引文格式：张合欣,张赫雷. 基于U-Net与Model Builder的建筑物属性信息提取方法[J]. 地理空间信息, 2024, 22(12): 98-101. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2024.12.022

基于U-Net与Model Builder的建筑物属性信息提取方法

张合欣[1]，张赫雷[1*]
（1. 广东省国土资源测绘院，广东 广州 510700）

摘　要：针对经典的语义分割方法只能识别建筑物的轮廓无法判断出建筑物的属性信息的问题，提出一种基于U-Net与Model Builder的遥感图像建筑物属性信息提取方法。首先，以中国南方某中心城区的遥感图像制作出实验所需的数据集；其次，通过U-Net网络提取出建筑物的轮廓特征信息；最后，通过ArcGIS模型构建器Model Builder提取出建筑物属性信息提取模型。实验结果表明，模型的总体准确率达到98%以上，且能够较好地判断出建筑物的属性信息。该方法可为建筑物属性信息的提取提供一定参考价值。

关键词：建筑物提取；U-Net网络；Model Builder；语义分割
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）12-0098-04

Building Attribute Information Extraction Method Based on U-Net and Model Builder

ZHANG Hexin[1], ZHANG Helei[1]
(1. Surveying and Mapping Institute Lands and Resource Department of Guangdong Province, Guangzhou 510700, China)

Abstract: Aiming at the problem that the classical semantic segmentation method could only recognize the contours of buildings, but not judge the attribute information of buildings, we proposed a building attribute information extraction method from remote sensing images based on U-Net and Model Builder. Firstly, we used remote sensing images of a central urban area in southern China to produce the data set required for the experiment. Then, we used U-Net network to extract the contour feature information of buildings. Finally, we used Model Builder to extract the attribute information of buildings. The experimental results show that the overall accuracy of this model is more than 98%, and it can judge the attribute information of the building well. This method can provide some reference value for the building attribute information extraction.

Key words: building extraction, U-Net, Model Builder, semantic segmentation

随着深度学习的快速发展，越来越多的研究者开始探索深度学习在建筑物属性信息提取方面的应用[1-3]。刘艳[4]等针对遥感图像建筑物中小目标分割困难的问题，提出了一种融合注意力机制与多尺度特征的语义分割模型，结果表明，该方法能够有效提取出图像中较小的目标。胡荣明[5]等提出了一种改进的U-Net遥感图像建筑物提取方法，结果表明，该方法提取建筑物的精度优于传统的算法。Wang[6]等提出一种基于残差的结构的U-Net模型，实验结果表明，所提出的方法在WHU数据集的各个方面均优于其他网络。Yu[7]等提出一种新型注意力门U-Net网络，实验结果表明，所提出的模型在预测性能和结果精度方面都得到了有效的提高。郭晓妮[8]等基于Model Builder构建器，自动监测出遥感图像前后的变换情况。杨洋[9]等基于构建器Model Builder搭建出多个分类模型，有效的提高了遥感图像的解译时间以及效率。

基于以上分析，经典的语义分割算法主要是提取遥感图像的建筑物的轮廓信息，而对建筑物的属性特征信息关注度较少。因此，本文提出一种基于U-Net[10]与Model Builder的遥感图像建筑物属性信息提取方法。其中，U-Net被用作特征提取器，并将其与Model Builder构建器相结合，从而建立了一个能够准确提取遥感图像中建筑物属性信息的模型。

1　研究方法

1.1　模型的构建

基于U-Net与Model Builder的遥感图像建筑物属性提取模型如图1所示。

1.2　U-Net模型

U-Net网络模型在编码器阶段中，输入图像经过两次3×3卷积操作，提取图像的特征信息；接着进行最大池化操作，降低特征图的分辨率；然后又进行2次3×3卷积操作，提取出更高进的特征信息；再进行

收稿日期：2023-02-15。
第一作者简介：张合欣（1991—），本科，工程师，主要从事地理国情监测、遥感影像应用工作，E-mail：277649226@qq.com。
通信作者：张赫雷（1993—），本科，工程师，主要从事遥感影像制作与应用、基础地理信息数据建设等工作，E-mail：1075415602@qq.com。

