



•技术与方法•

基于无人机影像与面向对象-深度学习的滨海湿地植物物种分类

黄雨菲¹, 路春燕^{1,2*}, 贾明明³, 王自立¹, 苏越¹, 苏艳琳¹

1. 福建农林大学计算机与信息学院, 福州 350002; 2. 福建农林大学生态与资源统计福建省高校重点实验室, 福州 350002; 3. 中国科学院东北地理与农业生态研究所湿地生态与环境重点实验室, 长春 130102

摘要: 明确滨海湿地植物物种类型及其分布状况是实现滨海湿地精细化生物多样性监测的基础, 对于滨海湿地的保护管理与生态可持续发展均具有重要意义。本研究以无人机可见光遥感影像为基础数据源, 在定量分析最优分割尺度与最优分类特征组合的基础上, 应用面向对象-U-net深度学习对闽江河口湿地植物物种类型进行分类, 并与K最近邻、决策树、随机森林和贝叶斯分类方法进行精度对比分析, 以期对滨海湿地植物物种遥感精细分类与生物多样性保护管理提供方法借鉴与科学参考。研究表明, 利用面向对象-U-net深度学习提取不同滨海湿地植物物种类型的分类精度可达95.67%, 总体精度较其他分类方法提高6.67%–13.67%, Kappa系数提高0.12–0.31, 且分类整体性好。此外, 实现植物物种光谱特征、形状特征、纹理特征与高度特征的最优特征选择对于有效提高湿地植物物种信息分类精度具有重要作用, 应用最优分割尺度实现影像分割可提高整体分类效率。

关键词: 植物物种分类; 滨海湿地; 面向对象; U-net深度学习; 无人机遥感; 最优分割尺度; 机器学习

黄雨菲, 路春燕, 贾明明, 王自立, 苏越, 苏艳琳 (2023) 基于无人机影像与面向对象-深度学习的滨海湿地植物物种分类. 生物多样性, 31, 22411. doi: 10.17520/biods.2022411.

Huang YF, Lu CY, Jia MM, Wang ZL, Su Y, Su YL (2023) Plant species classification of coastal wetlands based on UAV images and object-oriented deep learning. Biodiversity Science, 31, 22411. doi: 10.17520/biods.2022411.

Plant species classification of coastal wetlands based on UAV images and object-oriented deep learning

Yufei Huang¹, Chunyan Lu^{1,2*}, Mingming Jia³, Zili Wang¹, Yue Su¹, Yanlin Su¹

1 College of Computer and Information Sciences, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002

2 Key Laboratory of Ecology and Resources Statistics in Higher Education Institutes of Fujian Province, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002

3 Key Laboratory of Wetland Ecology and Environment, Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102

ABSTRACT

Aims: Under the influence of high intensity human activities, e.g. urban expansion, offshore pollutant discharge and marine resources over-exploitation, various ecological problems have been caused in recent years, especially plant species decrease, productivity decline and ecological function degradation in coastal wetland. In this context, a quick and accurate understanding of types and distribution of plant species is of great significance to coastal wetland biodiversity conservation and ecological sustainable development. Due to cloud cover in coastal zones, it is difficult to obtain effective data by using optical satellite remote-sensed images. However, unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing technology can overcome weather constraints and provide intelligent and flexible data acquisition for a feasible technique for plant species monitoring in coastal zones. Compared with pixel-based classification methods, object-

收稿日期: 2022-07-19; 接受日期: 2022-11-07

基金项目: 国家自然科学基金(42101392)、福建省自然科学基金(2020J01572)、福建农林大学杰出青年科研人才计划项目(XJQ201920)和福建农林大学科技创新专项基金项目(CXZX2020106A)

* 通讯作者 Author for correspondence. E-mail: luchunyan@fafu.edu.cn

oriented classification method can effectively avoid the salt-pepper phenomenon with better classification performance. However, only the low-level features are applied to the object-oriented classification method. Because of this, it is difficult to improve the classification accuracy for complex regions with many plant species. High-level classification features are used by a deep learning method to identify land cover types to achieve higher classification accuracy. In this study, combining UAV remote sensing technology and object-oriented deep learning method, plant species information of coastal wetlands was identified and classified.

Methods: A representative coastal wetland area, located in Minjiang River estuary of South China, was chosen as the research site. High-resolution visible-light images of Minjiang River estuary wetland were obtained by UAV, and field sampling sites were collected by GPS. By the correction, splicing, and clipping of the UAV images, the digital orthophoto map and digital surface model were obtained. Then, on the basis of object-oriented multiresolution segmentation, the optimal segmentation scale of UAV images was determined by the scale parameter estimation model. The optimal feature combination was selected from spectral, texture, shape and height features based on separability analysis. The U-net deep learning method was used to extract the plant species information of coastal wetlands, and its classification accuracy was compared with four machine learning methods: K-nearest neighbor (KNN), decision tree (DT), random forest (RF) and Bayes.

Results: Combining object-oriented method and the U-net classification method, the classification results had the better integrity with less mixing and misclassification than other classification. The object-oriented U-net method could effectively avoid the salt-pepper phenomenon with overall accuracy (OA) 95.67% and the Kappa coefficient 0.91. The OA and Kappa coefficient of each classification were in descending order: U-net > Bayes > RF > DT > KNN. There were significant differences between the producer accuracy and user accuracy of a single plant species in different classification methods. *Kandelia candel*, *Phragmites australis* and *Ipomoea pescaprae* had higher identification accuracy, while *Scirpus mariqueter* and *Cyperus malaccensis* had lower identification accuracy.

Conclusion: The object-oriented U-net deep learning method has a favorable classification performance, and its accuracy is significantly higher than other methods in our study. The selection of optimal feature combination is the key to improving the extraction efficiency of coastal wetland plant species information. Our study could provide references for fine classification of coastal wetland plant species, as well as monitoring and biodiversity conservation management of coastal wetlands.

Key words: plant species classification; coastal wetland; object-oriented; U-net deep learning; unmanned aerial vehicle remote sensing; optimal segmentation scale; machine learning

滨海湿地地处海陆交界的过渡地带, 兼有陆地和水域生态系统的双重特点, 是生产力最高的生态系统之一。凭借其独特的结构和功能, 滨海湿地在调节气候、固碳减排、净化水体、保护生物多样性和维持生态系统平衡等方面均起着重要作用(Barbier et al, 1997)。近年来, 受高强度人类活动与全球生态环境变化的影响, 滨海湿地已成为最脆弱的生态系统之一(骆永明, 2016)。不同的滨海湿地植物物种占据不同的生态位。植物物种类型与分布的改变可直接反映外界环境的变化, 并对滨海湿地生态系统的功能价值以及物质循环与能量流动具有决定性作用(贾庆宇等, 2006; Wan et al, 2019)。目前, 在城市扩张、水体污染、围填海工程规模扩大、外来物种入侵以及海洋资源过度开发等多重影响下, 滨海湿地植物物种面积与数量减少、生产力降低、生态功能退化等多种问题日益突出(路春燕等, 2021), 滨海地区的生态安全与社会经济发展面临

严峻挑战。因此, 加强滨海湿地植物物种的保护与管理对维持滨海地区生物多样性和生态可持续发展均具有重要意义。

快速准确识别滨海湿地植物物种类型及其分布是实现滨海湿地精细化生物多样性监测与保护管理的前提和基础(孔嘉鑫等, 2019; 路春燕等, 2021)。遥感技术具有大面积同步成像、信息丰富、无损监测的优势(孙伟伟等, 2020), 可以有效解决滨海湿地腹地地区人员难以进入和现场监测困难等问题, 是目前滨海湿地植物多样性监测的重要手段(郭庆华和刘瑾, 2018; 陈琛等, 2019)。目前, 利用遥感影像进行滨海湿地植物物种分类的方法, 按照处理单元可分为基于像素的分类方法和面向对象的分类方法。基于像素的分类方法多以机器学习分类方法进行研究。例如, 宋怀荣等(2021)以Landsat TM/OLI影像为基本数据源, 利用最大似然法、CART决策树(classification and regression tree)和随

机森林(random forest, RF) 3种基于像素的分类方法对江苏盐城国家级珍禽自然保护区核心区的湿地植物物种进行信息提取,发现随机森林、决策树和最大似然法的总体精确度分别为91.02%、90.23%和89.06%。[刘瑞清等\(2021\)](#)基于Sentinel-2A/B影像,结合像素级物候特征数据与随机森林方法对盐城滨海湿地进行植物物种分类,总体精度为87.6%,较常规单时相分类精度提高19.57%。尽管这些方法已取得较好的成果,但由于“同物异谱”和“同谱异物”的影响,基于像素的分类方法在进行遥感影像分类时易出现“椒盐”现象。相对于中低分辨率影像,高分辨率影像分类时该问题更为突出([聂倩等, 2021](#))。

相对于基于像素的分类方法,面向对象的分类方法以具有相同特征像元组成的同质对象为分类单元,且在分类过程中充分考虑地物的光谱、纹理以及形状等特征,分类结果可避免“椒盐”现象,整体性良好([刘润红等, 2017](#))。例如,[刘凯等\(2019\)](#)在基于面向对象分割的基础上,选用K最近邻(K-nearest neighbor, KNN)与随机森林方法对广东珠海淇澳岛红树林实施树种尺度分类,结果显示面向对象的随机森林的分类精度(89.3%)优于面向对象的K最近邻法(79.7%),且分类结果整体性好,无“椒盐”噪声。尽管如此,由于面向对象的分类方法在分类过程中仅应用影像的低层次特征,因此当植物物种类型较多时难以得到较高分类精度。随着人工智能、图像模式识别与处理技术的发展,具有高效降维和高层次特征提取能力的深度学习算法已被初步应用于滨海湿地植物物种分类中([徐岩等, 2021](#))。如[Pashaei等\(2020\)](#)以无人机影像为数据源,利用多种深度学习方法对美国德克萨斯湾海岸南部的滨海湿地红树林进行信息提取,结果发现虽然应用深度学习可获得较高的分类精度,但分类结果无法完全避免“椒盐”噪声。而结合面向对象与深度学习方法对滨海湿地植物物种进行分类,不仅可使分类结果避免“椒盐”现象,同时还能提高特征提取和降维的能力。但在以往的研究中,综合利用面向对象与深度学习方法对植物物种分类的研究却鲜有报道。

