引文格式：潘晓薇,洪晓凡. 基于改进DeepLabV3+模型的遥感影像光伏提取研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(3): 12-16. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.03.003

基于改进DeepLabV3+模型的遥感影像光伏提取研究

潘晓薇[1,2,3]，洪晓凡[1,2,3*]

（1. 广东省国土资源测绘院，广东 广州 510663；2. 自然资源部华南热带亚热带自然资源监测重点实验室，广东 广州 510663；
3. 广东省自然资源科技协同创新中心，广东 广州 510663）

摘　要：在全球能源低碳化转型背景下，光伏面板的精准识别与监测对能源管理至关重要。针对传统方法特征表征能力不足和深度学习模型泛化性受限的问题，提出了一种改进的DeepLabV3+模型。首先采用MobileNetV2轻量化主干网络降低模型参数量；然后在ASPP模块中嵌入CBAM注意力机制，通过通道—空间双维度特征校准强化多尺度融合能力；最后设计交叉熵—骰子—交并比混合损失函数优化边界分割精度。结果表明，改进模型的精确率、召回率和交并比分别达到92.87%、94.93%和88.56%，比原始模型提升4.26、2.89和6.17个百分点。此外，滑动窗口预测策略有效消除了大尺度影像拼接伪影，使交并比提升1.17个百分点。研究结果为多场景光伏面板提取提供了高精度、轻量化的技术方案，对于光伏监测与能源规划具有重要的应用价值。

关键词：深度学习；光伏面板；DeepLabV3+；卷积注意力

中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）03-0012-05

Photovoltaic Extraction in Remote Sensing Images Based on Improved DeepLabV3+ Model

PAN Xiaowei[1,2,3], HONG Xiaofan[1,2,3]

(1. Surveying and Mapping Institute of Lands and Resource of Guangdong Province, Guangzhou 510663, China;
2. Key Laboratory of Natural Resources Monitoring in Tropical and Subtropical Area of South China,
Ministry of Natural Resources, Guangzhou 510663, China;
3. Guangdong Science and Technology Collaborative Innovation Center for Natural Resources, Guangzhou 510663, China)

Abstract: Against the backdrop of global low-carbon energy transition, the precise identification and monitoring of photovoltaic (PV) panels are of utmost importance for energy management. Aiming at the issues of insufficient feature representation capability in the traditional methods and limited generalizability of deep learning models, we proposed an improved DeepLabV3+ model. Firstly, we adopted the lightweight MobileNetV2 backbone network to reduce the model's parameter count. Then, we embedded the convolutional block attention module into the atrous spatial pyramid pooling module, and enhanced multi-scale fusion capability through channel-spatial dual-dimensional feature calibration. Finally, we designed a hybrid loss function combining cross-entropy, dice, and intersection over union (IoU) to optimize boundary segmentation accuracy. Experimental results demonstrate that the improved model achieves precision, recall, and IoU values of 92.87%, 94.93%, and 88.56%, respectively, representing improvements of 4.26, 2.89, and 6.17 percentage points compared to the original model. Additionally, the sliding window prediction strategy effectively eliminates mosaic artifacts in large-scale image stitching, with an IoU improvement of 1.17 percentage points over the direct prediction strategy. This study provides a high-precision and lightweight technical solution for PV panel extraction in multi-scenario applications, holding significant application value for PV monitoring and energy planning.

Key words: deep learning, PV panel, DeepLabV3+, convolutional attention

随着全球能源结构向低碳化转型加速，光伏发电作为清洁能源的关键支撑，其装机规模在“双碳”目标驱动下持续扩大[1]，因此实现光伏面板的精准识别与动态监测已成为能源规划管理的重要技术需求。遥感技术凭借其大范围覆盖、高效率获取和低成本运行的优势，逐渐成为光伏面板监测领域的主流技术手段[2]。早期研究主要依托传统图像处理与机器学习方法[3-5]展开，但这些方法在特征表征能力、边界分割精度和自动化水平等方面存在明显局限，难以适应复杂地理场景下的识别需求[6]。近年来，卷积神经网络在计算机视觉领域取得突破性进展，推动了深度学习在光伏面板识别中的应用创新[7-8]；U-Net、DeepLabV3+等语义分