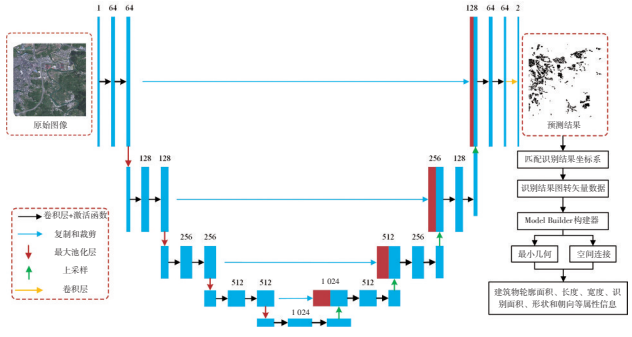


图1　本文方法结构图

最大池化操作，再次降低特征图的分辨率；以此类推，直到进行了4次最大池化操作。在解码阶段中，对编码器最后一次最大池化输出的特征图进行了上采样操作，恢复特征图的分辨率；然后将上采样后特征图与编码器对应尺寸的特征图融合；再通过2次3×3卷积操作，提取更高级的特征；紧接着对卷积操作输出的特征图再次进行上采样操作，进一步恢复特征图的分辨率；以此类推，直到进行了4次上采样操作。最后一层，将解码器的最后一次上采样输出进行1×1卷积，生成最终的分割预测图。

1.3　Model Builder模型构建

ArcGIS模型构建器Model Builder是一种用于构建地理信息工作流的可视化编程语言，它可以将复杂的地理信息处理工作流程简化为一个工具，将一个工具的输出作为另外一个工具的输入，从而实现多个工具之间的关联，可视化界面能实现Web调用，也能很好地整合Python资源发布Geoprocessing服务，具备部署简便、系统工具丰富、无需编码的特点。基于Model Builder的建筑物属性提取具体思路如图2所示。

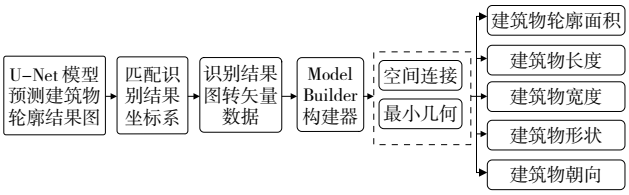


图2　基于Model Builder的建筑物属性提取流程

基于Model Builder的建筑物属性提取的方法具体分为以下过程：首先，将U-Net模型提取出建筑物栅格数据转换为矢量数据，匹配原图像地理坐标系统；再将匹配好坐标系的栅格图形转换为矢量图；然后在ArcGIS中建立建筑物信息判别Model Builder模型，以最小外接矩形和空间连接的方式框选所有不规则面，并同时计算生成矩形的短边长度、长边长度、长边方向等字段信息；最后，通过空间匹配将对应的字段赋值给原矢量数据，进行信息判断和字段计算从而实现建筑物长度、宽度、面积、形状、朝向等属性信息的自动提取。

1.4　实验数据集制作

本研究采用的实验数据集是自制数据集，研究区域为中国南方某中心城市的影像，影像的面积大小为50 km^2，空间分辨率为1 m。由于原始影像尺寸过大，如果直接将原始数据直接输入U-Net模型中进行训练，计算机内存会产生溢出的现象，为了保证模型能够完整的训练，对原始的影像数据集随机切割为512×512的子图。

1.4.1　数据集的裁剪

目前主流的影像裁剪的主要方法有规则格网选取、滑动窗口选取和随机选取，如图3所示。其中，规则格网选取是按照512×512大小的规则格网进行裁剪，这种方法无法充分学习不同地物与地物间的特征，裁剪得到的样本量极为有限，易造成模型分类不准确；滑动窗口选取从左至右、从上至下的顺序裁剪出一系列的样本，这种方法难以界定它的滑动间隔，从而导致忽略影像信息或造成信息冗余。随机选取是采用512×512的窗口随机裁剪出一系列的样本，是最灵活高效、方便快捷的样本选取方式，能够充分利用遥感影像中有用的信息，因此本文数据集的制作采用随机选取的方式。



a 规则格网选取　b 滑动窗口选取　c 随机选取

图3　影像裁剪的3种方式

1.4.2　数据集的增强

数据增强（Data Augmentation）是对训练数据集的扩充，可以有效的防止模型的过拟合的现象以及解决样本不平衡、样本不足的问题。本文对切割后影像进行水平翻转、竖直翻转数据增强处理，有效的扩充了数据集的数量。数据增强后的结果样例如图4所示。



a 原始图像　b 水平翻转　c 竖直翻转

图4　图像增强的几何变换方法

2　实验结果与分析

2.1　实验数据集

实验数据集为中国南方某中心城市的影像，通过

前面小节对原始数据进行随机裁剪以及数据的增强，共得出7 400张尺寸为512×512的样本数据。其中，60%用作训练集，20%用作验证集，20%用于测试集。数据集的样本示例如图5所示。