滨海地区易受云雨天气影响,基于光学卫星的遥感技术因获取时间不够灵活,难以根据时间要求获取高质量影像;商业光学卫星影像虽可按要求编

程获取影像,且影像分辨率较高,但费用较高。雷达遥感影像可有效避免云雨天气的影响,但其数据易存在噪声,且数据处理难度大、数据获取费用高。相比而言,无人机遥感具有高分辨率、机动灵活、不受天气影响、时效性强和性价比高等优势([王乐等, 2018](#)),为滨海湿地植物物种识别与分类提供了新的技术手段与思路。如[闻馨等\(2020\)](#)基于无人机可见光影像,利用面向对象的随机森林方法对海南富力湾红树林湿地进行群落分类,总体精度和Kappa系数分别为89.09%和0.87。[周在明等\(2021\)](#)利用无人机获取漳江口红树林湿地影像,基于C5.0决策树方法对其进行树种识别,其总体精度和Kappa系数分别为87.95%和0.84。

闽江河口湿地是福建省最优良的河口三角洲湿地,是亚热带地区典型的河口湿地,在东洋界华南区具有重要代表性。闽江河口湿地自然环境优越、生物资源丰富,是福建省本土盐沼湿地植被最丰富的地区,有5项指标达到国际重要湿地标准,自然综合体具有重要的保护与科学研究价值([刘伯锋和郭玉民, 2003](#))。已有关于闽江河口湿地植被遥感的研究主要集中于单一植物物种([潘卫华等, 2011](#)),针对复杂植物物种分类的研究较少;在分类方法方面,多采用人工解译的方式,鲜有运用机器/深度学习方法识别植物物种的研究。鉴于此,本研究以闽江河口典型湿地植物分布区为研究对象,基于无人机遥感技术获取研究区的高分辨率遥感影像;以集成优势为出发点,综合利用面向对象与深度学习的分类方法实现滨海湿地植物物种的分类制图,以为滨海湿地植物物种多样性监测与保护管理提供技术支持和决策参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

闽江河口湿地(119°34'–119°42' E, 26°00'–26°04' N)位于福建省福州市长乐区东北部和马尾区东南部交界处闽江入海口区域,是我国最典型的滨海湿地生态系统之一。该区气候温暖湿润、降水丰沛,年均降水量1,380 mm,年平均气温16–20℃,属于南亚热带海洋性季风气候。该区自然环境优越,生物多样性丰富,拥有动植物1,084种,主要的植物物种包括秋茄(*Kandelia candel*)、芦苇(*Phragmites*

australis)、短叶茼蒿(*Cyperus malaccensis*)、三棱藨草(*Scirpus mariqueter*)、厚藤(*Ipomoea pescaprae*)、互花米草(*Spartina alterniflora*)等(刘伯锋和郭玉民, 2003; 全川等, 2012)。近年来, 受人类活动干扰强度增大、海岸带环境变化、海平面上升以及互花米草入侵等因素的影响, 该区湿地生态系统面临的威胁日益加剧(占昕等, 2017)。

1.2 数据来源

为避免潮汐现象对影像成像的影响, 本研究利用大疆精灵4 Pro搭载可见光(RGB)传感器于研究区低潮时(2021年7月8日11:00–12:00)进行影像采集。航摄过程中天气晴朗无云、风力小且视野良好; 飞行高度为100 m, 航向和旁向重叠率均为70%, 所获得研究区无人机可见光影像空间分辨率为0.025 m。以Pix4D Mapper为操作平台对无人机影像进行正射校正、影像拼接与裁剪处理, 得到研究区数字正射影像(digital orthophoto map, DOM)和数字表面模型(digital surface model, DSM)数据。此外, 研究人员于2021年2–12月先后4次对研究区进行实地调查, 共调查不同植被类型采样点306个(图1), 用于标记数据集的制作与分类结果精度验证。需说明的是: 由于闽江河口已对互花米草进行了综合治理, 且治理效果良好, 故本研究未涉及对互花米草的分类研究。

1.3 基于面向对象-U-net深度学习的分类方法

本研究综合利用面向对象与深度学习模型协同分类实现研究区湿地植物物种信息提取。首先, 采用尺度参数估计模型定量确定无人机影像的最优分割尺度, 以此对影像进行面向对象分割。进而, 提取影像对象的光谱特征(13个)、纹理特征(8个)、形状特征(5个)和高度特征(4个), 基于距离可分性确定最优分类特征组合。在此基础上, 应用U-net深度学习模型实现湿地植物物种分类, 并进行精度评价。此外, 为评估本研究方法的优劣, 选取4种典型机器学习分类方法进行对比。具体技术路线如图2所示。

1.3.1 最优分割尺度选择

确定最优分割尺度对于提高面向对象分类的精度与效率至关重要(Lu et al, 2018)。根据已有研究(张晨宇等, 2022), 多尺度分割基于异质性最小原则实现区域合并、形成对象, 且同一遥感影像可由多种适宜尺度描述, 相对于其他分割方法生成对象间异质性最小、同质性最大, 可有效避免“椒盐”现象, 故本研究选择多尺度分割方法对无人机影像进行面向对象分割, 其参数涉及光谱异质性和形状异质性权重的确定, 二者间基本关系如下(施佩荣等, 2018):

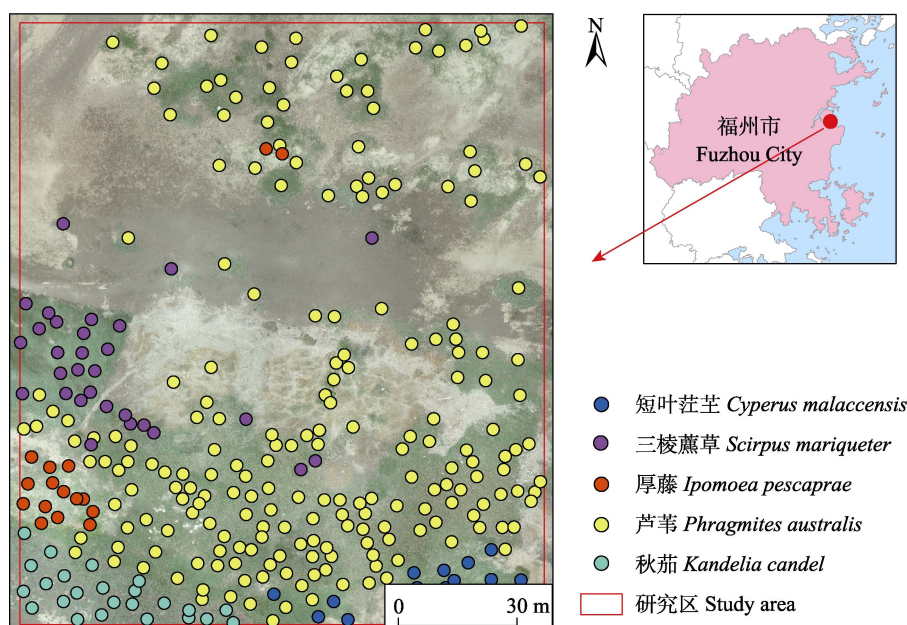


图1 闽江河口湿地位置及各物种样本点分布

Fig. 1 Location of Minjiang River estuary wetland and distribution of species sampling points

