

基于并联卷积神经网络的无人机遥感影像建筑区域测量

黄艳晖¹, 向环丽², 余荣春¹

(1. 广西工业职业技术学院, 南宁 530001;

2. 广西财经学院, 南宁 530007)

摘要: 无人机遥感影像覆盖范围广, 难以区分建筑区域与背景区域, 导致无人机遥感影像建筑区域测量结果可靠性下降; 以解决这一问题作为研究目标, 提出了一种基于并联卷积神经网络的无人机遥感影像建筑区域测量方法; 获取无人机遥感影像, 通过静态输出、图像融合、去雾等环节完成遥感影像预处理; 构建并联卷积神经网络, 通过网络训练传播提取预处理后无人机遥感影像建筑区域边缘特征, 经过特征匹配实现无人机遥感影像中建筑区域识别, 结合面积计算结果得到建筑区域的测量结果; 经过精度性能测试实验得出结论, 在有雾和无雾环境下所提方法与传统区域测量方法相比的建筑区域测量误差分别降低了 0.505 km² 和 0.305 km², 说明该方法的测量结果可靠性更高, 可以广泛应用在无人机遥感影像建筑区域测量领域。

关键词: 并联卷积神经网络; 无人机测量; 遥感影像; 建筑区域测量

Building Area Measurement of UAV Remote Sensing Image Based on Parallel Convolution Neural Network

HUANG Yanhui¹, XIANG Huanli², YU Rongchun¹

(1. Guangxi Vocational & Technical Institute of Industry, Nanning 530001, China;

2. Guangxi University of Finance and Economics, Nanning 530007, China)

Abstract: UAV remote sensing images are applied in various fields, it is difficult to distinguish between building and background areas, which leads to a decrease in the reliability of UAV remote sensing image building area measurement results. To solve this problem, a UAV remote sensing image building area measurement method based on parallel convolutional neural network is proposed. UAV remote sensing images are obtained and preprocessed through static output, image fusion, image dehazing and other steps. A parallel convolutional neural network is constructed to extract the edge features of the UAV remote sensing image building area in the preprocessed UAV remote sensing image through the network training and propagation, and the building area of the UAV remote sensing image is recognized through the feature matching. The measurement result of the building area is obtained by combining the area calculation result. After the precision performance testing experiments, it is concluded that compared with the traditional area measurement method, the proposed method reduces the measurement error of the building area by 0.505 km² and 0.305 km² in foggy and non-foggy environments, respectively, indicating that the measurement result reliability of this method is higher and can be widely used in the field of UAV remote sensing image building area measurement.

Keywords: parallel convolution neural network; UAV measurement; remote sensing image; building area measurement

0 引言

建筑是城市的重要组成部分, 遵循统一规划原则进行开发, 满足人们生产和生活的需要。为了给道路建设、移动路线规划、城市线路布局等工作提供有效参考, 需要对目标建筑区域进行测量。由于建筑通常具有体积大、高度较高等特征, 因此给建筑区域的测量工作带来较大难度。

为解决这一问题, 采用无人机遥感影像来执行对进驻区域的测量工作。

无人机遥感影像建筑区域测量主要利用无人机遥感技术来收集空间遥感信息。无人机遥感技术结合了无人机、遥感、遥控、通信、差分定位等技术, 实现了国土资源和自然环境等遥感信息获取自动化的应用技术。由于其机动、快速、经济等优点, 无人机遥感技术正逐渐从研发到实用,

收稿日期: 2023-04-24; 修回日期: 2023-05-31。

作者简介: 黄艳晖(1979-), 女, 大学本科, 工程师。

通讯作者: 余荣春(1981-), 男, 硕士, 副教授。

引用格式: 黄艳晖, 向环丽, 余荣春. 基于并联卷积神经网络的无人机遥感影像建筑区域测量[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(3):

是未来发展的重要方向。现阶段发展较为成熟的无人机遥感影像建筑区域测量方法主要包括: 基于多通道数据融合的无人机遥感影像区域测量方法、基于多尺度圆周频率滤波的区域测量方法以及基于卷积注意力的区域测量方法。然而上述方法在实际应用过程中存在区域测量误差大的问题, 其主要原因是现有方法难以在无人机遥感影像中精准识别建筑区域, 因此引入并联卷积神经网络算法。

卷积神经网络^[1]是一种前向神经网络, 属于深度学习算法的一种。卷积神经网络^[2-3]具有表征学习特性, 能够根据其自身的层次结构对输入的信息进行不变性的分类。卷积神经网络模拟了生物的视觉机制, 既可以进行有监督学习, 也可以进行无监督学习。其隐藏层中的卷积核参数分享和层间连接的稀疏特性, 使其可以学习格点化的特性, 具有稳定的效果, 并且不需要附加的特性工程需求。通过多个卷积神经网络的并联连接, 形成一种神经网络的新连接形式。与传统算法相比, 并联卷积神经网络^[4]能够同时迭代两组数据, 具有更高的工作效率。将其应用到无人机遥感影像建筑区域测量方法的优化设计工作中, 有望提高建筑区域的测量精度。

