

基于正射影像的建筑外轮廓提取研究

刘江

广州市城市更新规划设计研究院有限公司

摘要:建筑外轮廓是城市更新前期阶段重要的基础信息之一,本文提出一种基于正射影像的建筑外轮廓提取方法:首先利用高分辨率无人机正射影像及人工生产的线划图数据作为训练数据;其次,进行网络结构设计,采用类Unet结构,让网络学习预测分割掩码,轮廓掩码;然后经过简单的运算得到离散的种子点;最后通过分水岭后处理方式得到每一个建筑物的轮廓。应用同等精度无人机正射影像进行自动提取试验,结果表明该方法具有较高的建筑外轮廓提取精度,在城市更新中具有一定的应用潜力。

关键词:城市更新;正射影像;外轮廓提取

【DOI】10.12254/j.issn.2096-6539.2022.13.115

Extraction of Building Contour Based on Orthophoto

LIU Jiang

Guangzhou Urban Renewal Planning & Design Institute CO.LTD

Abstract: Building Contour is one of the important basic information in the early stage of urban renewal. This paper presents a method of building contour extraction based on orthophoto. Firstly, the high resolution (GSD 0.05m~0.2m) UAV orthophoto image and manually produced line drawing data are used as training data; Secondly, the network structure is designed, using the Unet like structure, so that the network can learn the predictive segmentation mask and contour mask; Then the discrete seed points are obtained by simple operation; Finally, the contour of each building is obtained by watershed post-processing. The experiment of automatic extraction using the same precision UAV orthophoto image shows that the method has higher precision of building contour extraction and has certain application value in urban renewal.

Keywords: urban renewal; orthophoto; contour extraction

引言

城市更新是城市发展由粗放式增量开发转入内涵式存量开发的必经之路,广州市作为全国城市更新先行者,已进行了多年的旧村、旧厂和旧城镇改造,积累了丰富的城市更新经验。在城市更新改造的前期阶段,快

速准确的改造成本评估有助于优化改造方案和加快改造进度,评估改造成本需要获取改造区域的建筑体量,而建筑体量可以通过建筑外轮廓数据来预估,因此,如何高效获取建筑外轮廓数据成了评估改造成本的技术重点之一。

常规手段提取建筑外轮廓是先利用倾斜摄影测量制作建筑三维模型,再基于三维模型通过人工判读或半自动化软件解译提取建筑物外轮廓,人工判读是以专业人员人工作业方式进行判图和分析,存在对专业人员依赖性强,耗时长等问题;半自动软件解译是使用图像软件进行定量分析,实现了部分自动化,但由于仍是传统软件,准确率和效率已达瓶颈,非自动化的部分仍需要专业人员来操作且门槛较高,故建筑外轮廓提取效率并没有实质性提高。综上所述,利用建筑三维模型来提取建筑外轮廓需要花费大量人力物力进行重复性的工作,且效率低下,无法在短时间内获取建筑量,评估改造成本,需要寻找更高效的提取方法。

本文以广州市番禺区蚬涌村为例,利用正射影像图像分割及机器学习技术,研究基于正射影像的建筑物外轮廓提取,并利用组合损失函数验证和提升识别进度,最后与人工制作的数字线划图进行对比分析,验证该方法的准确性。

一、研究区概况

蚬涌村位于番禺区东环路和市南路交界处,东与草河村接壤,南临沙湾水道,西与陈涌村相连,北靠市桥河,位于桥南街东部,占地面积约4平方公里,村内厂房、住宅及商铺分布密集,缺乏规划,多数建筑年久失修,存在安全隐患,综上所述,蚬涌村已成为城市更新的关注对象。