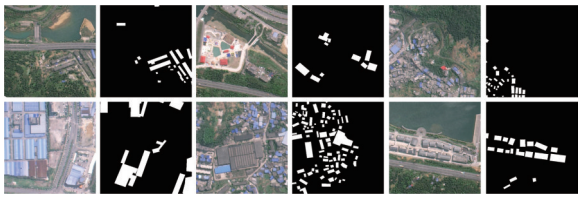


图5 数据集的样本示例

2.2 评价指标

为定量描述U-Net网络建筑物提取的性能，实验选取了损失数值、总体交并比、总体准确率[11]。总体交并比是用来评价总体图像解译算法性能的指标，数值越大越好；单个类别交并比是用来评价单个图像解译算法性能的指标，数值越大越好；总体准确率是指算法总体图像解译的准确率，数值越大越好[12]。

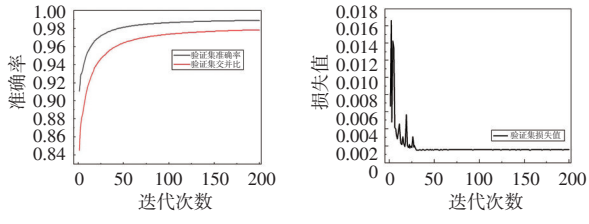
2.3 实验相关设置

本研究使用了PyTorch深度学习框架，计算机系统为Win10，内存128 GB，实验设备配置了2块Nvidia Tesla V100(16 GB)显卡，具有32 GB显存，并使用CUDA10进行加速计算。实验的迭代次数为200次，初始学习率为0.000 1，损失函数为交叉熵损失函数。

2.4 实验结果与分析

2.4.1 基于U-Net网络训练结果分析

基于U-Net模型的遥感图像建筑物轮廓提取方法训练集准确率、交并比和损失率的变化曲线，如图6所示。模型的迭代次数在0～50次时，验证集的准确率与交并比处于快速上升的状态，在50～200次这个区间验证集的准确率与交并比趋向平稳的状态。模型的迭代次数在0～30次时，验证集的损失值处于快速下降的状态，迭代次数到30～200次时，逐渐趋向于平稳的状态。实验结果表明，U-Net模型可靠性高、预测精度准，能有效地对建筑物的轮廓进行识别。



a 验证集准确率、交并比　　b 验证集损失值

图6 U-Net模型训练集准确率、交并比和损失率的变化曲线

2.4.2 建筑物轮廓信息的提取结果

为了更直观地展示U-Net模型对遥感图像中建筑物的轮廓的提取结果，分别选用了5幅不同细节的影像进行了对比分析，结果如图7所示。从5幅建筑物语义分割结果图可以看出，U-Net模型对建筑物提取的整体效果较好。在组别1、2中，U-Net模型对较大的建筑物分割基本没有出现错误的现象；在组别3中，U-Net模型对较小的建筑物也能较好的分割出来；在组别4、5中，建筑物的分割也没有出现粘连、错分、漏分的现象，整体的分割效果较好。

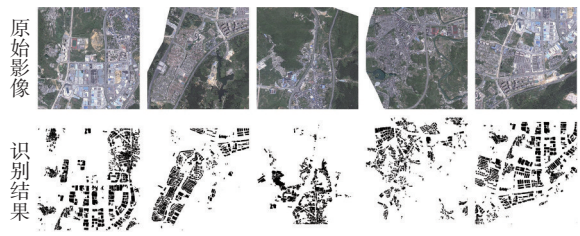


图7 U-Net模型预测结果

2.4.3 U-Net模型的精度分析

为了进一步了解U-Net模型对建筑物提取的能力，分别通过总体分类精度、交并比、损失值3个评价指标评价模型的性能，如表1所示。从表1可知，U-Net模型训练、验证集的总体准确率达到了98.90%；U-Net模型训练集、验证集、测试集的交并比分别为97.50%、97.80%、97.70%；U-Net模型的验证集、训练集、测试集的损失值都为0.000 4。基于U-Net模型提取建筑物的轮廓信息无论是训练集、验证集，还是测试集的评价指标都达到了较优的水平，实验结果证明，U-Net模型可以适用遥感图像建筑的提取。

表1 U-Net模型的实验性能

序号	对象	总体准确率/%	交并比/%	损失值
1	训练集	98.90	97.50	0.000 4
2	验证集	98.90	97.80	0.000 4
3	测试集	98.89	97.70	0.000 4

2.4.4 U-Net模型的精度分析

基于ArcGIS构建器的Model Builder子框架，是通过可视化编程语言模型构建器，将“最小边界几何”实验的输出作为“空间连接”实验的输入，从而实现对建筑物属性信息的自动提取。最小边界几何的原理是在原Shp文件基础上生成一个新的Shp，以最小外接矩形的方式框选原Shp中的所有不规则面，并同时计算生成新的字段。“最小边界几何”工具可以将输入的要素封闭成指定的最小边界几何，即通过解译得到的建筑物矢量数据来求取最小外接矩形，可以完成对建筑物外接轮廓的提取。

