星载平台下基于 Unet 网络的高分遥感影像建筑物提取

丁汉栋

联通（山西）产业互联网有限公司 山西太原

【摘要】城市建设规模逐步扩张让城市内部建筑物数量增多，在城市规划、资源管控、安全管理等多个方面的工作开展期间，都需要对城市内部建筑物信息进行参考，为此精准、快速地获取城市区域内部建筑物信息，也是未来城市建设与发展期间的核心内容。随着现阶段遥感技术的使用，高分辨率影像作为促进城镇化建设的重要数据，在高分辨率的遥感影像下，可以提供更加丰富和精细的建筑物空间信息。同时，在深度学习技术的研发和使用期间，都能为遥感技术的创新应用提供必然的选择，解决传统遥感图像在解析中存在的多种问题。在硬件性能提升的过程中，星载平台的发展让遥感技术的应用范围不断扩展，深度学习在星载平台中的应用，可以实时对遥感影像进行处理，节约大量的时间和资源。本文主要针对星载平台下，Unet 网络的高分遥感影像建筑物提取技术进行阐述，期望能为今后技术的创新研发提供参考。

【关键词】星载平台；Unet 网络；高分遥感影像；建筑物提取

【收稿日期】2025 年 5 月 15 日 【出刊日期】2025 年 6 月 6 日 【DOI】10.12208/j.aics.20250010

High-resolution remote sensing image building extraction based on Unet network under satellite platform

Handong Ding

China Unicom (Shanxi) Industrial Internet Co., Ltd., Shanxi Province, Taiyuan, Shanxi

【**Abstract**】The continuous expansion of urban construction has led to a significant increase in the number of buildings within cities. During urban planning, resource management, and safety administration, accurate and rapid acquisition of building information has become crucial for urban development. With the application of remote sensing technology, high-resolution imagery serves as vital data for urbanization projects, providing richer and more detailed spatial information about buildings. Meanwhile, advancements in deep learning technology have become essential for innovative applications of remote sensing, effectively addressing issues in traditional image analysis. As hardware performance improves, the development of spaceborne platforms has expanded remote sensing applications. The integration of deep learning into these platforms enables real-time processing of remote sensing images, significantly reducing time and resources required. This paper focuses on Unet network-based high-resolution remote sensing image building extraction technology under spaceborne platforms, aiming to provide insights for future technological innovation.

【**Keywords**】Spaceborne platform; Unet network; High resolution remote sensing image; Building extraction

遥感技术主要是通过卫星传感器，对地球特定电磁波谱段成像的技术手段，作为以航空摄影技术为框架研发的技术方式，可以通过卫星设备或者航空器对遥感影像进行处理和分析，在整个分析的过程中，借助图像的物理和数学特征，保障信息提取和分析的质量。其中，遥感信息提取作为遥感影像处理的关键，可以从遥感影像中对有效信息进行获取，加强对各类信息的提取识别效果，方便后续对信息的进一步利用。目前，遥感影像处理强技术的应用具有良好前景，可以在多个行业领域中进行使用。而星载平台作为处理遥感影像和信息的关键平台，随着卫星技术的发展，星载平台的数量和质量也会有明显提升。星载平台具备较高的算力和处理速度，能够对地面信息进行快速处理，在高分遥感影像处理期间，利用星载平台的处理优势，可以

作者简介：丁汉栋（1978-）男，汉族，陕西汉中人，研究生，高级工程师，研究方向：工业互联网、能源互联网、网络安全、数字经济、5G+物联网、云计算、图计算、边缘计算、区块链、数字孪生、信息系统项目管理师（高级）等。