项目来源：自然资源部华南热带亚热带地区自然资源监测重点实验室资助项目（2022NRM006）；广东省自然资源调查监测体系建设专项。
第一作者简介：潘晓薇（1991—），本科，工程师，主要从事测绘工程、自然资源调查监测等工作，E-mail：748298975@qq.com。
通信作者：洪晓凡（1989—），大专，工程师，主要从事工程测量等工作，E-mail：748298975@qq.com。

割网络通过引入注意力机制和特征融合技术，有效提升了复杂背景下光伏面板的提取精度[9–11]；但仍面临两大核心挑战：①不同区域的地理环境差异显著，导致模型在跨区域应用时难以适应多样化的背景特征，易出现特征混淆或目标漏检问题[12–13]；②处理高分辨率大尺度遥感影像时，需通过分块裁剪输入模型预测，若分块边界处的特征提取不完整，将导致拼接还原时出现目标轮廓断裂、锯齿状边缘或伪影现象，严重影响分割结果的空间连续性与视觉一致性。鉴于此，本文提出了一种新型深度学习框架，优化模型在复杂场景下的特征表征能力；同时引入滑动预测策略，增强模型泛化性能，实现高精度、强鲁棒的光伏面板自动化提取。

1　数据集与评价指标

1.1　数据来源与数据集构建

本文采用高分二号卫星影像作为数据源，包含1 m分辨率全色影像（450~900 nm）与4 m分辨率多光谱影像（蓝光450~520 nm、绿光520~590 nm、红光630~690 nm、近红外770~890 nm）。数据覆盖广东省湛江市、阳江市典型光伏场站区域。对1 m全色和4 m多光谱影像进行辐射定标、大气校正和正射校正，利用ENVI5.6的Gram–Schmidt融合算法生成1 m分辨率4波段（红、绿、蓝、近红外）影像，增强光伏面板纹理细节。

针对光伏场景复杂背景干扰与样本失衡问题，本文选取农田集中式、水面漂浮式和零散分布式3类典型场景，通过ArcGIS10.7目视解译勾画光伏面板边界，将矢量标签转换为二值栅格掩膜，确保标注精度达到像素级。采用256×256窗口大小裁剪影像与标签，旨在保留上下文信息并缓解模型训练中边缘误分割问题。统计样本中光伏面板像素占比（8%~63%），剔除无效样本，确保数据的均衡性与可靠性。最终数据集涵盖复杂背景干扰（建筑物反光、植被遮挡、水体波纹），为模型泛化能力验证提供多场景支撑；共获得4 090个样本，其中按8∶1∶1的比例划分训练集、验证集和测试集。

1.2　评价指标

为分析不同网络模型方法的性能，本文通过混淆矩阵将光伏识别结果与真实标签进行比较，通过精确率、召回率和交并比（IoU）评估不同网络在数据集上的表现。

2　研究方法

2.1　DeepLabV3+模型

DeepLabV3+语义分割网络模型[14]具有显著的创新性，在DeepLabV3编码器—解码器架构的基础上，进一步提升了网络性能。DeepLabV3+核心架构包含编码器—解码器结构与空洞空间金字塔池化（ASPP）模块。编码器部分以Xception网络为主干，通过堆叠深度可分离卷积提取多尺度特征，并利用扩张卷积在保持特征图分辨率的同时扩大感受野。ASPP模块并行执行4组不同膨胀率（1、6、12、18）的3×3空洞卷积，配合全局平均池化分支，实现对多尺度上下文信息的自适应捕获。解码器部分通过上采样融合深层语义特征与浅层细节特征，利用1×1卷积进行通道维度调整，最终通过双线性插值恢复原始分辨率。该网络通过平衡感受野扩展与计算效率，在复杂场景分割任务中展现出优越性能。

2.2　模型改进策略

1）轻量化主干网络。将原Xception主干替换为MobileNetV2[15]，利用其倒置残差结构与线性瓶颈层构建特征金字塔。该结构通过1×1卷积先升维后降维的操作保留特征表达能力，同时采用深度可分离卷积将标准卷积分解为逐通道卷积与逐点卷积，大幅减少参数量，显著降低计算复杂度。

