DOI：10.19789/j.1004-9398.2026.02.001　　**Open Access**
文献引用：李照芊，王艳慧．基于高清遥感影像的城区常绿植被提取方法［J］．首都师范大学学报（自然科学版），2026，47（2）：1-7. LI Z Q，WANG Y H. Method for extracting evergreen vegetation in urban areas based on high-resolution remote sensing images［J］. Journal of Capital Normal University（Natural Science Edition），2026，47（2）：1-7.

基于高清遥感影像的城区常绿植被提取方法*

李照芊，王艳慧**

（首都师范大学资源环境与旅游学院，北京　100048；首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室，北京　100048）

摘要：城区常绿植被的提取对于环境监测和可持续城市建设具有重要意义。针对现有可见光植被指数在环境适应性上的不足以及样本标注在植被分割中的重要作用，本文提出了一种顾及颜色理论和EfficientSAM的样本优化方法，旨在提升城区常绿植被的提取精度。该方法利用可见光波段的高清遥感影像，结合可见光植被指数对颜色的敏感性与EfficientSAM的提示功能对样本进行优化，将优化结果用于语义分割模型的训练，以有效实现常绿植被的精确提取。试验结果表明，本方法在m_{I}、m_{P}、m_{R}和m_{F}指标上分别可以达到83.83%、92.23%、89.72%和90.96%，相较于传统手工绘制样本的训练结果精度得到提高，并且该方法有效区分了水体中的植被与常绿植被，为可见光波段常绿植被的精确提取提供了有效参考。

关键词：城区常绿植被提取；EfficientSAM；颜色理论；深度学习
中图分类号：P23　　**文献标志码**：A

Method for extracting evergreen vegetation in urban areas based on high-resolution remote sensing images*

LI Zhaoqian，WANG Yanhui**

（College of Resource Environment and Tourism，Capital Normal University，Beijing　100048；Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application，Ministry of Education，Capital Normal University，Beijing　100048）

Abstract：The extraction of evergreen vegetation in urban areas holds significant importance for environmental monitoring and sustainable urban development. To address the limitations of existing visible light vegetation indices in environmental adaptability and the critical role of sample annotation in vegetation segmentation，this paper proposes a sample optimization method that integrates color theory and EfficientSAM，aiming to enhance the accuracy of evergreen vegetation extraction in urban areas. This method utilizes high-resolution remote sensing images from the visible light spectrum，combining the color sensitivity of visible light vegetation indices with the prompting capabilities of EfficientSAM to optimize samples. The optimized results are then used to train semantic segmentation models，effectively achieving precise extraction of evergreen vegetation. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves improvements of 83.83%，92.23%，89.72%，and

收稿日期：2025-02-14
* 国家自然科学基金项目（42171224）
** 通信作者：yanhuiwang@cnu.edu.cn

90.96% in m_I, m_P, m_R, and m_F metrics, respectively, compared to traditional manually annotated sample training results. Furthermore, the method effectively distinguishes vegetation in water bodies from evergreen vegetation, providing a valuable reference for the accurate extraction of evergreen vegetation using visible-band imagery.

Keywords: urban evergreen vegetation extraction; efficientSAM; color theory; deep learning

CLC: P23 **DC**: A

0 引 言

常绿植被全年或大部分时间都保持绿色且不落叶,如在城区广泛种有助于降低环境噪音、缓解城市热岛效应和调节局部微气候[1-3]。深入研究城区常绿植被的提取有利于提升生态系统服务功能,也对推动生态文明建设具有重要的理论价值和实践意义,是实现城市绿色发展的重要支撑[4]。在提取城区常绿植被时,传统的实地探测法耗时耗力,且成本高,不利于大规模推广[5]。遥感影像的应用减少了人力物力财力的损失,遥感影像比较而言:高光谱遥感影像成本高,获取困难,处理和分析也较为复杂[6];多光谱遥感包含波段较少,在复杂的地物识别和分类中不够精确[7];可见光影像的成本低,遥感数据处理简单,适合快速分析和应用,可以被广泛应用在多个场景中[8]。然而,城市地物信息错综复杂,人类活动对植被分布的影响导致其分布极不均匀,为了精确提取城市常绿植被,需要利用高清遥感影像来识别那些微小的绿地和植被斑块。