确保数据处理的质量和时效性，为后续数据的使用提供良好的基础。

1 基于 Unet 网络的高分遥感影像建筑物提取

1.1 Unet 网络

Unet 网络作为经典语义下的分割神经网络，可以对像素级别的信息进行提取，具有较为理想的分割精度，在图像分割工作中的应用较为广泛（如图 1）。Unet 网络具备标准的 Encoder-Decoder U 型对称结构，根据结构情况可以分为四次下采样和四次上采样，在节段网络中需要使用 10 个卷积层对图像的特征信息、抽象特征信息进行获取，按照每 2 个卷积层为 1 组的方式，在卷积层中衔接 Relu 激活函数，保证非线性运算的效果，减少过拟合带来的影响。信息卷积后可以使用最大池化层对信息进行处理，随后将信息传递给下一组卷积层，对更高维度的信息特征进行提取。同时，Decoder 节段网络中可以借助 4 个转置卷积层恢复原本的图像信息，每次转置之前都会完成对应层的下采样工作，保证采样阶段信息特征图的识别效果[1]。根据 Unet 网络的跳跃连接设计，将解码器中增加编码器的特征，保障 Unet 网络能够对不同角度的建筑物信息进行获取，进而提升 Unet 网络对图像分割的精准度。Unet 网络结构的应用优势也较为明显，能够对目标物体的语义进行准确分割，具备较强的扩展性和调节性，在对技术进行创新期间，需要使用多层次跨层连接，确保每个尺度的信息进行有效整合，精准对小物体和模糊建筑物边界进行分割[2]。

1.2 ECBA 注意力模块

在 2020 年提出的 ECA-Net 在对 SENet 详细分析后，发现 SENet 中给 FC 层注意力预测带来的影响，为此在技术创新研发期间，选择不降维的局部跨通道交互策略和自适应选择，对同意维度卷积核大小进行评估的方式[7]。

1.2.1 通道注意力机制

在 ECA-Net 模型中的每个卷积层中，都需要对通道注意力模块进行添加，通过每个通道权重比例，对特征图中的重要信息进行提取，加强模型的表达能力。通道注意力机制与其余方式相比，ECA-Net 能够确保模型的高效，充分提升模型使用的性能[6]。

1.2.2 深度可分离卷积

为了能够减少模型在使用期间的计算量和参数量，在 ECA-Net 模型使用期间，需要将深度可分离卷积代替传统卷积进行使用，进而减少计算量和模型运行期间对内存的损耗，提升模型运行的泛化性能。深度可分离卷积可以将卷积操作进行详细划分，包括深度卷积操作和逐点卷积操作[3]。

1.2.3 高效的网络设计

ECA-Net 中以高效的网络设计，保证多层平行的残差模块和池化层对模型的表达。在实验研究工作开展期间，ECA-Net 和 ImageNet 分类任务都具有良好的性能表现，能够使用较高的计算效率和较小的模型，保证建筑物提取的质量[8]。ECA-Net 模型的结构如图 1 所示，在运算期间计算公式为：

$$\mathrm{T}=\frac{|\mathrm{LOG}_2^{\mathrm{c}}+1|}{2}$$

$$\mathrm{k}=\begin{cases}\mathrm{T},\mathrm{T}\text{ 为偶数}\\ \mathrm{T}+1,\mathrm{T}\text{ 为奇数}\end{cases}$$

$$M_c=\sigma\left(convld\left(F_{avg}^c\right)\right)$$

$$F_{out}^c=M_c\times F_{input}$$

公式中，c 作为输入图像的道数，k 为自适应卷积核大小，F_{avg}^c作为平均池化处理后的特征图，$convld$为一维卷积，σ作为 Sigmoid 的激活函数，M_c表示图片在通道上注意力权重比，F_{input}为输入的特征图，F_{out}^c为最终形成的特征图。