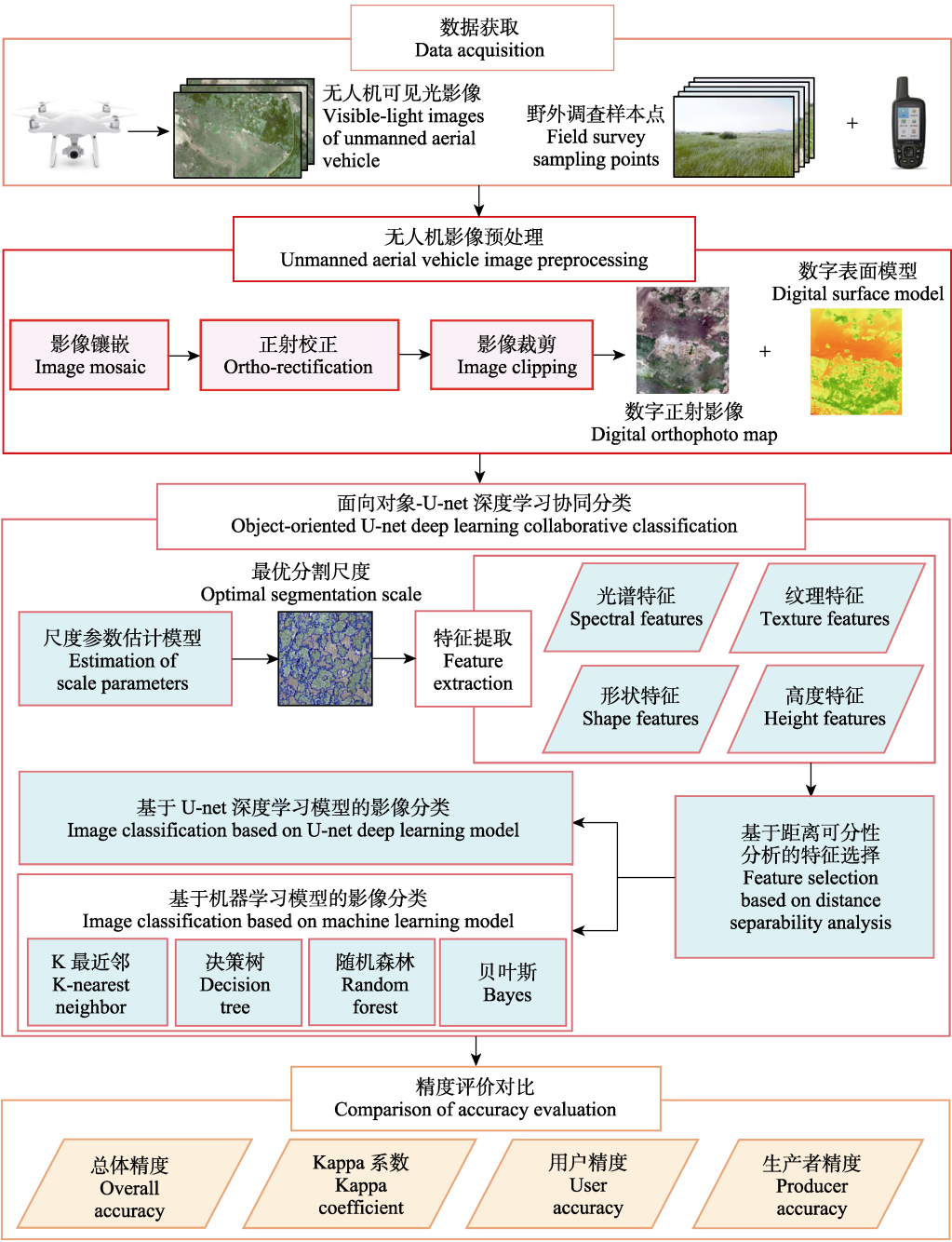


图2 基于面向对象-深度学习的滨海湿地植被分类流程图
Fig. 2 Flowchart of coastal wetland vegetation classification based on object-oriented deep learning

$$f = w \times h_{\text{color}} + (1 - w) \times h_{\text{shape}} \quad (1)$$
$$h_{\text{shape}} = w_{\text{compact}} \times h_{\text{compact}} + (1 - w_{\text{compact}}) \times h_{\text{smooth}} \quad (2)$$
式中, f 为异质性值, w 为光谱信息权重, h_{color} 为光谱异质性值, h_{shape} 为形状异质性值, w_{compact} 为紧凑度权重, h_{compact} 为紧凑度值, h_{smooth} 为光滑度值。
根据Drăguț等(2014)的研究, 对象的光谱/形状异质性权重为0.7/0.3、光滑度/紧凑度权重为0.5/0.5

时, 识别不同湿地植被斑块的效果最佳, 因此本研究设置形状异质性和紧凑度权重分别为0.3和0.5。
利用尺度参数估计模型(estimation of scale parameters, ESP)定量确定最佳分割尺度。该模型通过多次迭代分割, 计算各分割尺度的局部方差(local variance, LV), 并通过局部方差变化率(rate of change of local variance, ROC-LV)反映局部方

差的突变特征,当ROC-LV出现峰值时所对应的分割尺度即为最优分割尺度备选值(Drăguț et al, 2010; 耿仁方等, 2019)。基于备选值集合(由最优精细分割尺度至最优粗略分割尺度多个备选分割尺度组成)对影像依次进行分割,通过对比分割效果从而确定最优分割尺度。本研究通过多次预实验分析发现:当分割尺度 < 15时,分割时间显著增加;当分割尺度 > 65时,对象内异质性明显增大。由此,本研究选择以15为初始分割尺度,步长为1进行面向对象的多尺度分割,迭代51次至分割尺度65为止。

1.3.2 影像特征提取与筛选

为充分挖掘不同植物物种影像特征的差异,本研究在影像多尺度分割的基础上,从光谱、纹理、形状和高度特征4个角度提取影像特征(费鲜芸等, 2021)。其中,光谱特征包括各波段均值、标准差以及绿蓝差异指数(green-blue difference index, GBDI)、过绿指数(excess green index, ExG)、归一化绿蓝差异指数(normalized green-blue difference index, NGBDI)、归一化绿红差异指数(normalized green-red difference index, NGRDI)、可见光波段差异植被指数(visible-band difference vegetation index, VDVI)、过绿减过红指数(excess green minus excess red index, ExG-ExR)、差异增强植被指数(difference enhanced vegetation index, DEVI)等7个色彩指数,共计13个特征;纹理特征为基于灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)的各对象均值、标准差、协同性、对比度、相异性、信息熵、二阶矩以及相关性等8个特征;形状特征包括形状指数、紧凑性、密度、面积以及矩形度等5个特征;高度特征包括地物高度的最大值、最小值、均值和标准差等4个特征。本研究由初始影像特征构成的30维特征空间具体信息如表1所示。

有效剔除影像特征间的冗余信息,筛选出最优特征组合对于提高分类精度与效率具有重要意义(宋洁和刘学录, 2021)。本研究以不同湿地植被间平均最小距离作为类别的可分性判据,以此确定各影像特征对不同植物物种的可分性。当平均最小距离取值最大时,则表明在此特征组合下不同植物物种具有最佳可分性,该特征空间即为最优特征组合(黄邵东等, 2021)。

1.3.3 U-net深度学习模型

U-net深度学习模型具有所需参数少、应用性强的特点,且即使在训练标签较少的情况下亦可学习到更全面、更多样化的特征,获得更精确的分类结果(Ronneberger et al, 2015; Lu et al, 2022)。目前,该模型已相继被应用于土地覆盖类型粗分类或单一物种分类研究中,而将其与面向对象分类方法相结合应用于植物物种精细化分类的研究却较少。

将面向对象分割后筛选出的最优特征与原始影像合成作为深度学习模型的输入层,合成后的影像具有多图层,既包含原始影像信息,又包含面向对象的最优特征信息。综合考虑研究区不同滨海湿地植物物种的特征和复杂程度,以 256×256 像素为基本单元、重复率为0.1对输入层影像数据进行裁剪,得到672张图像;同时,为扩大U-net深度学习模型训练数据集,将所有裁剪影像进行旋转、翻转等操作,以此生成2,688张图像组成标记数据集。将该数据集分为训练数据集、验证数据集和测试数据集(比例为6 : 2 : 2),用于U-net深度学习模型构建。

本研究基于Tensorflow深度学习框架,运用python编程语言搭建U-net深度学习模型。U-net深度学习模型整体结构由两部分组成,即收缩路径和扩张路径。收缩路径通过两次卷积(卷积核大小为 3×3 ,激活函数为ReLU)和一次最大池化(池化核大小为 2×2)实现特征信息提取。扩张路径通过一次反卷积(卷积核大小为 2×2)和两次卷积完成一次上采样过程,用于精确定位(王振庆等, 2021),从而提高运行效率,减少参数计算(Wei et al, 2019)。U-net深度学习模型批大小 batch_size 设置为 32, 学习率 learning_rate 为 0.0001, 训练模型迭代轮数 epochs 为 100, 优化器为 Adam。

1.4 典型机器学习分类方法介绍与实现

1.4.1 K最近邻分类

K最近邻分类是由Cover和Hart (1967)提出的一种理论上较为成熟的方法,其核心思想为利用多数原则预测一个测试数据点的标号,即用其在特征空间中最相似的K个训练数据点的主要类别预测该测试数据点的标号(Cheng et al, 2017)。K最近邻分类法具有思路简单、易于理解、无需估计参数、无需为训练集建立模型等优点(Zhang et al, 2017)。本研

表 1 基于无人机可见光影像的特征空间信息

Table 1 Information of feature space based on the visible-light images of unmanned aerial vehicle