目前基于可见光的植被提取主要分为2类,一是针对红绿蓝3个波段提出的可见光植被指数,另一种是基于机器学习或者深度学习的植被分割。可见光遥感影像仅有红、绿、蓝3个波段,覆盖了人眼可见的波段范围。基于这3个波段的反射特性,目前的可见光植被指数已经多达几十种。程滔等[9]将影像从红绿蓝(red green blue,RGB)色彩空间变换至色调-饱和度-明度(hue-saturation-lightness,HSL)色彩空间,构建归一化色调亮度植被指数并结合部分分量特征来提高植被信息提取精度,但是该方法在处理复杂地表覆盖类型时可能面临挑战;Costa等[10]利用遗传算法使用RGB相机提出了一种可见归一化植被指数来预测多光谱遥感影像中作物的归一化植被指数值;周涛等[11]在分析典型地物可见光波段反射率差异的基础上,根据红绿蓝波段的信息差异提出了差异增强植被指数,对绿色植被提取的总体精度高达98.98%,但差异增强植被指数无法准确区分绿色植被与其他绿色地物(如绿色的房顶和水体等)。可见光植被指数的出现,较为初步地解决了植被的提取问题,但现有的可见光植被指数仍然存在精度不足、提取方法繁琐、对干扰性地物(特别是绿色非植被地物)区分度不高等缺陷。

深度学习技术的出现较好地解决了上述问题,卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)在高清遥感影像领域的植被提取日益成熟。U-Net、DeepLab系列和金字塔场景解析网络(pyramid scene parsing network,PSPNet)等算法在植被提取任务中具有良好的性能[12]。其中U-Net适合处理细节丰富的图像分割任务,能够有效提取植被区域[13];DeepLab系列能够在复杂场景中更好地区分植被与背景[14];PSPNet使用并行结构,通过不同系数的空间金字塔池化实现多尺度分支,能够处理多尺度信息,对于植被和背景之间的复杂关系建模上具有优势[15]。尽管深度学习在许多领域取得了显著进展,但其效果往往依赖于高品质的标注数据[16]。对于常绿植被的样本标注尤为困难,因为常绿植被与其他植被的区分较为复杂,且其边缘不清晰,这使得常绿植被样本的标注工作更具挑战性。对此,Kilzrillov等[17]提出的任意分割模型(segment anything model,SAM)因其高效的分割能力和较强的泛化性能,被广泛应用于样本标注任务中。SAM是一种支持视觉和文本的可提示模型,对亮度和饱和度表现出相当大的弹性,能适用不同的应用场景[18-20]。在SAM的基础上,高效任意分割模型(efficient segment anything model,EfficientSAM)[21]能有效地平衡精度和效率,使得图像分割任务在不同硬件和资源条件下都能更有效地执行。

针对当前深度学习植被提取方法中样本标注环节过度依赖人工的问题,本文拟在样本标注阶段结合可见光植被指数对颜色的敏感性和EfficientSAM的提示功能,设计一种顾及颜色理论和Effi-

cientSAM的样本优化方法,再将优化后的样本用于深度学习模型训练中,从而改进常绿植被提取算法性能。

1 数据来源与研究方法

1.1 研究区概况与数据来源

研究区位于河南省信阳市浉河区,属于亚热带季风气候,冬季寒冷干燥,寒冷期短,年均空气相对湿度77%[22]。研究区面积11.32 km^2,包含的地物多样。其中,桂花(*Qsmanthus fragrans*(Thunb.) Lour.)在信阳市城区被广泛种植,已成为具有地方特色的常绿树种;香樟(*Chinnamomum camphora*(L.) Presl.)则大量用于道路绿化,此外,女贞(*Ligustrum lucidum* Ait.)、广玉兰(*Magnolia grandiflora*)等常绿树种也较为常见。这些树种不仅在信阳市分布广泛,且在我国其他典型亚热带城市中也具有较高的适应性与代表性,是该气候区城市绿化中常见的常绿树种类型。