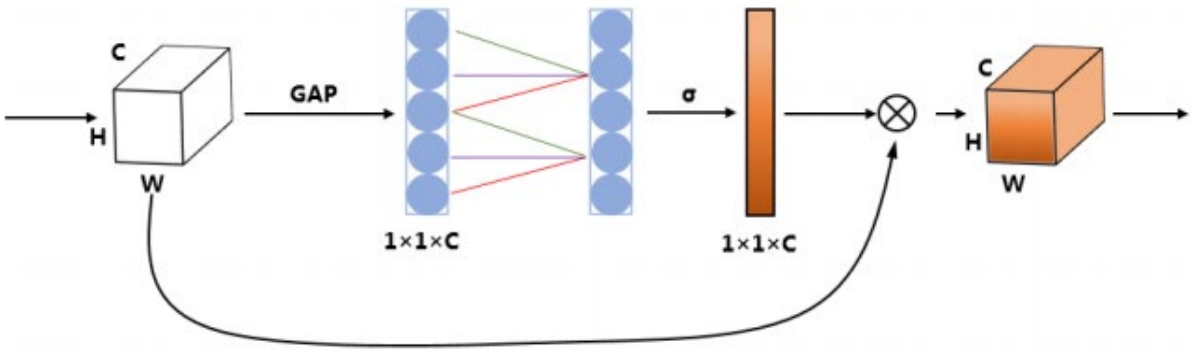

图 1 ECA-Net 结构示意图

1.3 边界损失函数

边界损失函数主要是为了能够处理传统交叉熵损失函数，对建筑物边界忽视问题进行改善而提出的有效处理方式的函数。在传统交叉熵损失函数中，只对图像信息像素分类的正确性进行研究，忽视像素之间存在的空间对应关系，尤其是对类别边界位置的细节信息，没有进行有效的处理和划分，导致在图像分割期间，建筑物边界出现模糊或者错位等情况[9]。边界损失函数中对边界惩罚项进行界定，强调类别边界位置像素处理的方式，确保 Unet 网络能够更加注重对边界细节信息的保留和使用，加强边界错误分割的惩罚权重比例。边界损失函数的表达方式为：

$$L(y, f(x)) = -\frac{1}{N}\sum_{x=1}^{N} w(x)[y, \log f(x)_i + (1 - y_i)\log(1 - f(x)_i)]$$

表达方式中，y 为影像数据的真实标签，$f(x)$为模型在运行期间的预测结果，N 作为图片的像素数量，$w(x)$作为像素位置和类别决定的权重比例。在对$w(x)$计算期间需要分为两个计算公式：

$$w(x) = w_c(x) + w_b(x)$$

其中，$w_c(x)$表示与边界距离的负指数函数，表示为：

$$w_c(x) = e^{-d(x)/\sigma_c}$$

其中，$d(x)$作为像素点 x 到边界的距离，σ_c为一个控制权重下降速度的参考数值。

$$w_b(x) = \{1, if\ y(x) = 1\beta, if\ y(x) = 0\}$$

其中，β作为超参数，可以充当控制背景像素的权重。

建筑物边界分割作为语义分割的难点项目，全卷积神经网络在上采样的过程中，通过对建筑物特征尺寸还原的方式，保障特征提取的质量。但是在 Unet 网络高感受野阶段学习中，对建筑物边界信息的获取较少，导致网络提取的建筑物信息不够完整，出现轮廓扭曲或者特征偏差的问题。为了能够有效改善此类问题产生后造成的影响，将在全卷积神经网络中添加后处理的方式，对建筑物轮廓特征进行优化，但是此环节也会增加信息提取期间的任务量，并没有体现深度学习独立自动提取建筑物信息的需求[4]。为了能够保障建筑物信息自动化提取的效果，需要将 Dice loss 和 Boundary loss 进行结合，使用加权损失函数，通过损失函数控制网络模型在运行期间，提取更多建筑物边界特征信息，通过反向传播对建筑物边界参数进行优化，从而确保对建筑物轮廓信息优化的目标。甲醛边界损失函数为：

$$loss = I_a(lsb, pre) + al_b(lab, pre)$$

其中，L_R为 Dice loss、L_a为 Boundary loss，lab 为图像标签，pre 为预测图像，a 为权重实际参数。

2 星载平台下基于 Unet 网络的高分遥感影像建筑物提取策略

2.1 内存有限下的分块处理策略

星载平台在处理高分辨率遥感影像的过程中，经常会由于影像尺寸过大，导致在处理期间系统内存压力的不断提升。因此，为了能够更好地保证高分遥感影像的处理效果，可以通过分块输入的训练方式，将较大的图片分割为若干个小块部分后，逐一对小块图像进行处理，在处理后将处理结果进行整合与拼接，在内容有限的情况下，分块处理的方式具有较为明显的优势。同时，为了能够避免图像拼接期间出现的边缘衔接问题，在模型训练前期应当对小块图像进行扩大处理，在竞相扩大期间要对边缘信息进行充分爆率，加强拼接处理的平滑与自然效果，进一步避免拼接不连续问题的产生[5]。