类型 Types	特征指标 Feature factors	公式/解释 Formula/Explanation	筛选为最优特征组合 Be screened into the optimal feature combination	参考文献 References
光谱特征 Spectral features	Mean_R	红波段光谱亮度均值 Mean of red spectral brightness		蔡林菲等, 2019
	Mean_G	绿波段光谱亮度均值 Mean of green spectral brightness	✓	蔡林菲等, 2019
	Mean_B	蓝波段光谱亮度均值 Mean of blue spectral brightness	✓	蔡林菲等, 2019
	SD_R	红波段光谱亮度标准差 Standard deviation of red spectral brightness	✓	路春燕等, 2021
	SD_G	绿波段光谱亮度标准差 Standard deviation of green spectral brightness	✓	路春燕等, 2021
	SD_B	蓝波段光谱亮度标准差 Standard deviation of blue spectral brightness	✓	路春燕等, 2021
	GBDI	绿蓝差异指数 Green-blue difference index, $GBDI = (G - B)/(R + G + B)$	✓	周涛等, 2021
	ExG	过绿指数 Excess green index, $ExG = (2G - R - B)/(G + R + B)$	✓	井然等, 2016
	NGBDI	归一化绿蓝差异指数 Normalized green-blue difference index, $NGBDI = (G - B)/(G + B)$	✓	汪小钦等, 2015
	NGRDI	归一化绿红差异指数 Normalized green-red difference index, $NGRDI = (G - R)/(G + R)$	✓	Hunt et al, 2005
	VDVI	可见光波段差异植被指数 Visible-band difference vegetation index, $VDVI = (2G - B - R)/(2G + B + R)$		汪小钦等, 2015
	ExG-ExR	过绿减过红指数 Excess green minus excess red index, $ExG - ExR = (3G - 2.4R - B)/(R + G + B)$	✓	丁雷龙等, 2015
	DEVI	差异增强植被指数 Difference enhanced vegetation index, $DEVI = G/3G + R/3G + B/3G$		周涛等, 2021
纹理特征 Texture features	GLCM_Mean	均值 Mean, $u_i = \sum_{j=0}^L \sum_{i=0}^L i P(i, j)$	✓	蔡林菲等, 2019
	GLCM_SD	标准差 Standard deviation, $\sigma_i = \left[\sum_{i=0}^L i P(i, j) (i - u_i)^2 \right]^{1/2}$	✓	蔡林菲等, 2019
	GLCM_Homogeneity	协同性 Homogeneity, $Hom = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) / [1 + (i - j)^2]$		路春燕等, 2021
	GLCM_Contrast	对比度 Contrast, $Con = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 P(i, j)$		路春燕等, 2021
	GLCM_Dissimilarity	相异性 Dissimilarity, $Dis = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L P(i, j) \times i - j $	✓	路春燕等, 2021
	GLCM_Entropy	信息熵 Entropy, $Ent = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \ln P(i, j)$	✓	路春燕等, 2021
	GLCM_Secondary moment	二阶矩 Secondary moment, $Sem = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L P(i, j)^2$		路春燕等, 2021
	GLCM_Correlation	相关性 Correlation, $Cor = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L \frac{(i - u_i) \times (j - u_j) \times P(i, j)^2}{\sigma_i \sigma_j}$	✓	路春燕等, 2021
形状特征 Shape features	Shape index	形状指数, 反映整个斑块形状特点的指数 Shape index, an index reflecting the shape characteristics of the entire patch	✓	耿仁方等, 2019
	Compactness	紧凑性, 反映斑块在空间分布上的紧密程度 Compactness, reflecting the tightness of patch distribution in space	✓	耿仁方等, 2019
	Density	密度, 反映单位面积上的斑块数量 Density, reflecting the number of patches per unit area	✓	耿仁方等, 2019
	Area	面积, 反映斑块所占空间的大小 Area, reflecting the size of the space occupied by the patch	✓	耿仁方等, 2019
	Rectangularity fit	矩形度, 反映斑块对其外接矩形的充满程度 Rectangularity fit, reflecting the degree of patch filling its surrounding rectangle	✓	耿仁方等, 2019

表1 (续) Table 1 (continued)

特征类型 Feature types	特征指标 Feature factors	公式/解释 Formula/Explanation	筛选为最优特征组合 Be screened into the optimal feature combination	参考文献 References
高度特征 Height features	Max_Height	高度最大值 Maximum height		徐逸等, 2021
	Min_Height	高度最小值 Minimum height		徐逸等, 2021
	Mean_Height	高度均值 Average height		徐逸等, 2021
	SD_Height	高度标准差 Standard deviation of height		徐逸等, 2021

✓ 表示该特征指标基于可分离性分析被筛选为最优特征组合。 R 、 G 、 B 分别表示在红、绿、蓝波段下影像像元的灰度值; 灰度共生矩阵描述的是 θ 方向上间距为 d 的一对像素灰度值分别为 i 和 j 出现的概率, 记为 $P(i, j, d, \theta)$, L 为影像灰度等级。

✓ indicates that the feature factor is selected as the optimal feature combination based on separability analysis. R , G and B represent the gray values of pixels in red, green, and blue band, respectively. The gray level co-occurrence matrix describes the probability of occurrence of a pair of pixel gray values with a distance of d in the θ direction, i and j , respectively, denoted as $P(i, j, d, \theta)$, and L is the image gray level.

究基于ENVI 5.3软件平台实现K最近邻分类。

1.4.2 决策树分类

决策树(decision tree, DT)是Breiman等(1984)提出的一种简单且应用广泛的分类器, 通过训练已知的多变量数据来构建一组决策规则。决策树分类根据特征评估标准, 从上至下递归地生成子节点; 再对分支进行修剪来缩小树结构规模、缓解过拟合(牛宵, 2021)。因此, 决策树模型具有较好的可读性和描述性, 有利于人工分析; 另一方面, 决策树分类方法具有高效性, 只需构建决策树并重复使用。每个预测的最大计算次数不超过决策树的深度(Hua et al, 2019)。本研究采用R软件party包实现决策树分类。

1.4.3 随机森林分类

随机森林方法是一种基于分类和回归树的多决策分类树方法(Breiman, 2001)。随机森林的各决策树随机且有放回地从训练集抽取多个训练样本作为该树的训练集, 每棵决策树完成单独分类后, 经投票得到最后的输出结果。随机森林方法可以处理高维数据, 且具有避免过拟合和可以对特征重要性进行排序等优点。本研究使用R软件的randomForest包实现随机森林分类。

1.4.4 贝叶斯分类

贝叶斯分类(Bayes)是各种分类器中分类错误概率最小或者在预先给定代价的情况下平均风险最小的分类器, 其分类原理是通过某对象的先验概率, 利用贝叶斯公式计算出其后验概率, 即该对象属于某一类的概率, 选择具有最大后验概率的类作为该对象所属的类(沈妍琰等, 2020)。贝叶斯分类具有接受大量数据训练和查询时所具备的高速度, 支

持增量式训练, 结果可解释性好。本研究具体采用R软件的bnlearn包实现贝叶斯分类。

1.5 分类准确性评估

基于野外实地采样点数据, 利用总体精度(overall accuracy, OA)、Kappa系数、用户精度(user accuracy, UA)和生产者精度(producer accuracy, PA)对U-net深度学习模型和4种机器学习模型的分类精度进行评价。各评价参数具体计算公式如下(闻馨等, 2020):

$$OA = \frac{\sum N_{ii}}{N} \times 100\%, i = 1, \dots, k \quad (3)$$

$$UA = \frac{N_{ii}}{N_{i+}} \times 100\%, N_{i+} = N_{i1} + N_{i2} + \dots + N_{ik} \quad (4)$$

$$PA = \frac{N_{ii}}{N_{+i}} \times 100\%, N_{+i} = N_{1i} + N_{2i} + \dots + N_{ki} \quad (5)$$

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^k N_{ii} - \sum_{i=1}^k N_{i+} N_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^k N_{i+} N_{+i}} \quad (6)$$

式中, k 为总类别数, N 为总样本数, N_{ii} 为测试样本中 i 类被正确分类的样本数, N_{i+} 为测试样本中 i 类的样本总数, N_{+i} 为实际分类中被分为 i 类的样本总数。

2 结果

2.1 最优分割尺度

本研究利用尺度参数估计模型共确定了12个最优分割尺度备选值(图3), 其中最优精细分割尺度参数为33, 最优粗略分割尺度参数为62。通过对比分析各备选最优分割尺度的分割效果(表2)可知, 虽然粗略分割尺度可实现大面积、均一植被类型的空

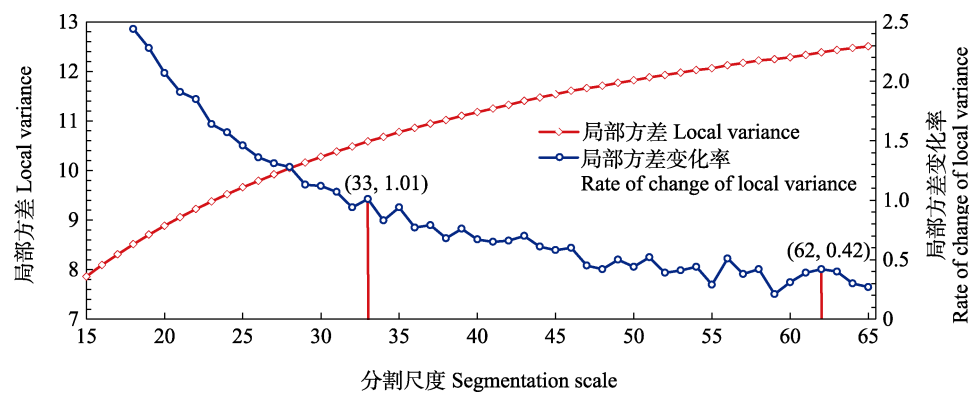
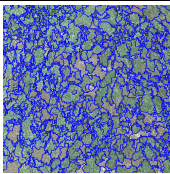
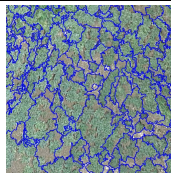
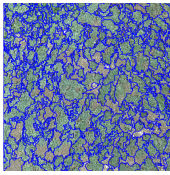
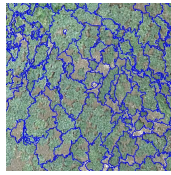
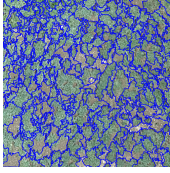
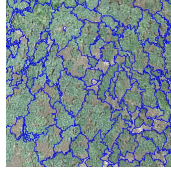
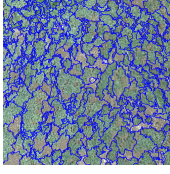
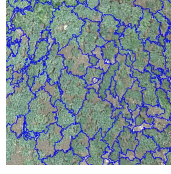
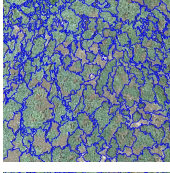
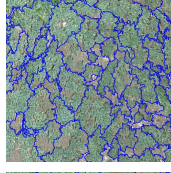
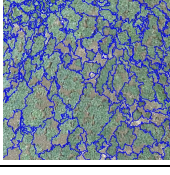
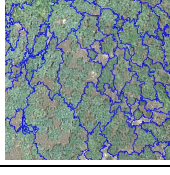


图3 不同分割尺度的局部方差及其变化率
Fig. 3 Local variance and its change rate for different segmentation scales

表2 最优精细至最优粗略分割尺度分割效果对比
Table 2 Performance comparison of optimal fine to rough segmentation scales