本文选取奥维地图2020年1月19日的19级高清遥感影像,亚米级分辨率,此时信阳市日平均气温已达或者接近全年最低温,非常绿植被叶片将完全脱落,据此判断信阳市常绿植被的存在以及分布状况。

1.2 试验配置

试验所用计算机配置为Intel i7-10875H中央处理器、NVIDIA GeForce RTX 2060显卡以及16 GB内存。本研究采用PyTorch作为深度学习框架,在进行模型对比试验时,每个模型的训练轮次设置为100轮,优化器选用Adam,其他条件均保持一致。

为构建训练数据集,将研究区裁剪为1 200幅尺寸一致的图像样本,样本按9∶1比例随机划分为训练集与验证集,并统一缩放至512×512像素以供模型训练使用。同时,本文使用Labelme图像标注软件集成的EfficientSAM模型(版本为efficient_sam_vit_s)辅助生成初始掩膜,采用前景点击提示作为用户交互输入。掩膜生成阈值设置为固定值0(即输出>0即判为前景),同时设置了最小掩膜面积过滤比值为0.05,以去除面积较小的伪目标区域。其余参数均采用默认值。

1.3 研究方法

针对可见光植被指数对干扰地物区分度低的问题和样本标注在语义分割中的重要作用,本文利用颜色理论的对颜色的敏感性与EfficientSAM的精准分割能力来增强复杂场景中植被类别的识别能力,提出一种顾及颜色理论和EfficientSAM的样本优化方法。首先,通过可见光植被指数对颜色的敏感性,获取整幅遥感影像上绿色植被的位置信息;其次,基于EfficientSAM模型的可交互性和对地物边缘可精细化提取的特性,对位置信息明确的常绿植被边缘进行精细化勾勒,得到边缘清晰、定位准确的样本;最后,利用优化后的样本在经典的语义分割模型网络上进行训练,对比样本优化前后训练模型的性能差异。

1.3.1 顾及颜色理论和EfficientSAM的样本优化方法

可见光波段的绿色植被通常表现出相似的反射特性,缺乏足够的对比度或特征来区分植被的边界,从而使目视解译的常绿植被边界难以准确绘制。本文提出了一种基于常绿植被色彩稳定性的样本选择理论(即颜色理论)。试验通过从上到下、从左到右的顺序遍历可见光高清遥感影像数据,提取每个像元点的颜色信息,即红色(R)、绿色(G)、蓝色(B)。然后将每个像元的R、G、B归一化到[0,1],再通过色彩空间转换获得像元点对应的色相(H)、饱和度(S)和明度(V)信息[23],计算公式为:

$$H=\begin{cases}0, \mathrm{Max}(R,G,B)=\mathrm{Min}(R,G,B),\\ \dfrac{G-B}{\mathrm{Max}(R,G,B)-\mathrm{Min}(R,G,B)}\times\dfrac{60}{360}, \mathrm{Max}(R,G,B)=R,\\ \left(\dfrac{B-R}{\mathrm{Max}(R,G,B)-\mathrm{Min}(R,G,B)}+2\right)\times\dfrac{60}{360}, \mathrm{Max}(R,G,B)=G,\\ \left(\dfrac{R-G}{\mathrm{Max}(R,G,B)-\mathrm{Min}(R,G,B)}+4\right)\times\dfrac{60}{360}, \mathrm{Max}(R,G,B)=B,\end{cases} \tag{1}$$

$$S=\frac{\mathrm{Max}(R,G,B)-\mathrm{Min}(R,G,B)}{\mathrm{Max}(R,G,B)}, \tag{2}$$

$$V=\mathrm{Max}(R,G,B), \tag{3}$$

式中:$\mathrm{Max}(R,G,B)$和$\mathrm{Min}(R,G,B)$分别表示像元点归一化后的红、绿、蓝数值的最大值和最小值;H、S、V为对应像元点的色相、饱和度和明度。

