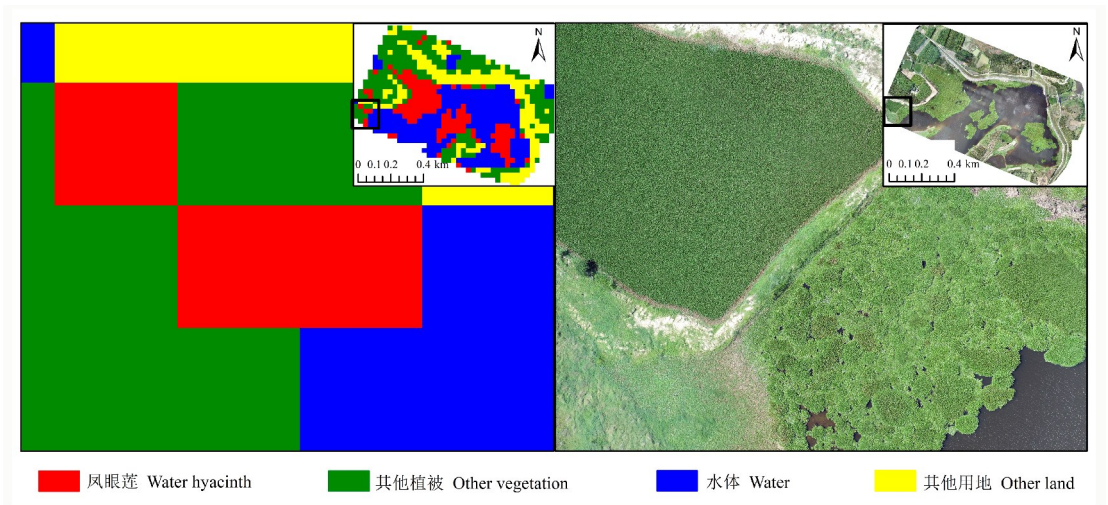


图 2 南木水库 SVM 中的错分现象

Fig.2 Misclassification in SVM in Nanmu

左图为 SVM 分类中 Landsat 8 OLI 影像凤眼莲被错分为其他植被；右图为无人机正射影像中对应区域的凤眼莲；黑色框出部分为放大区域。

Water hyacinth in Landsat 8 OLI image was wrongly classified as other vegetation in SVM on the left; Water hyacinth of corresponding area in UAV orthophoto on the right; The area in the black box is the enlarged area.

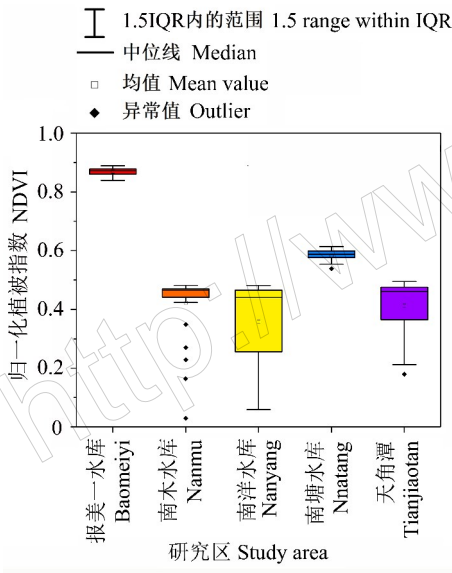


图 3 不同研究区 NDVI 值差异性检验

Fig.3 Difference test of NDVI values in different study areas

2.3 分类精度评价

根据无人机可见光影像目视结果在原始遥感影像中选定不同土地覆盖类型样本点用于精度验证,根据混淆矩阵对监督分类方法的精度进行验证,所得用户精度以及制图精度如图 4 所示,用户精度是指定分类器将像元归到 A 类时相应的地表真实类别为 A 的概率。决策树分类与简单阈值分类的精度同样即将像元归为类时地表真实类别为 A 的概率,具有可比性。