分割尺度 Segmentation scale	分割效果 Segmentation effect	分割尺度 Segmentation scale	分割效果 Segmentation effect
33		49	
35		51	
37		54	
39		56	
43		58	
46		62	

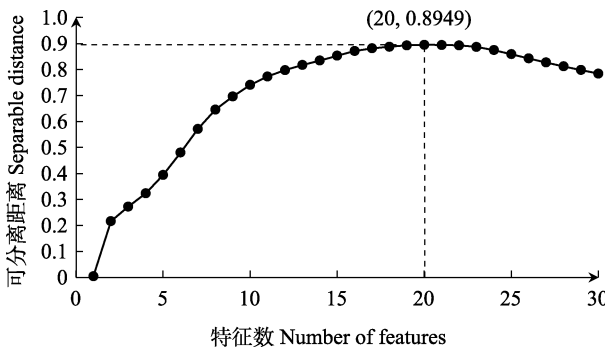


图4 最优特征空间维度评价
Fig. 4 Evaluation of optimal feature space dimension

间分布刻画,但对于细小、孤立的植被分布难以有效表达。鉴于本研究区细小、孤立湿地植物物种较多,且种间混生、群落边界不清晰等现象突出,因此选取33为最优分割尺度。

2.2 影像特征可分离性

利用可分离距离算法对初始特征指标进行分析,得到不同特征空间维度的可分性(图4)。当特征空间维度(即特征数)为20时,可分离距离达到最优值0.8949,表明在此特征组合下不同植物物种间的类内相似性最高、类间相似性最低,可分性最好,即得到最优特征组合(表1)。由表1中筛选的特征结果可知,最优特征组合共包含光谱特征、纹理特征和形状特征3类,其中光谱特征数量最多(10个),纹理特征和形状特征次之(各5个)。

2.3 精度对比分析

在面向对象影像最优特征选取的基础上,分别利用U-net深度学习方法和4种典型机器学习分类方法实现研究区滨海湿地植物物种的分类,对比其分

类结果(图5)及精度(表3)可知, U-net分类整体性最好, 混分、误分现象较其他分类的少, 能够有效避免“椒盐”现象。各分类结果的总体精度和Kappa系数按从大到小排序为: U-net > 贝叶斯 > 随机森林

> 决策树 > K最近邻。U-net深度学习方法的分类精度最高, 总体精度达95.67%, Kappa系数为0.91; 其中, 秋茄生产者精度和用户精度均最高, 为100%, 分析其原因, 可能是相比于研究区内其他湿地植物

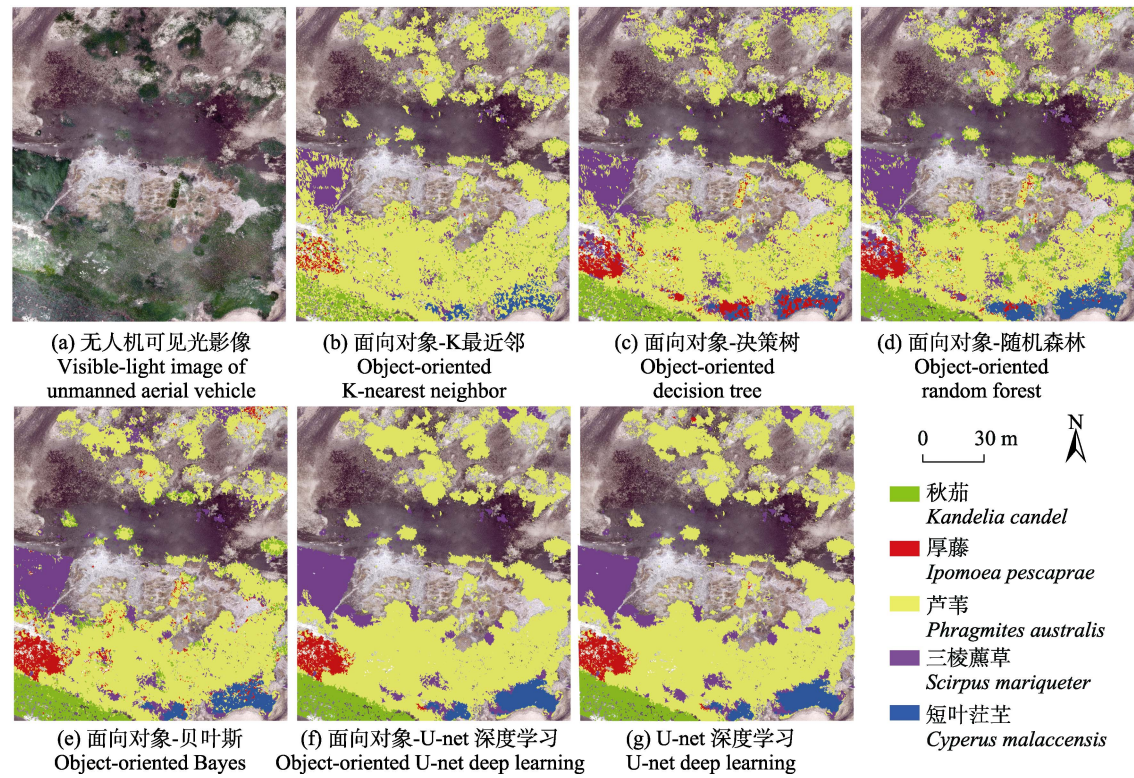


图5 基于不同方法的研究区湿地植被类型分类结果
Fig. 5 Classification results of wetland vegetation types in the study area based on different methods

表3 不同分类方法分类精度比较
Table 3 Comparison of classification accuracy of different methods

湿地植被类型 Wetland vegetation type	K最近邻 K-nearest neighbor		决策树 Decision tree		随机森林 Random forest		贝叶斯 Bayes		U-net深度学习 U-net deep learning	
	生产者精度 Producer accuracy (%)	用户精度 User accuracy (%)	生产者精度 Producer accuracy (%)	用户精度 User accuracy (%)	生产者精度 Producer accuracy (%)	用户精度 User accuracy (%)	生产者精度 Producer accuracy (%)	用户精度 User accuracy (%)	生产者精度 Producer accuracy (%)	用户精度 User accuracy (%)
短叶茳芏 <i>Cyperus malaccensis</i>	60.00	92.31	80.95	100.00	90.48	100.00	71.43	100.00	75.00	93.75
三棱藨草 <i>Scirpus mariqueter</i>	58.06	58.06	80.00	66.67	86.67	61.90	96.67	72.50	90.32	82.35
厚藤 <i>Ipomoea pescaprae</i>	75.00	100.00	75.00	54.55	81.25	65.00	100.00	72.73	87.50	100.00
芦苇 <i>Phragmites australis</i>	93.30	84.78	87.08	92.39	83.73	96.15	88.04	97.87	98.56	97.17
秋茄 <i>Kandelia candel</i>	37.50	64.29	79.17	67.86	95.83	62.16	95.83	65.71	100.00	100.00
总体精度 Overall accuracy (%)	82.00		84.67		85.33		89.00		95.67	
Kappa系数 Kappa coefficient	0.60		0.70		0.73		0.79		0.91	

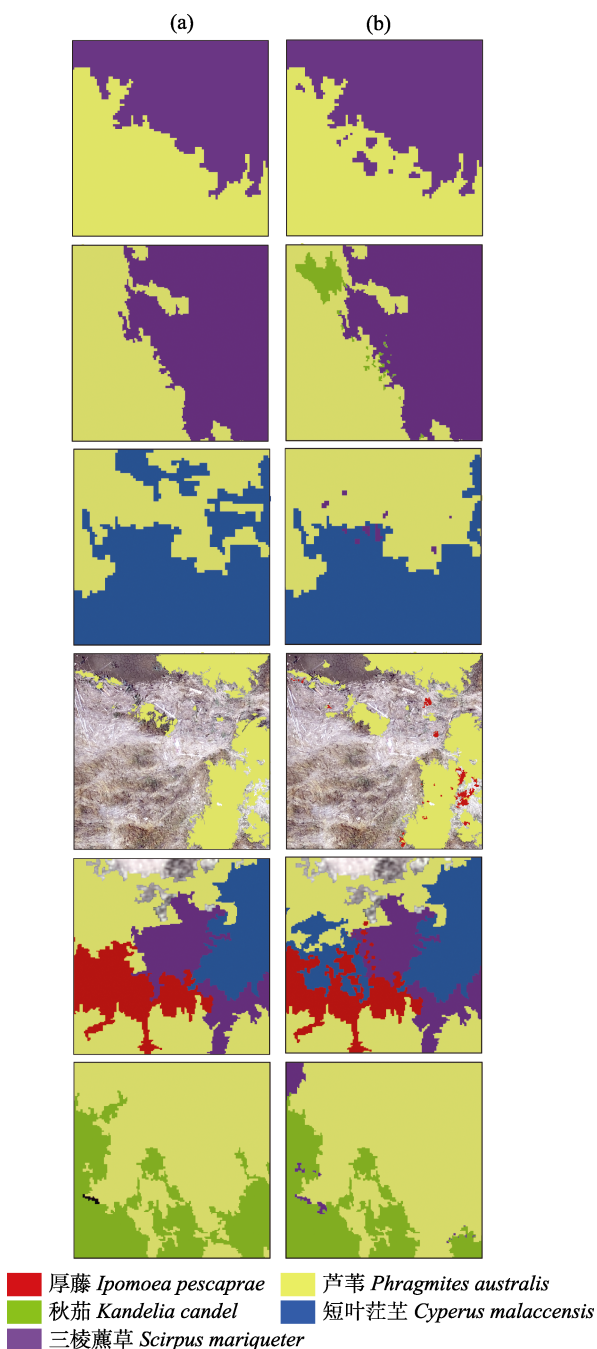


图6 面向对象-U-net深度学习(a)与U-net深度学习(b)方法分类结果局部细节对比。群落交界处各植物种类混生, 边界不清晰, 特征相似, 基于像素分类方法的结果“椒盐”现象明显, 易出现错分问题, 而面向对象分类方法可有效避免该问题, 能更为准确地区分不同植物种类。

Fig. 6 Local detail comparison of classification results between object-oriented U-net deep learning (a) and U-net deep learning (b). At the community boundary, plant species are often mixed with unclear outline and similar image characteristics. The results based on pixel classification method show obvious “pepper and salt” phenomenon, which is prone to misclassification. In contrast, object-oriented method could effectively avoid this problem and distinguish different plant species more accurately.