同时,手工绘制样本的边缘不清晰且绘制过程费时费力,EfficientSAM的交互式分割可以根据标注者提示(正例点击和负例点击)调整分割的范围,准确勾勒出目标地物边缘。因此,本文基于颜色理论得到的常绿植被的位置信息,在Labelme中运行EfficientSAM模型进行交互分割得到顾及颜色理论

和EfficientSAM的标注json文件,该方法既加快了样本标注的速度,又提高了样本边缘的描绘精度。

1.3.2 基于优化样本的数据训练

在样本标注阶段,首先收集城区环境中的影像数据(.jpg格式),然后运用颜色理论获取植被的位置信息并结合EfficientSAM勾勒样本边缘得到样本标注数据(.json格式)。这些标注数据包含每个像素对应的标签信息,即常绿植被区域和背景区域。

为了确保样本优化结果的有效性,本文将优化后的样本与优化前的手工标注的样本放在现有成熟的语义分割模型里面训练。在理论上,U-Net因为对小样本数据和局部细节的捕捉能力较强,更适合小尺度城区植被提取,PSPNet因为金字塔池化模块可以有效捕捉多尺度上下文信息,更适合中尺度城区植被提取,DeepLabv3+结合了空洞卷积和编码-解码结构,更适合处理高清遥感影像下城区复杂的植被和建筑物背景。本文分别使用上述3个成熟的模型验证样本优化结果的有效性,并评估3个模型在植被提取中的实际表现与理论预期是否一致。

1.3.3 消融试验的设计

为了验证颜色理论和EfficientSAM各自对试验结果的独立影响,以及二者的协同作用,本文通过控制变量分析2种优化方式对试验结果的单独贡献与协同价值。试验以DeepLabv3+为消融试验的基础模型,该模型在复杂城区地物分割中具备较强的特征融合能力,可以更精准地反映样本标注方式对模型性能的影响。

研究设置了纯手工标注的样本、引入颜色理论标注的样本、引入EfficientSAM标注的样本和同时使用了颜色理论和EfficientSAM标注的样本共4种,样本在相同的网络结构和参数条件下进行训练,试验过程中保持变量仅为样本标记的方式。

同时,本文以纯手工标注样本数量为基准,后续3组试验样本数量与基准样本量的偏差控制在±3%以内,尽可能减少样本数量差异对模型训练结果产生的影响。通过对比4组实验结果,明确颜色理论与EfficientSAM各自对试验性能的影响和二者协同作用的效果。

1.3.4 评估指标

本文采用了平均交并比(m_I)、平均精准率(m_P)、平均召回率(m_R)以及调和后平均精确率和平均召回率(m_F)作为评估指标,计算公式为:

$$m_I = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\frac{N_{TP,k}}{N_{TP,k}+N_{FP,k}+N_{FN,k}}, \tag{4}$$

$$m_P = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\frac{N_{TP,k}}{N_{TP,k}+N_{FP,k}}, \tag{5}$$

$$m_R = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\frac{N_{TP,k}}{N_{TP,k}+N_{FN,k}}, \tag{6}$$

$$m_F = \frac{2m_P m_R}{m_P + m_R}, \tag{7}$$

式中:K为参与评价的类别总数;$N_{TP,k}$、$N_{FP,k}$、$N_{FN,k}$分别表示第k类中被正确分类为正类的样本数量、被错误分类为正类的负类样本数量、被错误分类为负类的正类样本数量。

2 结果与分析

2.1 样本优化前后试验结果

在控制其他试验条件一致的前提下,本文设计12组对比试验,结果见表1。训练样本分为a、b 2类:样本a为纯手工标注(①~⑥);样本b为顾及颜色理论与EfficientSAM优化方法标注(⑦~⑫)。除训练样本类型与所用模型不同外,其余参数配置保持一致。各组试验训练后的性能通过平均交并比、平均精准率、平均召回率与平均$F1$值进行评估。