研究表明,基于简单光谱指数的阈值分类方法不能用于不同研究区内凤眼莲监测。由图 4

可知,决策树分类方法精度最高,凤眼莲监测精度高于 90%,在监督分类方法中,支持向量机的用户精度为 87.00%、制图精度为 84.48%,分类结果优于最大似然法(用户精度 77.88%,制图精度72.44%)。通过比较以上 4 种方法的分类结果可以发现,基于时相特征与光谱特征的决策树分类方法对凤眼莲的监测最有效,凤眼莲边界几何形态较为清晰。

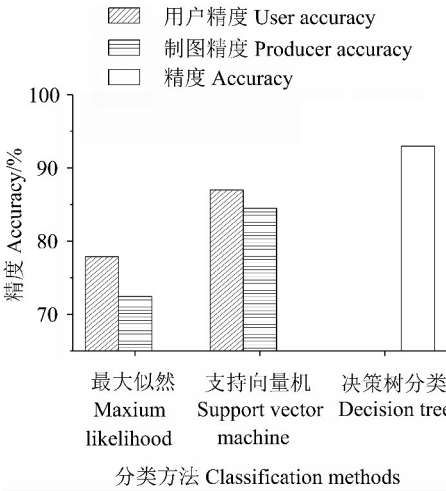


图 4 不同分类方法精度评价

Fig.4 Accuracy evaluation of different classification methods

3 讨论

凤眼莲和水体在红光和近红外的光谱特征截然相反,凤眼莲在红光波段吸收力较强,形成反射谷,但在近红外波段,绿色植物对该波段反射率升高,在波谱特征上形成高的反射峰 (Hestir *et al.*,

2008)。由于受太阳高度角、地面湿度、地形、气候等因素影响,不同研究区凤眼莲本身光谱反射率也有差异,且植被指数是通过遥感影像波段组合得到的,其大小取决于地表反射率的变化(张艳可等, 2021),因此在不同研究区采用简单植被指数阈值方法不能识别凤眼莲。

基于像元分类方法对部分地物类型的识别受光照、阴影等因素的干扰要明显大于面向对象方法(Boelman *et al.*, 2007),如最大似然法和支持向量机法的分类结果中,都有一些林地阴影由于与水体或建筑用地的光谱特征相似而被误判为其他用地类型。Landsat 8 OLI 卫星空间分辨率低于 Sentinel-2 影像,空间分辨率较低的影像受混合像元的影响更大, Sentinel-2 影像在区分水体边界等方面具有更高的精度,然而在区分水体与非水体方面影响较小(胡潭高等, 2008)。利用层次分类方法首先绘制水体图,然后绘制凤眼莲分布,引入的决策树分类方法依赖于简单的阈值,基于多时相遥感数据,允许对长期和全国范围内的水域范围和水生植被覆盖进行近乎瞬时的监测(Moon *et al.*, 2017)。这种方法基于凤眼莲的时相特征与动态特征,规避了仅依靠光谱特征来识别凤眼莲的复杂性(Palmer *et al.*, 2015),又避免了由于光谱特征相似造成的凤眼莲与河岸植被的错分现象,因此识别精度大大提高。然而,本研究中单个研究区水域面积较小,经实地调查发现,凤眼莲入侵后已发展成为优势种,研究区内除凤眼莲外,少见其他漂浮性水生植物,且研究区多时相影像中水生植被具有动态特征,因此将监测到的水生植被归为凤眼莲一类。该方法在该场景下精度较高,在大面积凤眼莲提取中对于其他水生植被的提取仍需进一步研究。

在最大似然和支持向量机分类中, SVM 分类结果中,地物类型多表现为面状且内部均一,并且不同类型地物之间界限清晰,易于分析(Resasco *et al.*, 2007)。而最大似然分类结果破碎化现象严重,地物类型细碎,椒盐现象严重,其原因可能是遥感数据为离散型。最大似然的分类规则是基于概率的,要求数据符合正态分布,因此最大似然分类假设数据为正态分布,在此基础上计算每个像元的归属概率,将像元归属到概率最大的一类中(Pitt *et al.*, 2011)。在本研究中,由于凤眼莲的像元紧邻沿岸其他植被像元,容易被归为其他植被类型。而支

