引文格式：向 娟,朱光兴,李战军,等. 基于深度学习语义分割模型的喀斯特山区灌木林地识别[J]. 地理空间信息, 2025, 23(12):104-107. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.12.023

基于深度学习语义分割模型的喀斯特山区灌木林地识别

向　娟[1],朱光兴[1*],李战军[1],陈应龙[1],李　雪[1],廖　静[1],廖汪齐[1],石泳昌[2]
（1. 贵州省第二测绘院 ，贵州 贵阳 550001；2. 贵州师范大学地理与环境科学学院，贵州 贵阳 550025）

摘　要：深度学习技术的演进为地物分类领域开辟了创新路径，其中对林地类型的精准识别，在生态监测、植被资源调控以及环境保育工作中具有关键性应用价值。本研究在喀斯特山区生态背景下，通过ArcGIS Pro平台提供的深度学习模块，采用U-Net和Deeplabv3+模型针对贵州省思南县喀斯特地貌区的灌木林地实施自动化解译，创新性地开发出兼具高效性与精准度的山地灌木信息提取技术体系，以提高灌木林识别的自动化程度和精度，助力区域生态监测和资源管理。研究结果表明：Deeplabv3+模型在灌木林地的识别上优于U-Net模型，特别是与骨干模型为ResNet-50相结合，对于灌木林地的识别精度达到91.56%。本研究构建的智能识别框架展现出优异的模型泛化性能，其技术方案可跨区域迁移至同类型生态场景的植被分类任务，为复杂地貌区的生态资源数字化监管提供可复用的技术支撑体系。

关键词：深度学习；灌木林地识别；喀斯特山区；ArcGIS Pro
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）12-0104-04

Shrubland Recognition in Karst Mountains Based on Deep Learning Semantic Segmentation Model

XIANG Juan[1], ZHU Guangxing[1], LI Zhanjun[1], CHEN Yinglong[1], LI Xue[1], LIAO Jing[1], LIAO Wangqi[1], SHI Yongchang[2]
(1. The Second Institute of Surveying and Mapping of Guizhou Province, Guiyang 550001, China;
2. School of Geography and Environmental Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

Abstract: The development of deep learning technology has provided a new perspective and method for object recognition, which can accurately identify shrubland, and has significant implications for ecological monitoring, vegetation management, and environmental protection. Under the ecological background of Karst mountainous areas, we used the deep learning module provided by ArcGIS Pro platform to recognize shrubland in Sinan County, Guizhou Province, by employing the U-Net and Deeplabv3+ models. We developed a highly efficient and accurate method for shrubland recognition and extraction in Guizhou Karst areas, aiming to enhance the automation and accuracy of shrubland recognition, and support regional ecological monitoring and resource management. The results show that the Deeplabv3+ model outperforms the U-Net model in shrubland recognition, especially when combined with the backbone model ResNet-50, achieving a recognition accuracy of 91.56% for shrubland. The method proposed in this paper has good generalization ability and can be applied to other similar vegetation recognition tasks, providing technical support for regional resource management and environmental protection.

Key words: deep learning, shrubland identification, Karst mountains, ArcGIS Pro

近年来，深度学习领域呈现爆发式发展态势，其中卷积神经网络（CNN）凭借其空间特征提取优势，已成为计算机视觉任务的核心算法架构，为灌木识别提供了全新的思路和方法[1-2]。基于深度学习的图像识别、目标检测等方法虽然在遥感图像植被识别领域取得了一定进展[3-6]。但在实际应用过程中很难得到广泛使用。

因此，本研究通过应用先进的深度学习技术，实现对喀斯特山区灌木的自动化识别，不仅可以提高灌木识别的效率和准确性，还能够为生态监测和环境保护提供科学依据。同时，本研究构建的智能识别框架展现出优异的模型泛化性能，其技术方案可跨区域迁移至同类型生态场景的植被分类任务，为复杂地貌区的生态资源数字化监管提供可复用的技术支撑体系。