优化结果在不同模型架构和骨干模型架构下的优化效果存在一定差异:在PSPNet中模型精度提升效果最好,在m_I、m_P、m_R和m_F指标上分别平均提升了3.03%、3.10%、1.23%和2.16%;DeeplabV3+样本优化效果也很好,m_I、m_P、m_R和m_F分别平均提高了2.92%、3.36%、0.48%和1.96%;而U-Net的提升幅度相对较小,m_P和m_F分别提升了2.60%和1.18%。

本文的优化结果在不同模型架构上存在差异的原因有2点。(1)本文的样本优化方式主要通过明确常绿植被颜色特征和对样本边缘的精确勾勒,来增强常绿植被与背景类别间的差异,这与PSPNet擅长利用全局上下文信息的特点高度契合。因此,样本优化方法有效增强了PSPNet对城区常绿植被的识别能力,从而使得PSPNet在试验过程中优化效果最佳。(2)U-Net模型在城区常绿植被上的分割性能优于另外2个模型,因此U-Net模型虽然在样本优化后评价指标有进步,但进步幅度小于其他模型。

此外,不同模型在实际应用场景中也略有不同:U-Net结构轻量、计算效率高,适合算力受限或需实时处理的任务,对常绿植被的适用场景更广;PSPNet适用于目标与背景干扰显著、空间异质性强

表1 优化前后样本的训练结果 单位:%

Table 1 comparison of training results before and after sample optimization unit:%

序号	样本	模型	骨干模型	平均交并比(m_I)	平均精准率(m_P)	平均召回率(m_R)	平均$F1$值(m_F)
①	a	U-Net	ResNet-50	81.57	88.87	90.00	89.43
②	a	U-Net	Vgg	82.68	90.17	90.10	90.14
③	a	PSPNet	ResNet-50	79.18	87.44	88.20	87.82
④	a	PSPNet	Mobilenetv2	76.27	85.52	86.03	85.77
⑤	a	DeepLabV3+	Mobilenetv2	76.94	84.10	89.22	86.59
⑥	a	DeepLabV3+	Xception	76.81	86.14	86.17	86.15
⑦	b	U-Net	ResNet-50	78.95[a]	92.00	89.96[a]	90.97
⑧	b	U-Net	Vgg	83.83	92.23	89.72[a]	90.96
⑨	b	PSPNet	ResNet-50	81.9	90.92	88.55	89.72
⑩	b	PSPNet	Mobilenetv2	79.62	88.24	88.13	88.18
⑪	b	DeepLabV3+	Mobilenetv2	80.54	88.24	89.42	88.83
⑫	b	DeepLabV3+	Xception	79.05	88.72	86.93	87.82

注:[a]表示相较于纯手工标注样本的训练结果,顾及颜色理论和EfficientSAM的样本的训练结果没有达到预期效果的数值。

的复杂城区场景(如道路两侧的植被),可输出边界清晰且连续的预测结果;DeeplabV3+在特征融合与边缘保持之间取得良好平衡,适合植被类型多样或样本结构复杂的区域,但本研究仅涉及常绿植被与背景2类,其分类优势未能充分体现,且在阴影干扰显著的区域表现略有下降。

在优化前后对比的24项结果中,有3项结果没有明显提高,分别是试验⑦的m_I、m_R和试验⑧的m_R。这3项异常数据均出现在U-Net模型的架构下,这可能与U-Net的结构特点以及样本优化过程中对数据特征的适配性有关。试验⑦和⑧的m_R下降,可能是由于样本优化后增加的小样本更加聚焦于边缘细节,而U-Net的特征融合策略未能充分发挥这类边界样本的优势,从而影响了m_R的提升幅度。同时,ResNet-50拥有较强的语义特征提取能力,但其在边界变化明显或样本结构分布不均的情况下,可能会导致模型过拟合于局部显著区域,忽略了对目标整体区域的全面感知,进而影响预测与真实标签区域的重叠度,导致试验⑦的m_I降低。尽管部分指标未表现出显著提升,优化后的样本仍在m_P等其他指标上取得了增幅,在试验⑦和⑧中,m_P分别提升了3.13%和2.06%,推动整体m_F值分别上升了1.54%和0.82%。即使在部分指标上存在波动,优化策略仍对模型整体性能具有积极影响。