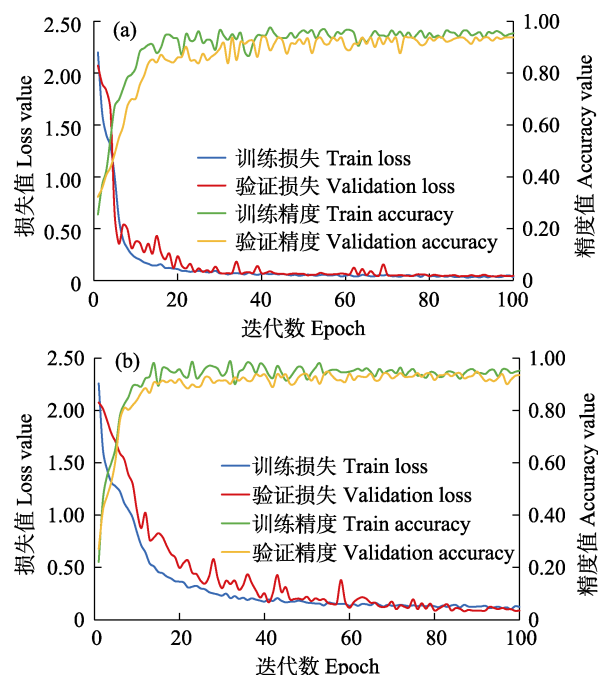


图7 面向对象-U-net深度学习(a)与U-net深度学习(b)分类方法的模型训练与验证损失值及精度对比

Fig. 7 Loss value and accuracy comparison of model training and validation between object-oriented U-net deep learning (a) and U-net deep learning (b)

物种, 秋茄为木本植物, 树冠轮廓分明, 独立生长, 且群落内无混生现象, 具有较好的区分度。

对比各种分类方法, 不同植物物种的生产者精度和用户精度存在明显差异。其中, 芦苇的识别精度均较高, 其生产者精度和用户精度均在80%以上。在K最近邻、贝叶斯和U-net分类中, 厚藤的分类精度较高, 生产者精度和用户精度至少有一种可达100%。相比而言, 三棱藨草和短叶茼茼的识别精度较低。

此外, 为对比面向对象-U-net深度学习和U-net深度学习分类的差异, 分析二者的分类结果(图5f-g, 图6)以及模型训练和验证的损失值与精度(图7)可知, 尽管二者精度差异较小, 但仅利用U-net模型训练的分类结果存在部分“椒盐”现象, 而基于面向对象-U-net深度学习的分类结果可避免该问题。

3 讨论

滨海湿地植物物种精细化分类对滨海湿地生物多样性保护管理与监测具有重要意义。为此, 本研究选取闽江河口典型滨海湿地分布区为研究对象, 以无人机可见光遥感影像为基本数据源, 构建

了一种面向对象-深度学习的滨海湿地植物物种识别与分类方法。该方法利用尺度参数估计模型定量确定影像最优分割尺度,并基于距离可分性方法充分挖掘不同植物物种的影像特征差异,集成面向对象与深度学习方法的优点,分类结果整体性良好且精度高。基于该分类方法,闽江河口典型滨海湿地植物物种分类结果总体精度达95.67%,较以往研究具有一定的优势,对不同滨海湿地植物物种的识别较为精准,可为后期植物物种分类研究提供技术支持与参考借鉴。

相对于传统的基于像素分类的方法,深度学习可有效提高植物物种分类的精度,但因其基本处理单元为像素,分类结果仍无法避免“椒盐”现象的产生,使得后期处理的工作量增加。相比而言,面向对象分类方法的基本处理单元为对象,可有效避免该问题,这与莫利江等(2012)和Li等(2015)的研究结果一致。尽管如此,在面向对象分类过程中由于仅应用了低层次分类特征,因此对于物种较多的复杂区域,其分类精度难以进一步提高(代沁伶等, 2020)。由此,本研究从整合优势的角度出发,将面向对象与深度学习方法相结合,避免了“椒盐”现象的产生与特征提取能力低等问题。此外,为使分类结果和实际地物更为一致,本研究定量确定了面向对象的最优分割尺度,充分挖掘无人机可见光影像的光谱、纹理、形状和高度信息等30个特征,相对于前人研究,本研究构建的影像特征集具有数量大、维度高的特点。在此基础上,为避免特征冗余、提高分类精度与模型分析效率,进一步对最优特征组合进行定量筛选。同时,为了更好地分析和探讨本研究分类方法的分类效果,将U-net深度学习方法与4种常用的机器学习方法的分类结果进行了对比。该方法体系是滨海湿地植物物种多样性调查的有效补充手段,对于滨海湿地植物物种精细制图具有参考价值。与闻馨等(2020)和周在明等(2021)的植物物种遥感分类相比,本研究不仅增加了多维度特征进行物种识别,更尝试利用U-net深度学习方法对滨海湿地植物物种进行高精度分类,结果显示本研究分类方法具有分类结果整体性良好、精度较高的特点,分类效果集成了面向对象与深度学习分类方法各自的优点,也从侧面印证了本研究所构建的方法对于复杂植物物种的识别精

度高、分类效果优良,可为滨海湿地植物物种多样性调查及精细化管理提供技术参考。

本研究中,高度特征未纳入最优特征组合,主要原因为:除红树林外,研究区湿地植物物种均为草本植物,高度差异较小;而防治互花米草,研究区后期补种了人工种植的秋茄、芦苇、三棱藨草和短叶茳芏等本土植物幼苗,幼苗植株较为矮小,因此整体上研究区湿地植物物种高度差异不明显。此外,结合分类结果及野外调查资料,U-net分类结果可更好地反映研究区植物物种的空间分布状况,与不同滨海湿地植物物种的生态位分布相符合,这与学者们对秋茄(卢昌义和林鹏, 1990)、厚藤(欧阳蒲月等, 2011)、三棱藨草(张利权和雍学葵, 1992)、芦苇和短叶茳芏(胡慧娟等, 2001)的研究结果一致。研究区植物群落整体呈由陆地到海洋的条带状空间分布,群落交界处存在不同植物物种混合生长,向海前缘处植物破碎化分布明显,这与高会等(2017)对闽江口植物物种分布的描述一致。错分现象主要在群落交错区或植物稀疏区域,例如:芦苇的错分主要集中于植物群落交界地带以及向海前缘群落分布稀疏的地方。

尽管本研究取得了较好的分类效果,但仍具有一定的局限性。因为遥感影像数据类型多样,具有不同的优势与特点,但本研究仅利用了无人机可见光影像,提供的影像信息较为有限,为增加可用信息的丰富度与提高研究的深入性,在今后的实践中可尝试搭载其他传感器(如多光谱、高光谱、激光雷达等)或结合多种卫星遥感数据源,综合其优势对植物物种进行识别与分类研究。此外,本研究影像成像时间为夏季,植物生长旺盛,草本植物物种分类中易出现误分现象,如本研究中三棱藨草和短叶茳芏的分类易误分,但由于各草本植物的花果期不同,其影像会有所差异,应用于植物物种分类中可减少误分现象,因此未来可尝试增加多时相影像做进一步探索。

致谢: 感谢闽江河口湿地国家级自然保护区工作人员对本研究野外调查工作的帮助!