1　研究区概况

本研究以西南喀斯特地区的贵州省思南县作为研究区，其位于武陵山脉西北坡降水阴影区边缘，属贵州高原东北部喀斯特地貌与山地黄壤的过渡地带，地

项目来源：贵州省科技支撑项目（黔科合支撑[2023]一般175）。
第一作者简介：向娟（1995—），硕士，工程师，从事测绘地理信息系统工作，E-mail：xiangjuan@cug.edu.cn。
通信作者：朱光兴（1980—），硕士，高级工程师，从事测绘工程工作，E-mail：2943031509@qq. com。

貌类型多样植被种类丰富[7]，是作为识别灌木林地较好的研究区。作为武陵山脉中段生态过渡区的核心县域，思南县（107°52′~108°28′E，27°32′~28°10′N）属中亚热带季风湿润气候副区，具有显著的河谷–山地气候梯度：乌江干流河谷年均温达18.5 ℃，而海拔800 m以上山区年均温不足15 ℃，气候垂直带谱完整。

2　数据来源与处理

研究区采用思南县2022年夏季高分辨率（1 m分辨率）的高分卫星遥感数据，高分辨率卫星遥感数据通过时空融合处理，已在气候参数反演、生态环境质量评估、地质构造解译及地表形变监测等关键领域得到广泛应用。数据来源于贵州测绘资料档案馆，对影像数据进行预处理，其中包括几何校正、大气校正、镶嵌、裁剪等。研究区土地利用数据来源于高分遥感数据目视解译，解译出耕地、灌木林地、乔木林地、建设用地等4种地类。为确保所构建模型训练的准确性和可靠性，利用遥感影像使用目视解译的方式人工勾绘样本。因灌木种类复杂多样，为了提高识别精度，将样本图斑分为稀疏灌丛和密灌丛两类，矢量化出总样本数量为10 000个图斑，按照7∶2∶1的比例将其分为测试集、验证集和训练集，之后按稀疏灌丛和密灌丛两类进行模型构建与识别。在遥感影像中区分灌木和树林，可从形态特征来看，树林通常由高大乔木组成，树冠较大且形状规则，有明显垂直高度差和阴影；灌木相对矮小，树冠小且形状多样不规则，一般无明显阴影。纹理上，树林分布均匀，有明显树干树枝结构；灌木分布杂乱，纹理复杂且难分辨树干树枝。时间变化上，树林季节变化明显且生长周期长，灌木则相对不明显且生长周期短。在精度评价上，采用混淆矩阵法。首先选取一定数量的代表性区域作为样本，通过实地调查等方式确定样本区域中真正的灌木林地。接着对遥感影像进行人工勾绘，分为灌木林地和非灌木林地两类。

3　研究技术路线与方法

3.1　技术路线

通过构建和训练U–Net和DeeplabV3+两个模型，实现对喀斯特地区遥感图像中灌木林地的精准识别和分割。技术流程如图1所示。

3.2　研究方法

深度学习作为机器学习范畴内的核心技术，借助搭建多层级神经网络架构，能够自动完成对复杂数据

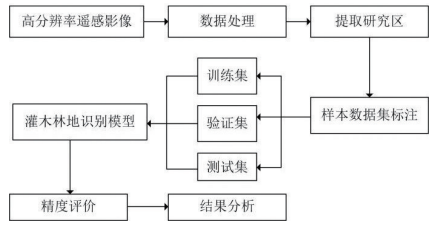


图1　技术流程图

的学习过程与特征提取工作。而卷积神经网络（CNN）作为深度学习体系中的典型模型，在图像识别、目标检测以及图像分割等任务场景中展现出优异性能。一般来说，深度学习模型的结构中会涵盖多个不同功能的层次，每个层次都以前一层次的输出作为输入，通过非线性变换逐步提取数据的特征，从而实现对数据的高效处理和识别。本次研究选用了U–Net和Deeplabv3+两种图像分割模型，分别对灌木进行识别和提取。

