

西藏拉鲁湿地植被覆盖语义分割研究

陈亮 鲍才让扎西 马馨隆

西藏大学工学院

DOI:10.12238/eep.v8i6.2743

[摘要] 拉萨的“城市之肺”拉鲁湿地因气候变化和城市化而萎缩,传统的监测方法已无法进行精细评估。为解决此问题,本研究首次将DeepLabV3+语义分割框架应用于高原湿地植被覆盖估算,并针对类别不平衡现象,设计了Dice+Focal混合损失函数和余弦退火学习率策略。结果显示,该模型在单张RTX 4060显卡上可稳定训练,mIoU和mAP分别达到0.8106和0.8527,总体准确率为96.17%,显著优于传统方法。该技术为拉鲁湿地提供了快速、精准的植被动态监测新路径,也为青藏高原高寒城市湿地的生态管理与修复提供了方法学基础。

[关键词] DeepLabV3; 语义分割; 西藏拉鲁湿地

中图分类号: TV149.2 **文献标识码:** A

Research on Semantic Segmentation of Vegetation Coverage in Laru Wetland, Xizang

Liang Chen Baocairangzhaxi Xinlong Ma

College of Engineering, Xizang University

[Abstract] The "urban lung" of Lhasa, Laru Wetland, has shrunk due to climate change and urbanization. Traditional monitoring methods are no longer capable of conducting detailed evaluations. To address this issue, this study first applied the DeepLabV3+ semantic segmentation framework to estimate the vegetation coverage of the plateau wetland, and designed a Dice+Focal hybrid loss function and cosine annealing learning rate strategy to address the imbalance of categories. The results showed that the model could be stably trained on a single RTX 4060 graphics card, with mIoU and mAP reaching 0.8106 and 0.8527 respectively, and the overall accuracy reaching 96.17%, significantly superior to traditional methods. This technology provides a fast and precise new path for the dynamic monitoring of vegetation in Laru Wetland, and also offers a methodological basis for the ecological management and restoration of high-altitude urban wetlands in the Qinghai-Tibet Plateau.

[Key words] DeepLabV3; Semantic segmentation; Laru Wetland in Xizang

引言

西藏拉鲁湿地国家级自然保护区(29° 39' N-29° 42' N, 91° 03' E-91° 08' E)位于拉萨市西北隅,海拔3640米,总面积6.2平方公里,是青藏高原海拔最高、面积最大的城市天然湿地生态系统。然而,受全球气候变化与城市化进程双重影响,近十年湿地核心区面积缩减约12.3%,植被群落结构呈现旱生化演替趋势,生态系统脆弱性显著增加^[1]。

传统湿地植被监测主要依赖地面样方调查与人工目视解译,前者在高原缺氧环境下存在采样强度受限、耗时费力及破坏性采样等问题;后者则受解译者经验影响,导致分类一致性低,且难以捕捉植被季相变化细节。尽管Landsat系列卫星数据已广泛应用于湿地宏观监测,但30米空间分辨率难以区分低矮草本植被类型;Sentinel-2数据虽将分辨率提升至10米,但传统监督分

类方法(如最大似然法、支持向量机)在处理高异质性植被光谱时,普遍存在“椒盐效应”^[2]和边界模糊问题^[3]。

近年来,高分辨率遥感技术取得突破性进展,WorldView-3卫星提供的0.3米全色影像与1.2米多光谱数据,为植被精细分类提供了像素级观测能力。与此同时,深度学习技术的崛起推动语义分割算法快速迭代,从FCN^[4]的像素级分类开创,到U-Net^[5]的编码器-解码器架构革新。特别是DeepLabV3+^[6]融合了空间金字塔池化与深度separable卷积,为解决湿地植被“同物异谱”“异物同谱”现象提供了新的技术路径,但在高原湿地这一特殊生态系统中的研究仍处于起步阶段,亟需建立适应高寒、高辐射、强干扰环境的植被分割解决方案。

1 数据

所选用的数据均为二值掩膜类别,数据集采用公开数据集。

数据集共1025张图片，将其按照6:2:2的方式划分为训练集、验证集、测试集。

数据集中的每一张图片均为1024×1024个像素点，所有图片的清晰度属于较高水平。下表为每一个数据集划分情况。

表1 数据集划分情况

数据集划分	图片数量	像素点个数
train	615	644874240
val	205	214958080
test	205	214958080
trainval	820	859832320