ORCID

路春燕  <https://orcid.org/0000-0003-1502-9175>

参考文献

- Barbier EB, Acreman M, Knowler D (1997) Economic Valuation of Wetlands: A Guide for Policy Makers and Planners. Ramsar Convention Bureau, Gland.
- Breiman L (2001) Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
- Breiman L, Friedman JH, Olshen RA, Stone CJ (1984) Classification and regression trees. *Biometrics*, 40, 874.
- Cai LF, Wu DS, Fang LM, Zheng XY (2019) Tree species identification using XGBoost based on GF-2 images. *Forest Resources Management*, (5), 44–51. (in Chinese with English abstract) [蔡林菲, 吴达胜, 方陆明, 郑辛煜 (2019) 基于XGBoost的高分二号影像树种识别. *林业资源管理*, (5), 44–51.]
- Chen C, Ma Y, Hu YB, Zhang JY (2019) A convolution neural network model with adaptive learning rate and its application—A case study of remote sensing classification of coastal wetland. *Marine Environmental Science*, 38, 621–627. (in Chinese with English abstract) [陈琛, 马毅, 胡亚斌, 张靖宇 (2019) 一种自适应学习率的卷积神经网络模型及应用——以滨海湿地遥感分类为例. *海洋环境科学*, 38, 621–627.]
- Cheng DB, Zhang SC, Liu XY, Sun K, Zong M (2017) Feature selection by combining subspace learning with sparse representation. *Multimedia Systems*, 23, 285–291.
- Cover TM, Hart PE (1967) Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13, 21–27.
- Dai QL, Luo B, Zheng C, Wang LG (2020) Regional multiscale Markov random field for remote sensing image classification. *National Remote Sensing Bulletin*, 24, 245–253. (in Chinese with English abstract) [代沁伶, 罗斌, 郑晨, 王雷光 (2020) 区域多尺度马尔可夫随机场的遥感影像分类. *遥感学报*, 24, 245–253.]
- Ding LL, Li QZ, Du X, Tian YC, Yuan C (2016) Vegetation extraction method based on color indices from UAV images. *Remote Sensing for Natural Resources*, 28(1), 78–86. (in Chinese with English abstract) [丁雷龙, 李强子, 杜鑫, 田亦陈, 袁超 (2016) 基于无人机图像颜色指数的植被识别. *国土资源遥感*, 28(1), 78–86.]
- Drăguț L, Csillik O, Eisank C, Tiede D (2014) Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 88, 119–127.
- Drăguț L, Tiede D, Levick SR (2010) ESP: A tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, 24, 859–871.
- Fei XY, He XK, Xie HX, Wang HM, Chen S, Chen TY (2021) Classification of Linhong River estuary wetland based on GF-1 satellite image. *Journal of Jiangsu Ocean University (Natural Science Edition)*, 30(2), 50–57. (in Chinese with English abstract) [费鲜芸, 何鑫坤, 谢宏璇, 王灏旻, 陈实, 陈天羽 (2021) 基于GF-1卫星影像的临洪河口湿地遥感分类. *江苏海洋大学学报(自然科学版)*, 30(2), 50–57.]
- Gao H, Li JB, He T, Sun ZG, Fan AL, Zhu H, Ren P, Zhai SJ (2017) Silica distribution characteristics in plant-soil systems of typical vegetation communities and ecotones in Min River estuary wetland. *Journal of Soil and Water Conservation*, 31, 279–285. (in Chinese with English abstract) [高会, 李家兵, 何涛, 孙志高, 范爱连, 祝贺, 任鹏, 翟水晶 (2017) 闽江河口典型植被群落带及交错带植物-土壤体系中硅素的分布特征. *水土保持学报*, 31, 279–285.]
- Geng RF, Fu BL, Cai JT, Chen XY, Lan FW, Yu HM, Li QX (2019) Object-based karst wetland vegetation classification method using unmanned aerial vehicle images and random forest algorithm. *Journal of Geo-Information Science*, 21, 1295–1306. (in Chinese with English abstract) [耿仁方, 付波霖, 蔡江涛, 陈晓雨, 蓝斐芜, 余杭滔, 李青逊 (2019) 基于无人机影像和面向对象随机森林算法的岩溶湿地植被识别方法研究. *地球信息科学学报*, 21, 1295–1306.]
- Guo QH, Liu J (2018) Remote sensing has become an indispensable technology for biodiversity research protection and change monitoring. *Biodiversity Science*, 26, 785–788. (in Chinese) [郭庆华, 刘瑾 (2018) 遥感已经成为生物多样性研究保护与变化监测不可或缺的技术手段. *生物多样性*, 26, 785–788.]
- Hu HJ, Zhang RT, Chen JR (2001) Plant ecology of the outer coast of the Minjiang River estuary in Fujian. *Haiyang Xuebao*, 23(5), 110–115. (in Chinese with English abstract) [胡慧娟, 张娆挺, 陈剑榕 (2001) 福建闽江口外海岸植物生态. *海洋学报*, 23(5), 110–115.]
- Hua L, Sui HG, Ding W, Fu HB (2019) Automatic geometric correction of complex sea condition remote sensing image based on decision tree classification. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 326, 012006.
- Huang SD, Xu WH, Xiong Y, Wu C, Dai F, Xu HF, Wang LG, Kou WL (2021) Combining textures and spatial features to extract tea plantations based on object-oriented method by using multispectral image. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 41, 2565–2571. (in Chinese with English abstract) [黄邵东, 徐伟恒, 熊源, 吴超, 代飞, 徐海峰, 王雷光, 寇卫利 (2021) 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*, 41, 2565–2571.]
- Hunt ER Jr, Cavigelli M, Daughtry CST, McMurtrey JE, Walthall CL (2005) Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status. *Precision Agriculture*, 6, 359–378.
- Jia QY, Zhou L, Xie YB, Zhou GS (2006) Study on biomass dynamics of *Phragmites communis* community in Panjin wetland. *Journal of Meteorology and Environment*, 22(4), 25–29. (in Chinese with English abstract) [贾庆宇, 周莉, 谢艳兵, 周广胜 (2006) 盘锦湿地芦苇群落生物量动态

- 特征研究. 气象与环境学报, 22(4), 25–29.]
- Jing R, Deng L, Zhao WJ, Gong ZN (2016) Object-oriented aquatic vegetation extracting approach based on visible vegetation indices. Chinese Journal of Applied Ecology, 27, 1427–1436. (in Chinese with English abstract) [井然, 邓磊, 赵文吉, 宫兆宁 (2016) 基于可见光植被指数的面向对象湿地水生植被提取方法. 应用生态学报, 27, 1427–1436.]
- Kong JX, Zhang ZC, Zhang J (2019) Classification and identification of plant species based on multi-source remote sensing data: Research progress and prospect. Biodiversity Science, 27, 796–812. (in Chinese with English abstract) [孔嘉鑫, 张昭臣, 张健 (2019) 基于多源遥感数据的植物物种分类与识别: 研究进展与展望. 生物多样性, 27, 796–812.]
- Li QT, Wang CZ, Zhang B, Lu LL (2015) Object-based crop classification with landsat-MODIS enhanced time-series data. Remote Sensing, 7, 16091–16107.
- Liu BF, Guo YM (2003) Waterfowl resources and protection in Minjiang River estuary wetland. Chinese Wildlife, 24(4), 6–7. (in Chinese) [刘伯锋, 郭玉民 (2003) 闽江河口湿地水禽资源及其保护. 野生动物, 24(4), 6–7.]
- Liu K, Gong H, Cao JJ, Zhu YH (2019) Comparison of mangrove remote sensing classification based on multi-type UAV data. Tropical Geography, 39, 492–501. (in Chinese with English abstract) [刘凯, 龚辉, 曹晶晶, 朱远辉 (2019) 基于多类型无人机数据的红树林遥感分类对比. 热带地理, 39, 492–501.]
- Liu RH, Liang SC, Zhao HY, Qi GC, Li LX, Jiang Y, Niu ZG (2017) Progress of Chinese coastal wetland based on remote sensing. Remote Sensing Technology and Application, 32, 998–1011. (in Chinese with English abstract) [刘润红, 梁士楚, 赵红艳, 漆光超, 李丽香, 姜勇, 牛振国 (2017) 中国滨海湿地遥感研究进展. 遥感技术与应用, 32, 998–1011.]
- Liu RQ, Li JL, Sun C, Sun WW, Cao LD, Tian P (2021) Classification of Yancheng coastal wetland vegetation based on vegetation phenological characteristics derived from Sentinel-2 time-series. Acta Geographica Sinica, 76, 1680–1692. (in Chinese with English abstract) [刘瑞清, 李加林, 孙超, 孙伟伟, 曹罗丹, 田鹏 (2021) 基于 Sentinel-2 遥感时间序列植被物候特征的盐城滨海湿地植被分类. 地理学报, 76, 1680–1692.]
- Lu CY, Lei YF, Su Y, Huang YF, Liu MY, Jia MM (2021) Remote sensing analysis of wetland dynamics based on object-oriented and deep learning in the low-elevation coastal zone of Southeast Fujian. Remote Sensing Technology and Application, 36, 713–727. (in Chinese with English abstract) [路春燕, 雷依凡, 苏颖, 黄雨菲, 刘明月, 贾明明 (2021) 基于面向对象-深度学习的闽东南低海拔海岸带地区湿地动态遥感分析. 遥感技术与应用, 36, 713–727.]
- Lu CY, Li L, Wang ZL, Su YL, Su Y, Huang YF, Jia MM, Mao DH (2022) The national nature reserves in China: Are they effective in conserving mangroves? Ecological Indicators, 142, 109265.
- Lu CY, Lin P (1990) Afforesting techniques of *Kandelia candel* mangrove and their ecological principle. Journal of Xiamen University (Natural Science), 29, 694–698. (in Chinese with English abstract) [卢昌义, 林鹏 (1990) 秋茄红树林的造林技术及其生态学原理. 厦门大学学报(自然科学版), 29, 694–698.]
- Lu CY, Liu JF, Jia MM, Liu MY, Man WD, Fu WW, Zhong LX, Lin XQ, Su Y, Gao YB (2018) Dynamic analysis of mangrove forests based on an optimal segmentation scale model and multi-seasonal images in Quanzhou Bay, China. Remote Sensing, 10, 2020.
- Luo YM (2016) Sustainability associated coastal eco-environmental problems and coastal science development in China. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 31, 1133–1142. (in Chinese with English abstract) [骆永明 (2016) 中国海岸带可持续发展中的生态环境问题与海岸科学发展. 中国科学院院刊, 31, 1133–1142.]
- Mo LJ, Cao Y, Hu YM, Liu M, Xia D (2012) Object-oriented classification for satellite remote sensing of wetlands: A case study in southern Hangzhou Bay area. Wetland Science, 10, 206–213. (in Chinese with English abstract) [莫利江, 曹宇, 胡远满, 刘淼, 夏栋 (2012) 面向对象的湿地景观遥感分类——以杭州湾南岸地区为例. 湿地科学, 10, 206–213.]
- Nie Q, Qi KK, Zhao YF (2021) Object-oriented classification of high-resolution image combining super-pixel segmentation. Bulletin of Surveying and Mapping, (6), 44–49. (in Chinese with English abstract) [聂倩, 七珂珂, 赵艳福 (2021) 融入超像素分割的高分辨率影像面向对象分类. 测绘通报, (6), 44–49.]
- Niu X (2021) Research on residential buildings recognition by decision tree classification model. Science of Surveying and Mapping, 46(3), 163–168. (in Chinese with English abstract) [牛宵 (2021) 决策树分类模型的住宅建筑物图斑识别. 测绘科学, 46(3), 163–168.]
- Ouyang PY, Liu N, Zhang WW, Wang J, Jian SG (2011) Biological and ecophysiological characteristics of a beach plant *Ipomoea pescaprae*. Journal of Hunan University of Science & Technology (Natural Science Edition), 26(4), 117–121. (in Chinese with English abstract) [欧阳蒲月, 刘楠, 张伟伟, 王俊, 简曙光 (2011) 海滩植物厚藤 (*Ipomoea pescaprae*) 的生物学及生理生态特性. 湖南科技大学学报(自然科学版), 26(4), 117–121.]
- Pan WH, Chen JJ, Zhang CG, Lin J (2011) Dynamic monitoring analysis of expansion of *Spartina alterniflora* in Fujian. Chinese Journal of Agrometeorology, 32(S1), 174–177. (in Chinese with English abstract) [潘卫华, 陈家金, 张春桂, 林晶 (2011) 福建沿海水域互花米草蔓延的动态监测分析. 中国农业气象, 32(S1), 174–177.]
- Pashaei M, Kamangir H, Starek MJ, Tissot P (2020) Review