3.2.1　U–Net模型

U–Net模型由Ronneberger等[8]于2015年提出，最初在生物医学图像处理中得到了广泛应用，如细胞分割等。由于其高效且可靠的性能，U–Net也逐渐被用于遥感图像分割[9]、自动驾驶[10]、卫星图像分割[11]、数据去噪[12]等其他领域。U–Net模型是一种在深度学习中广泛应用的卷积神经网络结构，主要用于图像分割任务[13]。

3.2.2　Deeplabv3+模型

作为一种借助深度学习构建的语义分割模型，Deeplabv3+模型整合了卷积神经网络（CNN）和空洞空间金字塔池化（ASPP）这2种模块，实现了对图像中像素级别的分类[14]。此模型运用编码器–解码器架构，其中编码器部分的功能是提取图像的高层特征，解码器部分则负责将高层特征逐步恢复到像素级别，以实现像素级别的分类。

4　模型训练及实际数据试算

4.1　样本标签制作

使用位于贵州喀斯特山区的思南县遥感影像数据作为样本数据的数据源，包含多种不同类型的灌木图像，对思南县遥感影像进行辐射校正、大气校正和几何校正，并裁剪成256像素×256像素的小块，对其分稀疏灌丛和密灌丛两类进行人工勾绘标注，将数据集划分为训练集、验证集与测试集三类。其中，训练集的作用是训练模型并对模型参数进行更新，验证集主要用于超参数的调整、训练过程的监控以及过拟合现象的预防，而测试集则专门用于对模型最终的泛化能力展开评估。

4.2 模型选择与架构

本文采用ArcGIS Pro平台提供的深度学习模型，包括Deeplabv3+模型和U-Net模型。Deeplabv3+模型通过引入残差结构，有效化解了深层网络训练时面临的梯度消失问题。U-Net模型则广泛应用于图像分割任务，通过对称的编码器-解码器结构，实现高精度的目标提取[15-17]。

4.3 训练过程

训练过程中，通过数据增强技术实现数据集的扩充。将初始学习率配置为0.001，同时在训练期间采用学习率衰减策略，训练过程持续200个epoch，每个epoch进行一次验证[18]。

在每次迭代中，模型首先通过前向传播计算预测结果和损失值；然后，采用反向传播算法计算梯度，进而完成模型参数的更新。随着迭代次数的增加，模型性能不断优化，损失值持续降低。同时，通过跟踪验证集的性能变化来判断模型是否存在过拟合或欠拟合情况，并及时对学习率、批次大小等参数进行调整优化。为了加速训练过程并减少计算资源的消耗，采用了GPU加速技术。模型训练在配备NVIDIA显卡的计算机上进行。训练集、验证集和测试集这3种数据集的比例为7∶2∶1。训练样本为10 000个人工勾绘灌木林地样本。训练过程中借助早停策略，防止过拟合。通过将模型部署在高性能计算集群上，能够在较短的时间内完成模型的训练和调优。

利用模型进行研究区影像地物的识别和分类，但在具体的识别过程中，每次裁取影像样本时，裁剪窗口大小会受到计算机算力、影像地物的代表性以及影像本身空间分辨率等多个因素的影响[19]。因此，并不存在绝对的“分割尺度”标准，最终评判的标准在于地物识别效果。

4.4 训练结果

为对模型性能进行评估，选用精确率（precision）、召回率（recall）与评分（$F1$）3个常见指标，精确率的核心功能是衡量预测为正例的样本中，实际为正例的比例，它关注的是预测结果的可信度，精确率的数值越高，反映出模型预测为正例的样本里，实际确认为正例的样本比例越高，预测结果越可靠。召回率也称为真正例率或查全率，它统计了真实正例样本中被正确识别为正例的比例情况，通常来说，召回率越高，代表模型在预测过程中预测正例时出现漏报（即将正例错误地预测为负例）的情况较少，模型能够找到更多的正例[20]。精确率和召回率的调和平均即为$F1$分数，该指标主要用于评估模型在精确率与召回率之间的平衡表现。一般$F1$分数越高，意味着模型对精确率和召回率兼顾实现了更好的效果，它是一个综合评价指标，能够全面展示模型的性能。不同模型识别结果如下表所示。