2）改进ASPP模块。ASPP模块通过多膨胀率卷积提取多尺度特征，但存在两方面局限：①各分支特征融合时缺乏对通道与空间维度的动态校准，导致冗余特征干扰关键信息表达；②固定权重的卷积操作难以适应复杂场景中目标形态与背景的显著差异，易造成边缘模糊与细节丢失。因此，本文引入卷积注意力模块（CBAM）[16]进行改进。首先输入特征经过4个并行分支处理，各分支采用3×3卷积核，膨胀率分别为1、6、12、18，以捕获不同感受野的上下文信息；再将每个分支的输出依次连接CBAM，通道注意力通过全局平均池化和全连接层动态校准通道权重，强化关键特征通道，空间注意力则基于特征的空间关系生成权重掩膜，聚焦显著区域；最后多分支特征经拼接和1×1卷积融合，输出优化后的特征图。

3）混合损失函数。混合损失函数是两种或多种损失函数的混合体，对于卫星图像识别和语义分割任务更有效。交叉熵损失（L_C）和骰子损失（L_D）的非线性组合已被成功应用于从卫星图像中提取土地覆盖和

道路[17]，其中 L_C 用于像素级分类，L_D 有助于处理类别不均衡问题。针对光伏面板分割任务，引入IoU损失填补边界监督缺口，能改善分类准但边界糊的问题，放大边界误差影响。因此，本文通过 L_C 、L_D 、IoU损失（L_{IoU}）来组合混合损失函数，设计了3种不同权重组合的混合损失函数，以探究不同损失项对精度的影响。

$$L_1 = 3L_C + 1L_D + 2L_{\mathrm{IoU}} \quad (1)$$

$$L_2 = 2L_C + 3L_D + 1L_{\mathrm{IoU}} \quad (2)$$

$$L_3 = 1L_C + 2L_D + 3L_{\mathrm{IoU}} \quad (3)$$

L_1 以3倍 L_C 为核心，侧重分类准确性，通过高权重像素级分类约束确保整体类别判别精度；L_2 提升 L_D 至3倍权重，强调区域一致性，通过强化类别不均衡处理能力，优化小目标区域的完整性；L_3 赋予 L_{IoU} 最高3倍权重，聚焦目标边界质量，通过放大边界误差信号迫使模型学习更精细的轮廓特征。系数设计旨在平衡不同损失函数的影响，以优化模型的学习效果。本文通过设定不同权重比例初步评估了各损失项的贡献度，但最优权重组合仍需通过更系统的优化方法（网格搜索、贝叶斯优化等）确定。

3 实验与结果分析

3.1 实验硬件与参数

实验在配备Intel Core i9-12900K CPU（16核24线程）、64 GB内存和NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU的计算平台上进行。软件环境采用Windows 11专业版64位操作系统，通过Anaconda3（64位）管理Python 3.7环境，基于TensorFlow 2.4.0框架后端搭建深度学习模型，并利用其内置的Keras工具实现模型构建。为适配GPU加速计算，以CUDA 11.2为GPU驱动平台，并配置cuDNN 8.1.0深度学习加速库。代码开发与调试通过PyCharm 2021完成，以确保实验流程的可靠性。

在优化策略方面，采用随机梯度下降优化器对小批量样本进行参数更新，显著提升了计算效率。为进一步发挥GPU并行计算能力，将批处理大小设置为2的幂，具体超参数配置：Epoch为100、批处理大小为8，学习率为0.003。

3.2 混合损失函数整合

为验证不同混合损失函数对光伏面板遥感提取的影响，将混合损失函数整合到由MobileNetV2和引入CBAM注意力机制的深度学习网络中，对比分析了 L_1 、L_2 和 L_3 损失函数下模型的性能，实验结果见表1，可以看出，L_3 损失函数在光伏面板遥感提取任务中表现最佳，特别是在IoU指标上的提升，主要原因在于其损失项权重的合理分配，使得模型在精准分类、目标区域完整性和边界优化之间达到了最佳平衡。L_C 有助于优化整体分类精度，而 L_D 能有效解决类别不均衡问题，提高小目标区域的召回率。相比 L_1 和 L_2 ，L_3 赋予了 L_{IoU} 更高的权重，使模型更加关注目标区域的空间一致性和边界优化，从而提升IoU指标。