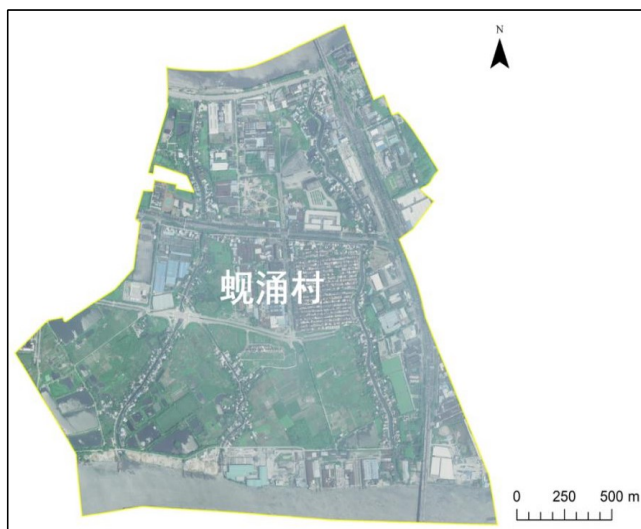


图1 蚬涌村建筑分布图

二、数据来源

(一) 训练数据

为了达到较优的识别率，本文按以下标准选取训练数据：

- (1) 数据格式要求。正射影像 (TIFF)、数字线划图 (DLG)；
- (2) 数据精度要求。正射影像分辨率0.1m~0.5m，线划图为基于同批次三维模型生产；
- (3) 数据范围要求。100平方公里左右；
- (4) 地物要求。地物类别集中，干扰性地物较少 (如铁路等)。

(二) 测试数据

测试数据选取蚬涌村正射影像数据和人工标注线划图数据，正射影像采用高分辨率无人机航摄影像，数字线划图为基于同批次三维模型人工生产，影像的具体参数如表1所示。

表1 航摄影像参数

分辨率	波段数	格式	景深	面积
0.1 m	3	TIFF	8 bit	4 km ²

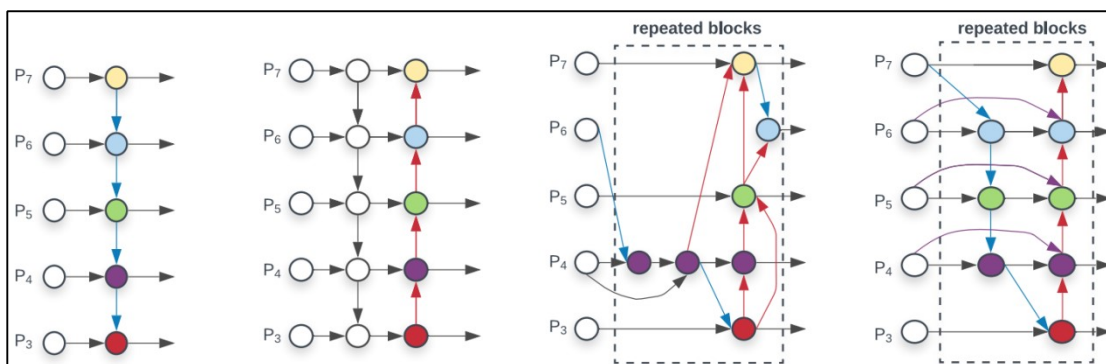


图2 FPN网络结构 (从左到右依次为: FPN, PANet, NAS-FPN, BiFPN)

(二) 组合损失函数

对于分割的预测，本文使用了组合损失函数^[12]，BCE (Binary Cross Entropy) 损失函数和DICE损失函数，DICE (Dice Similarity Coefficient) 约束了全局的重合度，使得预测的分割结果更加灵活，另外DICE也能很好的处理前背景的不平衡问题。下面给出整体的LOSS表达式：