与纯手工标注方法(①~⑥)相比,采用颜色理论和EfficientSAM的样本训练结果(⑦~⑫)在各项评价指标上均有提升。优化后的样本在各项指标的平均表现上,m_I提高了1.74%,m_P、m_R和m_F分别提高了3.02%、0.50%和1.76%;在各项指标的最大差异上,m_I、m_P、m_R和m_F分别提高了3.35%、4.14%、2.10%和2.41%。在U-Net、PSPNet、DeepLabV3+等卷积神经网络和ResNet-50、Mobilenetv2、Xception、Vgg等骨干网络中,优化后样本的训练结果符合预期的提升效果,验证了优化后样本在不同模型结构下的广泛适用性。综合试验结果来看,样本的优化结果具有可行性,顾及颜色理论和EfficientSAM的样本优化方法是有效的。

2.2 样本优化前后可视化

本文基于搭配VGG编码器的U-Net模型,进行了可视化结果的对比(图1)。原图选取局部代表性切块;手工样本为完全由人工标注获得的训练样本;优化样本则顾及颜色理论与EfficientSAM进行生成。对应的手工结果与优化结果分别为模型在使用2类样本训练后的语义分割预测输出。为直观展示模型在不同类型城区场景中的表现,试验选取小区、道路、学校和广场4类常见区域进行预测结果的可视化分析,优化样本相较于手工样本在边缘的刻画更精细,且预测后的结果更加连贯和完整。

2.3 颜色理论与EfficientSAM的作用验证

为了验证颜色理论和EfficientSAM在样本标注上的有效性,本文进行了消融试验。消融试验基于DeeplabV3+模型,结果见表2。其中序号①是纯手工标注样本的训练结果,②是引入颜色理论标注样本的训练结果,③是引入EfficientSAM标注样本的训练结果,④是同时使用了颜色理论和EfficientSAM标注样本的训练结果。

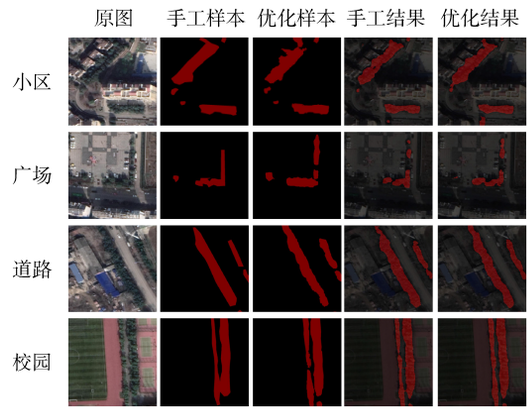


图1 可视化结果

Figure 1 visualization results

表2 消融试验的训练结果 单位:%

Table 2 training results of the ablation experiments

unit:%

序号	样本数量	m_I	m_P	m_R	m_F
①	2 084	76.94	84.10	89.22	86.58
②	2 140	77.07	84.35	89.04	86.64
③	2 070	77.44	87.08	85.77	86.42
④	2 126	80.54	88.24	89.42	88.83

在样本标注阶段,引入颜色理论后,m_I、m_P和m_F均有一定程度的提高,表明颜色特征对植被特征的增强起到了一定作用;引入EfficientSAM优化的样本后,m_I和m_P分别提高了0.50%和2.98%,说明EfficientSAM优化能够有效增强样本表示能力;当同时引入这2个方面来优化样本时,模型性能达到最佳,各项指标均显著提升,体现了二者的协同作用。