2.2 通过数据增强解决样本问题

Unet 网络在运行期间，经常会存在训练样本较少的问题，导致训练结果与实际情况存在偏差，数据不够精准。为了能够改善训练样本较少的情况，在 Unet 网络改进期间可以通过数据增强的方式，提升样本的数量和样本的多样性[10]。在数据增强技术中，主要包括旋转、缩放、翻转、平移、色彩调整等多种手段，通过数据增强技术促使模型训练中，能够掌握更多特征变化的提取方法，提升建筑物提取的准确性和鲁棒性效果。

2.3 Stacking 模型融合策略

在 Unet 网络使用期间，为了能够进一步加强高分遥感影像建筑物提取的精准度，在 Unet 网络改进中，尝试将 Stacking 模型进行融合应用。Stacking 模型作为集成学习的方式体现，在 Stacking 模型中包含多个学习器，可以对结果进行输入分析，通过一个机器学习模型对结果进行预测，加强结果预测的针对性和有效性。在 Unet 网络对高分遥感影像建筑物信息提取分析的过程中，尝试引入多个满足 Unet 网络的学习器，在信息提取中将预测结果进行整合。通过 Stacking 模型的融合，借助 Stacking 模型学习器的优势和应用价值，减

少单一模型预测期间带来的局限性，提升建筑物整体预测的效果。在 Stacking 模型融合期间应当注意，虽然模型的融合可以提升建筑物信息提取的精度，保障高分遥感影像语义分析质量，但是在 Stacking 模型运行期间，也会导致计算复杂程度和时间成本的提升。因此，在 Stacking 模型应用的过程中，需要平衡精度与计算资源的关系，更好地保障建筑物提取的效率。

结束语：建筑物提取作为城市开发建设、规划发展的重要数据，在传统遥感影像的使用中，图像信息的处理不够明确，对各类精细的建筑物信息的提取效果不够理想。为此，借助星载平台对高分遥感影像进行分析，重点提取建筑物的特征信息，及时对传统遥感影像存在的问题进行处理。随着深度学习模式的快速应用，多项技术在应用期间都有较为理想且显著的处理成果。但是，由于算法自身的限制，在技术应用期间依旧存在需要处理和解决的问题。随着移动设备的快速发展，深度学习模型不再局限高性能计算机平台，神经网络也将在移动端平台中进行使用，成为未来遥感技术研究的主要内容。针对未来技术的研发趋势，本文提出 Unet 网络的改进方式，确保高分遥感影像建筑物信息提取更加完整，减少阴影和植被覆盖带来的影响，确保模型改进的质量，奠定未来行业发展的重要基础。

参考文献

[1] 戴国梦.基于对抗网络和迁移学习的高分影像建筑物变化检测[J].中华建设,2025,(07):131-133.

[2] 刘松梁,张郁,梁晓瑾.存量数据在城市更新数据调查中的应用实践[J].地理空间信息,2025,23(06):100-103.

[3] 袁小祥,林旭川,陈子峰,张建龙,窦爱霞,肖本夫,杜浩国,余思汗,丁香,方杰,王书民.基于遥感和震害仿真的 2025 年西藏定日 6.8 级地震建筑物震害对比[J].地震地质,1-17.

[4] 余新梅.轻量化 CNN 在城市建筑物变化实时监测中的应用[J].华北自然资源,2025,(03):98-101+105.

[5] 俞友,吴强,黄亮.级联多注意力的遥感影像耕地变化检测方法[J].昆明理工大学学报(自然科学版),1-14.

[6] 邢云飞.基于高分遥感影像和 DSM 数据的建筑物提取方法研究[D].太原理工大学,2023. DOI:10.27352/d.cnki.gylgu.2023.002431.

[7] 苏杭,刘佳蕙.高分遥感影像建筑物边缘提取模型迁移性评估对比[J].无线互联科技,2023,20(06):106-110.

[8] 徐佳伟,刘伟,单浩宇,等.基于 PRCUnet 的高分遥感影像建筑物提取[J].地球信息科学学报,2021,23(10):1838-1849.

[9] 江一帆.基于卷积神经网络的高分遥感影像建筑物提取方法研究[D].河南理工大学,2020. DOI:10.27116/d.cnki.gjzgc.2020.000185.

[10] 吕道双.基于卷积神经网络的高分遥感影像建筑物提取研究[D].重庆交通大学,2020. DOI:10.27671/d.cnki.gcjtc.2020.000760.

版权声明：©2025 作者与开放获取期刊研究中心（OAJRC）所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
OPEN ACCESS