$$LOSS = BCE - \ln(DICE)$$

$$BCE = -\sum_i (y_i \ln(p_i) + (1 - y_i) \ln(1 - p_i))$$

$$DICE = 2 \frac{\sum_i y_i p_i}{\sum_i y_i + \sum_i p_i}$$

式中：

LOSS为预测损失；

p_i为第i个像素预测的概率；

y_i为第i个像素的实际标签值。

此外在训练轮廓的时候，因为轮廓所占面积太小，

三、数据处理方法与分析

(一) 网络结构设计

本文采用了类似Unet^[1-5]的结构，让网络学习预测分割掩码，轮廓掩码，然后经过简单的运算得到离散的种子点，最后通过分水岭后处理方式得到每一个建筑物的轮廓。所以本文的网络结构是一个语义分割框架，它由编码器和解码器两部分组成，编码器部分也就是各种基础网络，对输入图像进行特征提取，考虑到Hrnet^[6] (High-Resolution Net) 在分割任务中优异的性能表现，编码器部分我们采用了Hrnet。解码器有很多种类型，比如Unet的解码器，目前检测中的经典的FPN^[7-11] (Feature Pyramid Network) 结构以及很多的变种，PAFPN, BiFPN, NAS-FPN等等，本文采用的是BiFPN，最后一个尺度的特征用来预测分割和轮廓信息，其他尺度的特征用来辅助训练，另外为了增加感受野信息，本文在编码器最后一个特征上加入PPM模块 (Pyramid Pooling Module)，这样具有丰富感受野的特征在BiFPN的每个尺度中传播，从而增强了特征的表达能力，简单的说我们的解码器是带有PPM模块的BiFPN。

正负样本既不平衡，所以即便是组合DICE损失也比较难学习，为解决这个问题引入了FOCAL LOSS损失函数^[13]，这个损失函数是在标准交叉熵损失基础上改进得到，在检测问题中被证明了非常有效果。本文通过γ控制FOCAL LOSS和DICE LOSS的比例，在测试试验中γ=0.5效果最好。FOCAL LOSS损失函数公式及曲线图如下所示：

$$FL(p_t) = -(1 - p_t)^\gamma \log(p_t)$$

$$p_t = \begin{cases} p & \text{if } y = 1 \\ 1 - p & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中：

FL (p_i) 为FOCAL LOSS损失函数；

γ 为一个参数，范围在 [0, 5]，当 γ 为 0 时，就为了普通的交叉熵损失函数。

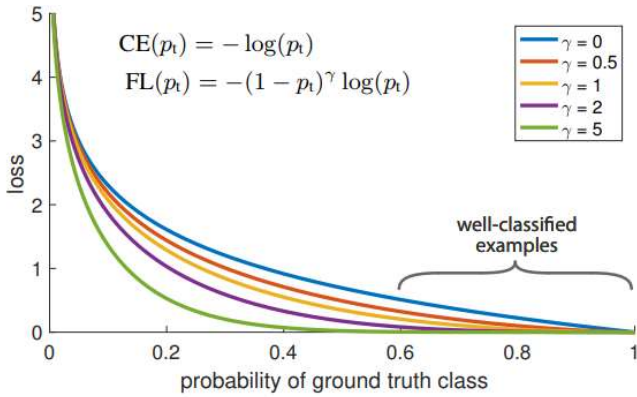


图3 不同 γ 取值下的损失函数曲线

(三) 轮廓提取

在网络预测了分割和轮廓信息后，并不能直接得到每个建筑物的轮廓。在这里首先把预测的分割和轮廓进行异或y运算并且做一次腐蚀操作；然后调用c2.findContours（寻找图像轮廓的函数），对得到的每个建筑的轮廓进行过滤，根据面积阈值；最后对剩下的所有轮廓做规整化的操作，即遍历每个轮廓的所有点，计算点与点之间的直线度，从而找到能标注一个建筑的拐点。