3 结 论

针对城区常绿植被的样本标注阶段过程中易与非常绿植被混淆且边缘不清晰的问题,本文提出了一种名为顾及颜色理论和EfficientSAM的样本优化方法,并用于语义分割模型训练。通过常绿植被显著的颜色特征提出颜色理论来确定常绿植被位置,再利用EfficientSAM对样本边缘进行精确勾勒,将优化后的样本用于语义分割模型训练。试验结果表明,与传统的手工标注方法相比,优化方法的训练结果在m_I、m_P、m_R和m_F上平均提高了1.74%、3.02%、0.50%和1.76%,验证了所提方法在提升样本品质和语义分割模型性能方面的有效性,为复杂城市环境下常绿植被的智能提取提供了一种可行途径。但本文尚有不足之处,如目前样本优化方法尚未完全自动化,颜色理论和EfficientSAM间的互补性研究有待进一步加强。在数据方面,本文主要依赖冬季单时相遥感影像进行常绿植被提取,虽能识别典型常绿植被,对于某些冬季仍呈绿色,但非全年常绿的草类或农作物,可能导致类别混淆。未来研究中可进一步引入多时相可见光影像,比较地物在不同季节下的颜色变化趋势。同时,本研究在模型训练上主要采用了经典的深度学习模型,尚未引入当前最先进的深度学习模型,未来研究可进一步探索先进模型的应用,以提升常绿植被提取的精度和鲁棒性。

©The editorial department of Journal of Capital Normal University (Natural Science Edition) 2025. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

参 考 文 献

[1] NOWAK D J, CRANE D E. Carbon storage and sequestration by urban trees in the USA [J]. Environmental Pollution, 2002, 116(3): 381-389. DOI: 10.1016/S0269-7491(01)00214-7.

[2] SUSCA T, GAFFIN S R, DELL'OSSO G R. Positive effects of vegetation: urban heat island and green roofs [J]. Environmental Pollution, 2011, 159(8/9): 2119-2126. DOI: 10.1016/j.envpol.2011.03.007.

[3] DIMOUDI A, NIKOLOPOULOU M. Vegetation in the urban environment: microclimatic analysis and benefits [J]. Energy and Buildings, 2003, 35(1): 69-76. DOI: 10.1016/S0378-7788(02)00081-6.

[4] LIU G, SHAO Q, FAN J, et al. Assessment of restoration degree and restoration potential of key ecosystem-regulating services in the three-river headwaters region based on vegetation coverage [J]. Remote Sensing, 2023, 15(2): 523. DOI: 10.3390/rs15020523.

[5] XU A, WANG F, LI L. Vegetation information extraction in karst area based on UAV remote sensing in visible light band [J]. Optik, 2023, 272: 170355. DOI: 10.1016/j.ijleo.2022.170355.

[6] 韩希珍,蒋振刚,刘媛媛,等. BYOL框架下的自监督高光谱图像分类[J].红外与激光工程,2024,53(10):254-269. DOI:10.3788/IRLA20240215.
HAN X Z, JIANG Z G, LIU Y Y, et al. BYOL-based self-supervised learning for hyperspectral image classification [J]. Infrared and Laser Engineering, 2024, 53(10): 254-269.

[7] 吕强,李朝奎,谢梦愿,等.多尺度引导滤波对多光谱遥感影像分类精度的影响[J].测绘通报,2024(2):58-62. DOI:10.13474/j.cnki.11-2246.2024.0210.
LYU Q, LI Z, XIE M, et al. Influence of guided filtering

at different scales on the classificationaccuracy of multi-spectral remote sensing images [J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2024(2):58-62.

[8] ZHANG X L, ZHANG F, QI Y X, et al. New research methods for vegetation information extraction based on visible light remote sensing images from an unmanned aerial vehicle (UAV) [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019, 78:215-226. DOI:10.1016/j.jag.2019.01.001.

[9] 程滔,管林杰,郑新燕,等.基于色调饱和度亮度模型的可见光植被提取[J].测绘通报,2022(2):116-120. DOI:10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0054.
CHENG T, GUAN L J, ZHENG X Y, et al. Visible light vegetation extraction of hue saturation and lightness color model [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(2):116-120.