由表1可知，DeepLabv3+模型在灌木林地的识别上优于U-Net模型，特别是与骨干模型为ResNet-50相结合，对于灌木林地的识别精度达到91.56%。

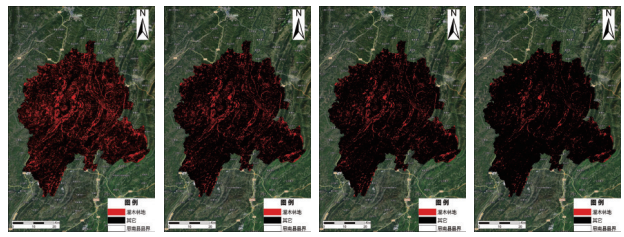
表1 不同模型识别指标对比图

模型选择	骨干模型	precision	recall	$F1$
DeepLabV3	ResNet-50	0.915 674	0.904 186	0.910 402
DeepLabV3	ResNet-34	0.896 459	0.885 078	0.890 732
U-Net	ResNet-50	0.887 328	0.883 572	0.885 466
U-Net	ResNet-34	0.887 183	0.870 062	0.878 539

4.5 结果评估

为了更直观地展示模型的识别效果，对部分遥感图像进行了可视化处理，通过对比原始图像和最优模型Deeplabv3+模型的识别结果，可以看出模型能够较为准确地识别出图像中的灌木林地，并将其与其他地物类型进行区分。特别是在灌木林地与其他植被类型交界的区域，模型也表现出了较好的识别效果。本次验证采用最佳模型对灌木林立进行检测识别，识别类型分为高密度灌木林地识别、中密度灌木林地识别、低密度灌木林地识别。

根据表1各个模型的精度对比，使用4种模型对整个思南县的灌木林地进行识别，运行数据，得到各个模型的识别结果图，如图2所示。



（a）DeepLabV3+ ResNet50模型识别效果图　（b）DeepLabV3+ ResNet34模型识别效果图　（c）U-Net+ ResNet50模型识别效果图　（d）U-Net+ ResNet34模型识别效果图

图2 识别结果对比图

审图号：GS(2024)0568号

由图2可以看出，Deeplabv3+模型对灌木林地特征的敏感度高，能够捕捉到灌木林地在颜色、纹理和形状等方面的独特特征，并据此进行准确的分类和识别。模型不仅在训练集上表现优异，在测试集上也取得了较高的识别准确率。之后将原始勾绘的灌木林地图斑个数和面积2个参数与识别后的结果对比，对于思南县人工勾绘灌木林地总图斑为34 485个，面积为380.98 km^2，使用DeepLabv3+模型识别出的灌木林地图

斑个数为26 546个，面积为348.85 km^2，对比显示Deeplabv3+模型识别效果优异。通过以上结果表明了Deeplabv3+模型具有较强的泛化能力，能够应对不同场景下的识别任务，并且能够在复杂环境下保持稳定的识别性能。

然而，该模型在以下方面存在不足，首先，对部分相似地物类型的识别存在混淆。其次，对小面积灌木林地的识别效果不佳。对于图像中面积较小的灌木林地，模型有时会出现漏检或误检的情况，这可能是由于模型在特征提取和分类过程中对小面积目标的处理能力有所限致。因此，虽然Deeplabv3+模型的识别效果良好，但还需进一步优化，解决这些问题。

5 结　论

本研究基于深度学习语义分割模型对喀斯特地区的灌木林地进行了识别研究，并取得了较好的识别效果。模型能够较为准确地识别出图像中的灌木林地，并与其他地物类型进行区分。通过对比U-Net模型以及Deeplabv3+模型在喀斯特山区灌木识别与提取任务中的性能，可以得出以下结论：