- and evaluation of deep learning architectures for efficient land cover mapping with UAS hyper-spatial imagery: A case study over a wetland. *Remote Sensing*, 12, 959.
- Ronneberger O, Fischer P, Brox T (2015) U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015* (eds Navab N, Hornegger J, Wells W, Frangi A), pp. 234–241. Springer, Cham.
- Shen YY, Huang XY, Huang SR, Shen YQ, Chen XY (2020) Identification and validation of sea-wave echoes collected by a Doppler weather radar based on a Bayes classifier. *Marine Sciences*, 44(6), 83–90. (in Chinese with English abstract) [沈妍琰, 黄兴友, 黄书荣, 沈艳秋, 陈晓颖 (2020) 基于贝叶斯分类器的多普勒天气雷达海浪回波识别和效果检验. *海洋科学*, 44(6), 83–90.]
- Shi PR, Chen YF, Liu H, Wu YH (2018) Parameters of multi-segmentation based on segmentation evaluation function. *Remote Sensing Technology and Application*, 33, 628–637. (in Chinese with English abstract) [施佩荣, 陈永富, 刘华, 吴云华 (2018) 基于分割评价函数的多尺度分割参数的选择. *遥感技术与应用*, 33, 628–637.]
- Song HR, Su GH, Sun JH, Wei HL, Lin WR (2021) Landscape changes of the Yancheng wetland in the past 20 years: Evidence from random forest. *Marine Geology Frontiers*, 37(12), 75–82. (in Chinese with English abstract) [宋怀荣, 苏国辉, 孙记红, 魏合龙, 林文荣 (2021) 基于随机森林的盐城湿地近20年景观格局变化. *海洋地质前沿*, 37(12), 75–82.]
- Song J, Liu XL (2021) Improving the accuracy of forest identification in mountainous areas from multi-source remote sensing data—The Sunan County section of Qilian Mountains National Park as an example. *Acta Prataculturae Sinica*, 30(10), 1–14. (in Chinese with English abstract) [宋洁, 刘学录 (2021) 基于多源遥感数据提高山地森林识别精度——以祁连山国家公园肃南段为例. *草业学报*, 30(10), 1–14.]
- Sun WW, Yang G, Chen C, Chang MH, Huang K, Meng XZ, Liu LY (2020) Development status and literature analysis of China's earth observation remote sensing satellites. *Journal of Remote Sensing (Chinese)*, 24, 479–510. (in Chinese with English abstract) [孙伟伟, 杨刚, 陈超, 常明会, 黄可, 孟祥珍, 刘良云 (2020) 中国地球观测遥感卫星发展现状及文献分析. *遥感学报*, 24, 479–510.]
- Tong C, Huang JF, Wang WQ, Liao J, Liu ZX, Zeng CS (2012) Methane dynamics of a brackish-water tidal *Phragmites australis* marsh in the Minjiang River estuary. *Acta Geographica Sinica*, 67, 1165–1180. (in Chinese with English abstract) [仝川, 黄佳芳, 王维奇, 廖稷, 刘泽雄, 曾从盛 (2012) 闽江口半咸水芦苇潮汐沼泽湿地甲烷动态. *地理学报*, 67, 1165–1180.]
- Wan LM, Zhang HS, Lin GH, Lin H (2019) A small-patched convolutional neural network for mangrove mapping at species level using high-resolution remote-sensing image. *Annals of GIS*, 25, 45–55.
- Wang L, Shi C, Tian JY, Song XN, Jia MM, Li XJ, Liu XM, Zhong RF, Yin DM, Yang SS, Guo XX (2018) Researches on mangrove forest monitoring methods based on multi-source remote sensing. *Biodiversity Science*, 26, 838–849. (in Chinese with English abstract) [王乐, 时晨, 田金炎, 宋晓楠, 贾明明, 李小娟, 刘晓萌, 钟若飞, 殷大萌, 杨杉杉, 郭先仙 (2018) 基于多源遥感的红树林监测. *生物多样性*, 26, 838–849.]
- Wang XQ, Wang MM, Wang SQ, Wu YD (2015) Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 31(5), 152–159. (in Chinese with English abstract) [汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 吴云东 (2015) 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取. *农业工程学报*, 31(5), 152–159.]
- Wang ZQ, Zhou Y, Wang SX, Wang FT, Xu ZY (2021) House building extraction from high-resolution remote sensing images based on IEU-Net. *National Remote Sensing Bulletin*, 25, 2245–2254. (in Chinese with English abstract) [王振庆, 周艺, 王世新, 王福涛, 徐知宇 (2021) IEU-Net 高分辨率遥感影像房屋建筑物提取. *遥感学报*, 25, 2245–2254.]
- Wei SS, Zhang H, Wang C, Wang YY, Xu L (2019) Multi-temporal SAR data large-scale crop mapping based on U-net model. *Remote Sensing*, 11, 68.
- Wen X, Jia MM, Li XY, Wang ZM, Zhong CR, Feng EH (2020) Identification of mangrove canopy species based on visible unmanned aerial vehicle images. *Journal of Forest and Environment*, 40, 486–496. (in Chinese with English abstract) [闻馨, 贾明明, 李晓燕, 王宗明, 钟才荣, 冯尔辉 (2020) 基于无人机可见光影像的红树林冠层群落识别. *森林与环境学报*, 40, 486–496.]
- Xu Y, Zhang CL, Jiang RJ, Wang ZF, Zhu MC, Shen GC (2021) UAV-based hyperspectral images and monitoring of canopy tree diversity. *Biodiversity Science*, 29, 647–660. (in Chinese with English abstract) [徐岩, 张聪伶, 降瑞娇, 王子斐, 朱梦晨, 沈国春 (2021) 无人机高光谱影像与冠层树种多样性监测. *生物多样性*, 29, 647–660.]
- Xu Y, Zhen JN, Jiang XP, Wang JJ (2021) Mangrove species classification with UAV-based remote sensing data and XGBoost. *National Remote Sensing Bulletin*, 25, 737–752. (in Chinese with English abstract) [徐逸, 甄佳宁, 蒋侠朋, 王俊杰 (2021) 无人机遥感与XGBoost的红树林物种分类. *遥感学报*, 25, 737–752.]
- Zhan X, Pan WB, Zheng P, Ke JY, Chen QL (2017) Landscape naturalness assessment of the Minjiang River Estuary Wetland Nature Reserve and surrounding areas. *Acta Ecologica Sinica*, 37, 6895–6904. (in Chinese with English abstract) [占昕, 潘文斌, 郑鹏, 柯锦燕, 陈奇亮 (2017) 闽江河口湿地自然保护区及其周边区域景观自然性评价. *生态学报*, 37, 6895–6904.]
- Zhang CY, Chen SL, Li P, Liu QL (2022) Spatiotemporal

- dynamic remote sensing monitoring of typical wetland vegetation in the current Huanghe River Estuary Reserve. *Haiyang Xuebao*, 44(1), 125–136. (in Chinese with English abstract) [张晨宇, 陈沈良, 李鹏, 刘清兰 (2022) 现行黄河河口保护区典型湿地植被时空动态遥感监测. *海洋学报*, 44(1), 125–136.]
- Zhang LQ, Yong XK (1992) Studies on phenology and spatial distribution pattern of *Scirpus mariqueter* population. *Acta Phytocologica et Geobotanica Sinica*, 16, 43–51. (in Chinese with English abstract) [张利权, 雍学葵 (1992) 海三棱藨草种群的物候与分布格局研究. *植物生态学与地植物学学报*, 16, 43–51.]
- Zhang SC, Li XL, Zong M, Zhu XF, Cheng DB (2017) Learning k for kNN classification. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 8(3), 1–19.
- Zhou T, Hu ZQ, Han JZ, Zhang H (2021) Green vegetation extraction based on visible light image of UAV. *China Environmental Science*, 41, 2380–2390. (in Chinese with English abstract) [周涛, 胡振琪, 韩佳政, 张浩 (2021) 基于无人机可见光影像的绿色植被提取. *中国环境科学*, 41, 2380–2390.]
- Zhou ZM, Chen BQ, Xu R, Fang W (2021) Identification of the mangrove species using UAV hyperspectral images: A case study of Zhangjiangkou Mangrove National Nature Reserve. *Haiyang Xuebao*, 43(9), 137–145. (in Chinese with English abstract) [周在明, 陈本清, 徐冉, 方维 (2021) 基于无人机高光谱特征的红树林种群识别研究——以漳江口红树林国家级自然保护区为例. *海洋学报*, 43(9), 137–145.]

(责任编辑: 郭庆华 责任编辑: 黄祥忠)