表1 整合混合损失函数的分类精度/%

损失函数	精确率	召回率	IoU
L_1	91.53	93.58	87.54
L_2	91.28	92.65	86.84
L_3	92.87	94.93	88.56

3.3 模型对比分析

为验证各模块改进对光伏识别性能的影响，本文设计了递进式消融实验：①将DeepLabV3+主干网络替换为MobileNetV2，记为M模型；②基于M，在ASPP模块中引入CBAM，记为M+C模型；③基于M，添加改进的混合损失函数作为模型的损失函数，记为M+D模型；④在M+C模型的基础上，添加改进的损失函数作为损失函数，记为M+C+D模型。各改进策略对分类精度的提升效果见表2，可以看出，M模型的精确率、召回率和IoU分别提升1.92、0.54和1.22个百分点，证明轻量化架构在减少计算冗余的同时，未削弱对光伏面板特征的提取能力，反而通过高效卷积设计优化了分类性能；M+C模型的IoU进一步增长2.6个百分点至86.21%，说明双通道注意力机制有效增强了模型对复杂背景下目标边界的捕捉能力，尤其在建筑物阴影、水面反光等干扰场景中，显著提升了分割的准确性；M+D模型的精确率、召回率和IoU分别达到91.45%、93.46%和87.15%，验证了 L_C 、L_D 与 L_{IoU} 的协同作用有效缓解了样本不均衡问题，并强化了边界监督；M+C+D模型的精确率、召回率和IoU提升至92.87%、94.93%和88.56%，较原始模型分别提升了4.26、2.89和6.17个百分点，充分证明轻量化网络、注意力机制与混合损失函数的组合策略能显著优化模型在光伏面板分割任务中的分类精度。

在参数优化方面，本文实现了轻量化与高性能的平衡。原始模型参数量高达42.8 M，计算量为

11 625.27 M，推理速度仅为20.26 FPS；而M模型的参数量大幅压缩至4.41 M，计算量骤减至417.35 M，推理速度提升至51.68 FPS，印证了轻量化架构对模型效率的显著优化；M+C模型的参数量仅微增0.01 M，计算量增加0.4 M，推理速度略微下降至48.43 FPS，但IoU显著提升，证明CBAM能以极小的参数代价实现特征增强；M+D和M+C+D模型的参数量无影响，计算量与M+C模型基本持平，表明混合损失函数未显著增加模型复杂度；M+C+D模型在参数量仅为原始模型10.6%的情况下，实现了更高的分割精度，充分验证改进策略在降低计算成本的同时保持了模型高效性的优势。

表2　改进细节网络的得分对比

模型类型	精确率/%	召回率/%	IoU/%	参数量/M	FPS	计算量/M
原始模型	88.61	92.04	82.39	42.80	20.26	11 625.27
M	90.53	92.58	83.61	4.41	51.68	417.35
M+C	91.06	93.58	86.21	4.42	48.43	417.75
M+D	91.45	93.46	87.15	4.41	49.52	417.35
M+C+D	92.87	94.93	88.56	4.42	46.78	417.75

多场景下光伏面板提取结果的对比分析见图1，在第一组道路—建筑物混合场景中，原始模型因标签标注存在偏差（道路两侧存在零散建筑），导致模型将建筑物识别为光伏面板区域；M+C和M+D模型引入混合损失函数后，误判区域有所缩小，但边缘仍存在模糊现象；M+C+D模型通过多尺度特征融合与注意力机制，修正标注误差的同时完整提取了道路轮廓，更好地区分了建筑与光伏面板区域。第二、三组水域—道路混合场景中，所有模型均能有效分割光伏面板主体，但改进模型在边界优化上表现突出：M+C+D模型提取的光伏面板边缘保持直线几何特征，相较于原始模型的锯齿状边界，其IoU提升了3.2%，且水体波纹与道路纹理的干扰抑制效果显著。第四组水面光伏场景中，M+C+D模型通过平衡背景与目标来增强光伏面板特征响应，提升了水面光伏面板区域的连续性与边界清晰度。第五组多种光伏面板场景中，原始模型对左侧光伏面板存在大量漏提，改进模型能使漏提情况有所改善，但细节丢失存在差异，M+C+D模型通过浅层细节保留与空间注意力机制，有效且完整地捕捉到光伏面板范围，充分验证了改进策略对多光伏面板场景的强大适应性。