1）针对灌木林地的识别工作，Deeplabv3+模型的识别效果比U-Net模型更出色，特别是与骨干模型为ResNet-50相结合，对于灌木林地的识别精度达到91.56%。

2）Deeplabv3+模型对灌木林地特征的敏感度高，能够捕捉到灌木林地在颜色、纹理和形状等方面的独特特征，并据此进行准确的分类和识别。模型不仅在训练集上表现优异，在测试集上也取得了较高的识别准确率。

3）Deeplabv3+模型在训练过程中能够较快收敛，并且在验证集上展现出稳定的性能，这表明其具备较强的泛化能力，能够应对不同场景下的识别任务，并且能够在复杂环境下保持稳定的识别性能。

参考文献

[1] 于泰东. 基于时空信息融合的三维手部姿态估计方法及应用研究[D]. 武汉:华中科技大学,2021

[2] 黄晓涵,黄文龙. 基于深度学习的多时序遥感影像水稻提取研究[J]. 地理空间信息,2023,21(8):61-64

[3] 周焱,刘文萍,骆有庆,等. 基于深度学习的小目标受灾树木检测方法[J]. 林业科学,2021,57(3):98-107

[4] 王德传. 利用U-Net神经网络的多光谱图像草地特征提取[J]. 地理空间信息,2024,22(8):41-44

[5] 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,2024,34(6):1-24

[6] 李长龙,李增元,高志海,等. 基于SNIC-CNN-SVM模型的京津风沙源二期工程区土地利用/土地覆盖遥感识别研究[J]. 生态学报,2022,42(23):9 830-9 842

[7] 林昌虎,张清海,段培,等. 贵州东部石漠化地区不同生态模式下土壤氮素变异特征[J]. 水土保持学报,2007(1):128-130

[8] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Springer, Cham. Springer, Cham,2015

[9] 苏健民,杨岚心,景维鹏. 基于U-Net的高分辨率遥感图像语义分割方法[J]. 计算机工程与应用,2019,55(7):207-213

[10] Franciele C, Rui S M P M . GNSS Antenna Pattern Prediction and Placement Optimization: A Prototype Method Using Machine Learning to Aid Complex Electromagnetic Simulations Validated on a Vehicle Model[J]. Applied Sciences,2023,13(4):2 197-2 199

[11] 杨崎,张卓然,何嘉. 基于改进U-Net的卫星图像分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(6):1 714-1 720

[12] 潘媛. 基于U-Net深度神经网络的重力数据去噪[J]. 地理空间信息,2023,21(6):28-30

[13] 陈刘萍,余卓,潘亚玲,等. 人工智能骨密度测量系统与QCT测量骨密度的一致性研究[J]. 中国医学计算机成像杂志,2023,29(2):178-183

[14] Hasib Z A H B. Sharp U-Net: Depthwise Convolutional Network for Biomedical Image Segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine,2021,136:104 699-104 733

[15] 丁子轩,俞雷,张娟,等. 基于深度残差自适应注意力网络的图像超分辨率重建[J]. 计算机工程,2023,49(5):231-238

[16] 王艺浩. 基于DeepLabV3与高分遥感影像的城市新增建设用地变化检测[J]. 城市勘测,2024(1):114-118

[17] 黄梨,卢龙. 基于长距离依赖编码与深度残差U-Net的缺血性卒中病灶分割[J]. 计算机应用,2021,41(6):1 820-1 827

[18] 徐振国,张旭,丁亚男,汤健. 基于区域生成网络的行人重识别算法优化[J]. 智能计算机与应用,2021,10(12):184-189

[19] 冯源,焦超卫,姬星怡,等. 深度学习在遥感图像地类识别中的研究与应用[J]. 科学技术创新,2023,26(9):80-83

[20] 韩金星. 基于Borderline-SMOTE-LightGBM的直拉硅单晶放肩断棱预测[J]. 制造业自动化,2023,45(11):172-177