本文所有数据的标注方式为二值掩膜，具体如下表所示。

表2 两种像素点数量

像素点	个数
0	439441816
1	1035348584

如上表所示，两种像素点的数量并不平衡，像素点1的数量约为像素点0的数量的2.5倍，相差不大，足以完成分类任务。

为了详细展示图片的标注效果，这里先将所有像素值为1的像素点的值修改为255，具体标注如下。



图1 标注示例

具体标注情况如上图所示。白色为有植被覆盖、黑色为无植被覆盖。

2 DeepLabV3+

2.1 模型架构

MobileNetV2采用倒残差结构作为核心构建单元，整个网络架构分为输入处理、中间特征提取和输出三个主要阶段。网络输入部分通过标准卷积层进行初始特征提取。

网络主体部分由多个倒残差块构成，每个块包含三个核心操作：逐点卷积扩展、深度卷积和逐点卷积压缩。第一阶段包含Sep Conv 128, 3x3系列操作。随后的Conv 128, 1x1 Stride 2分支提供跳跃连接，确保梯度有效传播。

中间处理阶段进一步扩展特征维度，Sep Conv 256, 3x3模块将通道数增加至256，配合Conv 256, 1x1 Stride 2的跳跃连接分支。网络深层部分通过Sep Conv 728, 3x3系列操作达到728通道的高维特征表示。

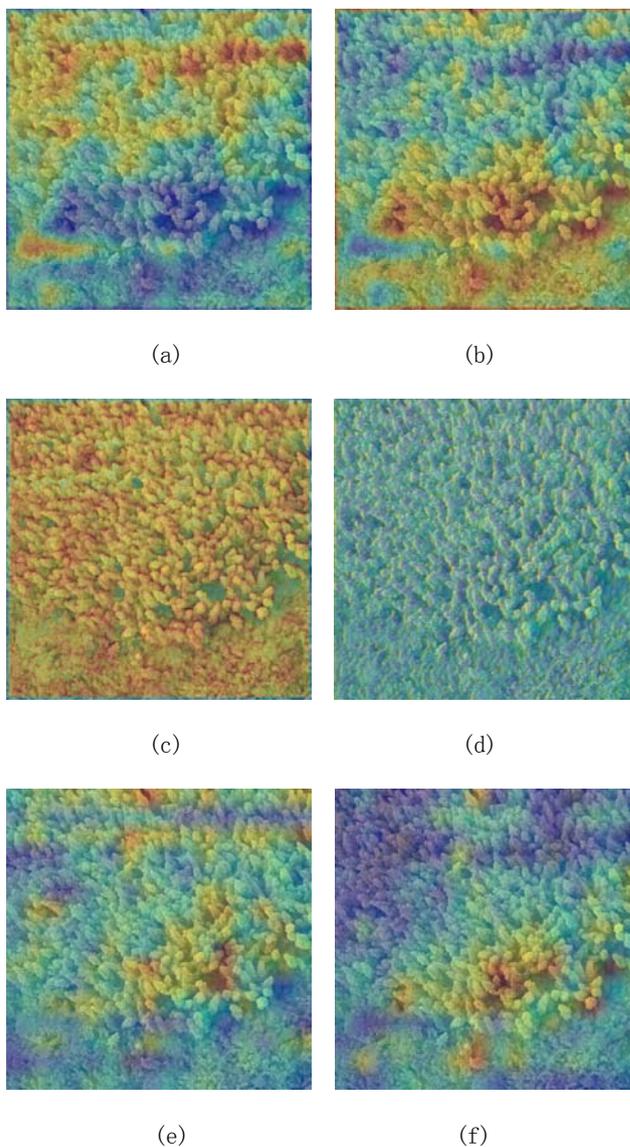
右侧middle部分展示了网络的重复模块结构。输出阶段包含Sep Conv 728, 3x3、Sep Conv 1024, 3x3和Sep Conv 1536, 3x3的渐进式通道扩展，最终通过Sep Conv 2048, 3x3达到2048维的高级语义特征表示。

2.2 模型训练

该模型在CPU为AMD Ryzen 9 7945HX、GPU为RTX 4060 (8g)、内存为40g的笔记本电脑上完成测试，模型的训练批次大小为8时，模型在训练过程不会出现内存不足的情况。