3.4　模型预测结果优化

在模型预测过程中，若将整块测试区域直接输入模型易引发内存溢出的问题，本文采用滑动窗口裁剪

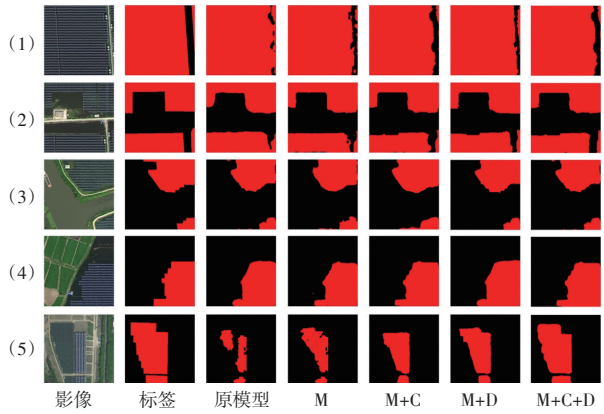


图1　不同网络结构光伏提取的视觉对比

法对测试影像进行预处理，生成256像素×256像素的栅格化子图。为优化预测结果的拼接效果，本文提出两种策略：①按步长0（无重叠）裁剪，直接拼接，虽高效但子图间无冗余信息补偿；②以50%重叠率裁剪，提取各子图中心128像素×128像素高置信区融合拼接。策略一需16张256×256子图拼接；策略二先以步长128裁剪64张（横向、纵向各8张）子图，再利用各子图中心128像素×128像素的高置信度区域进行融合拼接，通过重叠区域的信息冗余和对高置信度区域的选择来优化最终拼接结果。

为验证策略的有效性，本文选取1 024像素×1 024像素的影像进行对比（图2），可以看出，策略一黄色框内光伏板边缘因无重叠冗余信息补偿，分割结果存在明显的锯齿和断裂，与标签图的规整边界不符，是模型边缘识别误差直接传递的体现，拼接伪影显著；策略二黄色框内50%重叠裁剪+中心高置信区提取，有效修正了边缘误差，光伏面板边界连续、贴合标签形态，分割完整性和视觉一致性更好，印证了重叠冗余与置信筛选对抑制误差的作用。

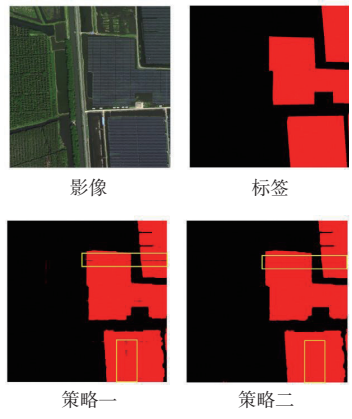


图2　不同策略拼接预测视觉对比

为验证策略对预测结果精度的影响，本文设置了直接预测拼接与滑动预测拼接的对照实验。结果表

明，策略二通过50%重叠裁剪+中心高置信区域提取融合机制，显著改善了拼接伪影问题；相较于策略一，其精确率、召回率和IoU分别提升2.66、1.52和1.17个百分点，达到92.87%、94.73%和91.56%。定量结果与可视化效果共同表明，策略二通过牺牲预测的计算时间，实现了分割精度与视觉一致性的同步提升，满足光伏工程场景中对大尺度影像高精度分割的刚性需求，为实际部署提供了可靠的技术支撑。