四、试验结果与分析

(一) 实验结果

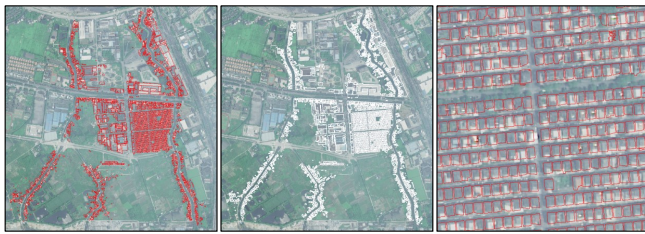


图4 建筑外轮廓自动提取结果（左）、人工标注结果（中）及密集区域提取结果（右）

(二) 结果分析

1. 组合损失函数

对比是否用FOCAL LOSS对结果的影响，发现使用FOCAL LOSS以后能够提升mIOU（Mean Intersection over Union）0.5个点，mAP（mean Average Precision）1.9个点，说明在学习轮廓的时候，不平衡的问题影响非常大。

表2 focal losee

Backbone	Loss	mAP	mIoU
detnet	dice	0.423	0.7273
denet	focal dice	0.442	0.7328

2. 整体结果

基于本文提出的改进方法，在测试集上达到mIOU 0.83，调整超参并加入多尺度训练可以达到mIOU 0.85，最后对训练数据进行了清洗达到mIOU 0.90。同时我们也对比了不同指标下的结果，包括计数准确率和

面积准确率，详细结果如下表所示：

表3 测试准确率统计表

计数准确率	面积准确率	mIoU
0.9047	0.9053	0.90

五、结束语

本文聚焦于城市更新改造中的城中村数据的处理，以无人机高分辨率正射影像为，采用人工智能深度学习技术，验证了城中村建筑物外轮廓自动提取能力和提取精度，为快速获取城市更新改造区域建筑量提供了新的思路。通过同区域自动提取结构和人工提取结构的对比验证，证明了基于高分辨率正射影像建筑物外轮廓自动提取的可行性。在今后工作中，我们会进一步增加训练样本的数量，提高自动提取的效率和精度。

参考文献

[1] 黄杰, 蒋丰. 遥感影像中建筑物的Unet分割改进[J]. 计算机系统应用, 2021.

[2] 刘尚旺, 崔智勇, 李道义. 基于Unet网络多任务学习的遥感图像建筑地物语义分割[J]. 国土资源遥感, 2020 (004): 032.

[3] 王曦, 于鸣, 任洪娥. UNET与FPN相结合的遥感图像语义分割[J]. 液晶与显示, 2021, 36 (3): 9.

[4] 田禹, 张天奇, 李铭, 等. 一种基于深度卷积神经网络的遥感影像地物语义分割方法: , CN112712087A[P]. 2021.

[5] 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, 055 (007): 207-213.

[6] 陈智朗, 付振华, 朱紫阳, 等. 基于HRNet的高分辨率遥感影像建筑物变化信息提取[J]. 测绘通报, 2022 (005): 000.

[7] 王双喜, 杨元维, 常京新, 等. 高分辨率影像分类提取建筑物轮廓的优化方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57 (2): 10.

[8] 蓝健均, 李锐, 李干, 等. 基于深度学习的高分辨率遥感影像建筑物提取方法[J]. 数字技术与应用, 2022, 40 (10): 4.

[9] 黄小赛. 利用深度卷积神经网络的遥感影像建筑物识别和轮廓规范化[D]. 南京大学, 2018.

[10] 赵紫旋, 吴谨, 朱磊. 基于GLNet和HRNet的高分辨率遥感影像语义分割[J]. 红外技术, 2021, 043 (005): 437-442.

[11] 张浩然, 赵江洪, 张晓光. 利用U-net网络的高分遥感影像建筑提取方法[J]. 遥感信息, 2020, 35 (3): 143-150.

[12] 崔鸿雁. 基于卷积神经网络的医学细胞图像分割方法研究[D]. 哈尔滨理工大学, 2022.

[13] 毛昊, 李新利, 王孝伟, 等. 基于多类别Focal Loss损失函数的变电站场景图像语义分割研究[J]. 华北电力大学学报: 自然科学版, 2022, 49 (5): 9.