持向量机分类的判别依据是结构风险最小化原则,在保证结构化风险最小的同时将 2 类地物正确分开,这一方法与最大似然分类本质上完全不同(曹向锋等, 2010)。于本研究而言,支持向量机的分类依据可以更好地监测凤眼莲。

4 结论

本研究通过对比监督分类、决策树分类以及阈值分类方法,提取海南省 5 个水库的凤眼莲,其中基于时相特征与动态特征的决策树分类方法精度最高;基于像元的监督分类方法中,支持向量机的精度高于最大似然法;在波段比值阈值分类中,简单植被指数阈值方法对凤眼莲分类效果并不理想,需探究更适宜分类的植被指数。

参考文献

- 安如, 姜丹萍, 李晓雪, 王喆, JONATHAN A Q B, 2014. 基于地面实测高光谱数据的三江源中东部草地植被光谱特征研究. *遥感技术与应用*, 29(2): 202-211.
- 曹向锋, 钱国良, 胡白石, 刘凤权, 2010. 采用生态位模型预测黄顶菊在中国的潜在适生区. *应用生态学报*, 21(12): 3063-3069.
- 陈浩, 陈利军, 2007. 利用遥感和 GIS 的方法预测外来入侵物种的潜在分布. *遥感学报*, 11(3): 426-432.
- 陈永义, 俞小鼎, 高学浩, 冯汉中, 2004. 处理非线性分类和回归问题的一种新方法(I)——支持向量机方法简介. *应用气象学报*, 15(3): 345-354.
- 傅国斌, 刘昌明, 1991. 全球变暖对区域水资源影响的计算分析——以海南岛万泉河为例. *地理学报*, 46(3): 277-288.
- 高雷, 李博, 2004. 入侵植物凤眼莲研究现状及存在的问题. *植物生态学报*, 28(6): 735-752.
- 胡佳, 林辉, 孙华, 东启亮, 范应龙, 2015. 基于 WorldView-2 的薇甘菊信息精细提取. *中南林业科技大学学报*, 35(1): 42-49.
- 胡潭高, 张锦水, 贾斌, 潘耀忠, 董燕生, 李乐, 2008. 不同分辨率遥感图像混合像元线性分解方法研究. *地理与地理信息科学*, 24(3): 24-27, 44.
- 蒋明, 郭云开, 朱佳明, 刘海洋, 2019. 时序遥感影像滇池凤眼莲时空动态变化分析. *遥感信息*, 34(3): 43-47.
- 李晓慧, 王宏, 李晓兵, 迟登凯, 汤曾伟, 韩重远, 2019. 基于多时相 Landsat 8 OLI 影像的农作物遥感分类研究. *遥感技术与应用*, 34(2): 389-397.
- 余宇晨, 2017. 基于 GF-2 光谱特征的石漠化信息自动提取. 硕士学位论文. 长沙: 中南林业科技大学.
- 孙玉芳, 姜丽华, 李刚, 陈宝瑞, 张宏斌, 2016. 外来植物