4 结 论

本文针对光伏面板遥感提取的挑战，提出了一种基于DeepLabV3+模型的改进方法，通过引入轻量化主干网络MobileNetV2、嵌入CBAM优化ASPP模块，并采用交叉熵—骰子—交并比混合损失函数提升分割精度。实验结果表明，改进模型在精确率、召回率和IoU方面分别达到92.87%、94.93%和88.56%，较原始模型提升4.26、2.89和6.17个百分点，在减少参数量的情况下保持了较高的计算效率；采用滑动窗口预测策略处理大尺度遥感影像时，有效抑制了分块拼接产生的伪影现象，提升了全局分割结果的空间一致性。本文证明了轻量化网络架构、注意力机制与混合损失函数的协同能有效提升复杂场景下光伏面板的提取精度，为光伏资源监测、能源规划等应用提供了一种高效且精准的技术方案。值得注意的是，本文在混合损失函数的权重系数设计中采用启发式比例分配策略，虽通过对比实验确认了各损失项的贡献度排序，但系数组合尚未达到理论最优解，后续需进一步引入贝叶斯优化、强化学习等智能优化算法，构建动态权重调节机制，以挖掘损失函数组合的最大潜力。

参考文献

[1] Tian J，Ooka R，Lee D. Multi-scale Solar Radiation and Photovoltaic Power Forecasting with Machine Learning Algorithms in Urban Environment: A State-of-the-art Review[J]. Journal of Cleaner Production，2023，426:139040

[2] Yao Y，Hu Y. Recognition and Location of Solar Panels Based on Machine Vision[C]. 2017 2nd IEEE Asia-Pacific Conference on Intelligent Robot Systems (ACIRS)，2017: 7-12

[3] 李彦甫，刘勇. 基于对象影像分析方法支持下的多源遥感影像光伏电场提取[J]. 测绘与空间地理信息，2016，39(3): 68-72

[4] 王卫，蔡俊兴，田广增，等. 多源遥感精确提取光伏电站研究[J]. 北京测绘，2021，35(12):1534-1540

[5] Malof J M，Hou R，Collins L M，et al. Automatic Solar Photovoltaic Panel Detection in Satellite Imagery[C]. IEEE International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)，2015:1428-1431

[6] 陈雨艳，张军，张俊，等. 自适应多源遥感影像的地面光伏提取方法[J]. 遥感信息，2024，39(3):136-143

[7] 王子明. 基于注意力机制的遥感影像道路提取方法[J]. 地理空间信息，2025，23(1):13-16

[8] 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

[9] Parhar P，Sawasaki R，Todeschini A，et al. Hyperion Solar Net: Solar Panel Detection from Aerial Images [J]. arXiv preprint arXiv:2201.02107

[10] Wang J，Chen X，Jiang W，et al. PVNet: A Novel Semantic Segmentation Model for Extracting High-quality Photovoltaic Panels in Large-scale Systems from High-resolution Remote Sensing Imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2023，119:103309

[11] Ahn H K，Park N. Deep RNN-based Photovoltaic Power Short-term Forecast Using Power IoT Sensors[J]. Energies，2021，14(2):436

[12] Zhu R，Guo D，Wang M S，et al. Deep Solar PV Refiner: A Detail-oriented Deep Learning Network for Refined Segmentation of Photovoltaic Areas from Satellite Imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2023，116:103134

[13] Chen Z，Kang Y，Sun Z，et al. Extraction of Photovoltaic Plants Using Machine Learning Methods: ACase Study of the Pilot Energy City of Golmud，China[J]. Remote Sensing，2022，14(11):2697

[14] Chen L C，Zhu Y，Papandreou G，et al. Encoder-decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision，2018:801-818

[15] Li W，Liu K. Confidence-aware Object Detection Based on MobileNetV2 for Autonomous Driving[J]. Sensors，2021，21(7):2380

[16] Woo S，Park J，Lee J Y，et al. Cbam: Convolutional Block Attention Module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision，2018:3-19

[17] Wan J，Xie Z，Xu Y，et al. DA-RoadNet: A Dual-attention Network for Road Extraction from High Resolution Satellite Imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2021，14:6302-6315