模型采用了Dice和Focal两种损失函数结合的混合损失函数策略，下采样倍数为8，优化器采用SGD，每5个epoch保存一次最优权重。

3 模型结果



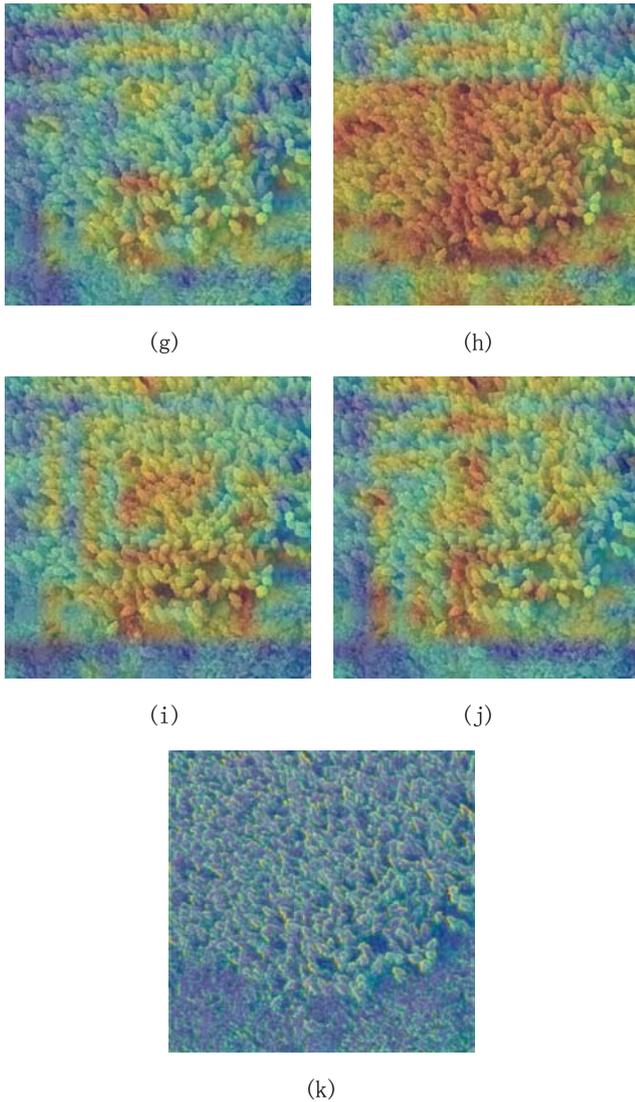


图2 主要卷积层过后的heatmap

在热力图中，颜色的深浅代表模型对不同区域的关注度，其中红色/黄色区域代表模型关注的核心植被特征，蓝色区域则关注度较低。ASPP(空洞空间金字塔池化)模块通过四个分支提取多尺度特征。1×1卷积分支捕获精细的局部细节，而不同膨胀率的空洞卷积则分别从中等纹理到大尺度群落分布捕捉不同尺度的特征，使模型既能识别叶片细节，又能理解植被整体空间分布。注意力机制热力图则展示了模型的智能特征选择。低层注意力关注植被的边缘和空间细节，帮助精确边界定位；高层注意力则侧重于语义特征，用于理解植被的整体形态和类别。这种分层机制确保模型兼具精确性和语义理解能力。

最优的mIoU值出现在第106个epoch，而最终的mIoU值则确定在5.1。最优权重的mAP值为5.27，Accuracy为96.17。模型效果优秀。

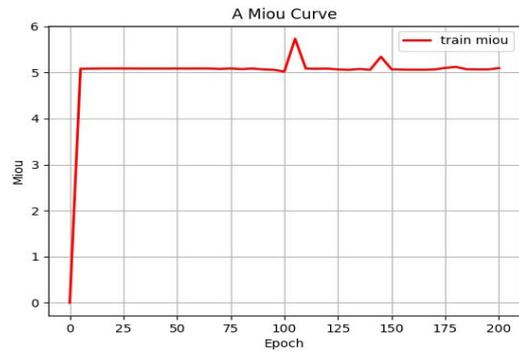


图3 每个epoch的mIoU

4 结论

基于DeepLabV3+与MobileNetV2主干的高原湿地植被语义分割方案，在高分辨率影像上实现了6%以上的像素级精度，显著克服传统方法“椒盐效应”与边界模糊问题。构建的1025幅1024×1024像素的数据集，兼顾空间细节与覆盖范围；类别不平衡通过Dice+Focal损失得到良好抑制，训练过程在8 GB显存消费级显卡上即可完成，具有良好的推广可行性。

[基金项目]

自治区级大学生创新创业训练计划项目(S202510694014)。

[参考文献]

[1]张金,钱洁容,秦贵虎.促进湿地恢复、保护,实现生态共享——以拉鲁湿地为例[J].云南水力发电,2024,40(07):1-4.

[2]张佳丽.耦合两类正则化方法的椒盐噪声去除模型[D].河南大学,2021.

[3]王孙宾,石刘伟,黄俊.基于多尺度特征感知与模糊边界建模的息肉分割网络[J/OL].安徽工业大学学报(自然科学版),1-11[2025-09-02].<https://link.cnki.net/urlid/34.1254.n.20250603.1422.002>.

[4]韩静园,王育坚,谭卫雄,等.基于FCN的路面裂缝分割算法[J].传感器与微系统,2022,41(06):146-149.

[5]王晓振.基于U-Net的红外弱小目标检测算法研究[D].中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所),2025.

[6]林宁宁,高心丹.DeepLab V3+改进的树木图像分割[J].计算机工程与设计,2023,44(01):232-239.

作者简介:

陈亮(2003—),男,汉族,四川内江人,本科,主要从事资源环境方面的研究工作。