[10] COSTA L, NUNES L, AMPATZIDIS Y. A new visible band index (vNDVI) for estimating NDVI values on RGB images utilizing genetic algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172:105334. DOI:10.1016/j.compag.2020.105334.

[11] 周涛,胡振琪,韩佳政,等.基于无人机可见光影像的绿色植被提取[J].中国环境科学,2021(5):2380-2390. DOI:10.19674/j.cnki.issn1000-6923.2021.0252.
ZHOU T, HU Z Q, HAN J Z, et al. Green vegetation extraction based on visible light image of UAV [J]. China Environmental Science, 2021(5):2380-2390.

[12] LIN N, QUAN H L, HE J, et al. Urban vegetation extraction from high-resolution remote sensing imagery on SD-UNet and vegetation spectral features [J]. Remote Sensing, 2023, 15(18): 4488. DOI: 10.3390/rs15184488.

[13] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//NAUAB N, HURNEGGER J, WELLS W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III 18. Munich: Springer International Publishing, 2015:234-241.

[14] 闫储淇,黄建强.基于YOLOv5和改进DeeplabV3+的青藏高原植被提取算法[J].草业学报,2025,34(1):41-54. DOI:10.11686/cyxb2024060.
YAN C Q, HUANG J Q. Vegetation extraction algorithm for the Tibetan Plateau based on YOLOv5 and improved DeeplabV3+ [J]. Acta Prataculturae Sinica, 2025, 34(1):41-54.

[15] SOWE E A, SANYANG M F, YAHYA W, et al. Semantic segmentation in Self-Driving cars using pyramid parsing network (PSPNet) on cityscape dataset [J]. European Journal of Applied Science, Engineering and Technology, 2025, 3(1): 87-98. DOI: 10.59324/ejaset.2025.3(1).07.

[16] 高原,魏国辉.基于深度学习的胃肿瘤内窥镜图像诊断研究进展[J].生物医学工程学杂志,2024(6):1293-1300. DOI:10.7507/1001-5515.202404004.
GAO Y, WEI G H. Research progress on endoscopic image diagnosis of gastric tumors based on deep learning [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2024(6): 1293-1300.

[17] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything [C]//IEEE. Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. Piscataway, NJ:IEEE, 2023:4015-4026.

[18] 杜虓宇,王光辉,陆尘,等.复杂城市环境下的资源三号遥感影像绿地提取[J].遥感学报,2024,28(11):2954-2969. DOI:10.11834/jrs.20243521.
DU X Y, WANG G H, LU C, et al. Green space extraction method from ZY-3 remote sensing images in complex urban environment [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(11):2954-2969.

[19] WANG Y, ZHAO Y, PETZOLD L. An empirical study on the robustness of the segment anything model (sam) [J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110685. DOI: 10.1016/j.patcog.2024.110685.

[20] 尚金灿.基于深度学习的图像风格迁移方法研究[D].太原:山西大学,2024.
SHANG J C. Research on image style transfer based on deep learning[D]. Taiyuan:Shanxi University, 2024.

[21] XIONG Y, VARADARAJAN B, WU L, et al. EfficientSAM: leveraged masked image pretraining for efficient segment anything [C]//IEEE. Proceedings of the 2024 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2024:16111-16121.

[22] 冯万富,邱林,单燕祥,等.森林植被对信阳市城郊PM2.5等颗粒物污染的影响[J].湖北农业科学,2019(16): 49-54. DOI: 0.14088/j. cnki. issn0439-8114.2019.16.011.
FENG W F, QIU L, SHAN Y X, et al. The influence of forest vegetation on PM2.5 and other particulate matter pollution in suburb of Xinyang City [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2019(16):49-54.

[23] GEUSEBROEK J M, VAN DEN BOOMGAARD R, SMEULDERS A W M, et al. Color invariance[J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, 2001, 23(12): 1338-1350. DOI: 10.1109/34.977559.

(责任编辑:李拓宇)