空间连接工具的主要作用是将最小边界几何生成的字段以空间匹配对应的方式赋值给原矢量数据，然后进行信息判断和字段计算从而提取建筑物属性

信息。其中，轮廓面积计算为：最小外接矩形的轮廓长度与轮廓宽度的乘积；轮廓长度计算：MBG_Length；轮廓宽度计算为：MBG_Width；形状判断：根据长宽比判断形状；朝向判断：根据MBG_Orientation进行判定，这个字段值就是外接矩形的长边的旋转角度，设定阈值为0°和180°为正东西朝向，90°和270°为正南北朝向，0°至45°和135°至180°为东西朝向，45°～90°和90°～135°为南北朝向。基于Model Builder提取建筑的属性结果如图8所示。



图8　建筑物属性信息提取结果

从图8可以看出，基于Model Builder构建器可以有效提取出建筑的属性信息，识别的图斑与实际的图斑面积数据基本接近，但部分建筑的面积差差别较大，该模型还可以准确地识别出建筑的形状、轮廓的长度与宽度以及建筑的朝向。

3　结　语

针对经典的语义分割方法只能识别建筑物的轮廓，无法判断出建筑物的属性信息的问题，本文提出了一种基于U-Net与Model Builder的遥感图像建筑物属性信息提取方法。并以中国南方某城市的遥感图像进行了实验，结果表明，基于U-Net模型能够较好的识别出建筑物的轮廓信息，模型的总体准确率达到98%以上，基于Model Builder构建器也能较好的提出提取出建筑长宽、宽度、面积、形状、朝向等属性信息。下一步将继续探究更优秀的语义分割模型提取建筑的轮廓信息。

参考文献

[1] 金澍,关沫,边玉婵,等. 基于改进U-Net的遥感影像建筑物提取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2023,60(4):59-65

[2] 肖凯,高亦远,刘桂生,等. 基于倾斜摄影测量数据的建筑物轮廓提取研究[J]. 自然资源信息化, 2023(1):16-20

[3] 刘阳格,冯德俊,沈星宇,等. 结合建筑物多边形的建筑物阴影优化提取[J]. 遥感信息, 2022,37(5):116-122

[4] 刘艳,刘全德. 基于注意力与多尺度特征遥感图像建筑物分割[J]. 计算机工程与设计, 2022,43(12):3 475-3 482

[5] 胡荣明,任乐宽,苏瑞鹏,等. 一种改进U-Net的遥感影像建筑物提取方法[J]. 测绘科学, 2023,48(1):39-48

[6] Wang H, Miao F. Building Extraction from Remote Sensing Images Using Deep Residual U-Net[J]. European Journal of Remote Sensing,2022,55(1):71-85

[7] Yu M, Chen X, Zhang W, et al. AGs-Unet:Building Extraction Model for High Resolution Remote Sensing Images Based on Attention Gates U Network[J]. Sensors, 2022, 22(8):2 932

[8] 郭晓妮,董雅雯,张娟,等. 基于归一化的多时相林业遥感图像变化检测[J]. 中南林业调查规划, 2020,39(4):39-42

[9] 杨洋,钟世彬. 基于Model Builder的地理国情监测样本数据检查[J]. 江西测绘, 2021(4):32-35

[10] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net:Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention-MICCAI 2015:18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18. Springer International Publishing,2015:234-241

[11] 刘相云,郭呈渊,龚志辉,等. 一种改进的RFB Net遥感影像目标识别算法[J]. 测绘科学技术学报, 2019, 36(2):179-184

[12] 袁志明,李沛鸿,刘小生. 顾及邻近点的改进PSO-SVM模型在基坑沉降预测的应用研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2021,41(3):313-318

（上接第19页）

[10] 吴正升,胡艳,何志新. 时空数据模型研究进展及其发展方向[J]. 测绘与空间地理信息,2009,32(6):15-17,21

[11] 尹章才,李霖. GIS中的时空数据模型研究[J]. 测绘科学, 2005,30(3):12-14

[12] 刘飞,何珍文,郑新奇. 一种基于事件的双序列时空数据模型[J]. 地理与地理信息科学,2015,31(3):1-6

[13] 李旭晖,刘洋. 时空数据建模方法研究综述[J]. 数据分析与知识发现,2019,39(3):1-13

[14] 夏慧琼,李德仁,郑春燕. 基于地理事件的时空数据模型及其在土地利用中的应用[J]. 测绘科学,2011,36(4):124-127