- 入侵遥感监测预警研究进展. 中国农业资源与区划, 37(8): 223-229.
- 万华伟, 王昌佐, 李亚, 王桥, 李静, 刘晓曼, 2010. 基于高光谱遥感数据的入侵植物监测. 农业工程学报, 26(S2): 59-63, 425.
- 杨海军, 李营, 洪运富, 朱海涛, 2015. 县域尺度生物多样遥感监测与评价研究. 遥感技术与应用, 30(6): 1138-1145.
- 姚晓静, 高义, 杜云艳, 季民, 2013. 基于遥感技术的近30 a海南岛海岸线时空变化. 自然资源学报, 28(1): 114-125.
- 张桂莲, 2021. 基于遥感估算的上海城市森林碳储量空间分布特征. 生态环境学报, 30(9): 1777-1786.
- 张艳可, 王金亮, 农兰萍, 程峰, 张云峰, 2021. 基于MODIS时序数据北回归线(云南段)地区植被物候时空变化及其对气候响应分析. 生态环境学报, 30(2): 274-287.
- 章莹, 卢剑波, 2010. 外来入侵物种互花米草(*Spartina alterniflora*)及凤眼莲(*Eichhornia crassipes*)的遥感监测研究进展. 科技通报, 26(1): 130-137.
- BOELMAN N T, ASNER G P, HART P J, MARTIN R E, 2007. Multi-trophic invasion resistance in Hawaii: bioacoustics, field surveys, and airborne remote sensing. *Ecological Applications*, 17(8): 2137-2144.
- BRADLEY B A, 2009. Regional analysis of the impacts of climate change on cheatgrass invasion shows potential risk and opportunity. *Global Change Biology*, 15(1): 196-208.
- BRANLEY B A, HOUGHTON R A, MUSTARD J F, HAMBURG S P, 2006. Invasive grass reduces aboveground carbon stocks in shrublands of the Western US. *Global Change Biology*, 12(10): 1815-1822.
- FISHER R A, 1921. On the mathematical foundations of theoretical statistics. *Proceedings of Royal Society of London A*, 222: 309-368.
- GAO B, 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3): 257-266.
- HESTIR E L, KHANNA S, ANDREW M E, SANTOS M J, VIERS J H, GREENBERG J A, RAJAPAKSE S S, USTIN S L, 2008. Identification of invasive vegetation using hyperspectral remote sensing in the California Delta ecosystem. *Remote Sensing of Environment*, 112(11): 4034-4047.
- HUANG C, GEIGER E L, 2008. Climate anomalies provide opportunities for large-scale mapping of non-native plant abundance in desert grasslands. *Diversity and Distributions*, 14(5): 875-884.
- MOON K, BLACKMAN D, BREWER T D, SARRE S D, 2017. Environmental governance for urgent and uncertain problems. *Biological Invasions*, 19(3): 785-797.
- MUKARUGWIRO J A, NEWETE S W, ADAM E, NSANGANWIMANA F, ABUTALEB K, BYRNE M J, 2021. Mapping spatio-temporal variations in *Eichhornia crassipes* (*Eichhornia crassipes*) coverage on Rwandan water bodies using multispectral imageries. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 18: 275-286.
- NEUBERT M G, CASWELL H, 2000. Demography and dispersal: calculation and sensitivity analysis of invasion speed for structured populations. *Ecology*, 81(6): 1613-1628.
- PALMER S C J, KUTSER T, HUNTER P D, 2015. Remote sensing of inland waters: challenges, progress and future directions. *Remote Sensing of Environment*, 157: 1-8.
- PARKER I M, SIMBERLOFF D, LONSDALE W M, GOODELL K, WONHAM M, KAREIVA P M, WILLIAMSON M H, HOLLE B V, MOYLE P B, BYERS J E, GOLDWASSER L, 1999. Impact: toward a framework for understanding the ecological effects of invaders. *Biological Invasions*, 1(1): 3-19.
- PITT J, KRITICOS D J, DODD M B, 2011. Temporal limits to simulating the future spread pattern of invasive species: budlejavidii in Europe and New Zealand. *Ecological Modelling*, 222(11): 1880-1887.
- RESASCO J, HALE A N, HENRY M C, GORCHOV D L, 2007. Detecting an invasive shrub in a deciduous forest understory using late-fall Landsat sensor imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 28(16): 3739-3745.
- SIMPSON M, MARINO A, PRABHU G N, BHOWMIK D, MAHARAJ S, 2020. Monitoring *Eichhornia crassipes* in Kuttanad, India using Sentinel-1 Sar Data, 2020 IEEE India Geoscience and remote sensing symposium (InGARSS). *IEEE*: 13-16.
- SINGH G, REYNOLDS C, BYRNE M, ROSMAN B, 2020. A remote sensing method to monitor water, aquatic vegetation, and invasive *Eichhornia crassipes* at national extents. *Remote Sensing*, 12(24): 4021.

(责任编辑:郭莹)