1 无人机遥感影像建筑区域测量方法设计

所设计的无人机遥感影像建筑区域测量方法运行原理是利用构建的并联卷积神经网络从无人机遥感影像中提取特征, 通过识别并检测遥感影像中建筑区域, 进而得出影像中建筑区域面积。结合无人机影像的成像参数, 得出目标环境内建筑区域的实际面积测量结果。

1.1 获取无人机遥感影像

无人机遥感影像的获取工作可以分为两个环节, 分别为无人机航线的规划以及实时影像的采集。具体的无人机遥感影像的获取过程如图 1 所示。

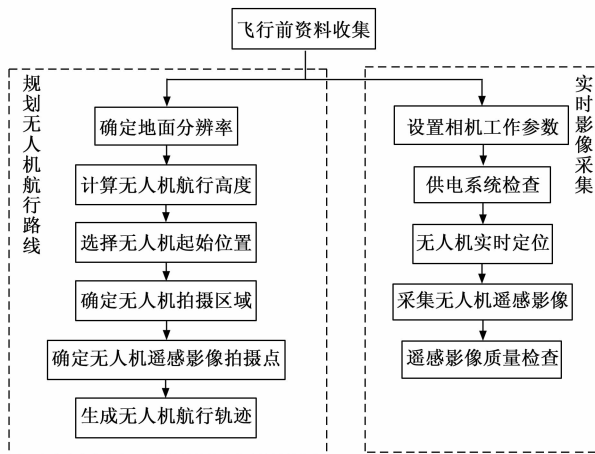


图 1 无人机遥感影像获取流程图

在考虑无人机遥感影像采集对象的地面分辨率大小和相机像元尺寸等因素的情况下, 设置无人机的飞行高度, 具体的设置结果可以表示为:

$$H_{UAV} = \frac{f \times \lambda}{C} + h_{altitude} \quad (1)$$

式中, f 和 λ 分别为无人机搭载相机镜头的焦距和分辨率, C 为相机的像元尺寸, $h_{altitude}$ 为待测量建筑区域的平均海拔高度。在此基础上, 确定无人机航行的各个测点位置。无人机采取蛇形航行方式, 处于无人机的第 i 个测点的位置确定结果可以表示为:

$$\begin{cases} x_i = x_0 + H_{UAV}L_x, (x, y) \in E_{portrait} \\ y_i = y_0 + H_{UAV}L_y, (x, y) \in E_{transverse} \end{cases} \quad (2)$$

其中: (x_i, y_i) 为无人机规划航线中的第 i 个节点, (x_0, y_0) 为无人机的初始位置坐标, L_x 和 L_y 分别对应的是无人机搭载相机拍摄图像的长度和宽度, $E_{portrait}$ 和 $E_{transverse}$ 分别为无人机处于纵向航行状态或横向航行状态。将所有无人机航行节点按照时间顺序进行连接, 得出无人机拍摄遥感影像的路径规划结果。根据无人机的航行速度, 确定机载相机的工作频率, 最终采集得出的无人机遥感影像可以表示为:

$$I(t) = \sum_{i=1}^n Z(x_i, y_i) = \begin{bmatrix} f(0,0) & \cdots & f(0,b-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(a-1,0) & \cdots & f(a-1,b-1) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: a 和 b 分别为无人机遥感影像的行数和列数, t 为遥感影像的采集时刻, $Z(\cdot)$ 表示遥感影像像素函数。按照上述方式可以得出无人机飞行全路线上的遥感影像获取结果。

1.2 初始无人机遥感影像预处理

为了确保无人机遥感影像中建筑区域的识别效果, 从而间接提高建筑区域的测量精度, 需要对初始获取的无人机遥感影像进行预处理^[5]。预处理步骤包括: 运动补偿、图像融合拼接、图像去雾、图像增强等。由于无人机遥感影像是随时间变化的动态图像, 需要采用逐帧输出的方式将动态影像转换成二维静态图像, 并通过动态补偿降低由于无人机运动导致的图像模糊问题。图像动态补偿的操作原理是: 确定静态图像采集时无人机的运动方向和速度, 通过无人机航行速度与图像采集时间的乘积, 计算遥感影像中各个像素点的模糊偏移量, 在此基础上对初始遥感影像中所有像素点按照相反方向移动, 移动量与模糊偏移量计算结果一致, 由此完成对初始无人机遥感影像的运动补偿操作。为确保一幅静态图像中能展示目标环境中的所有建筑区域, 需要对输出的所有静态图像进行二维拼接与融合处理。首先判断连续两个静态图像中是否存在重叠区域, 即利用公式 (4) 计算图像中两个像素块之间的相似度。

$$\begin{cases} \lambda(p, q) = I(t) \sqrt{(r(p) + r(q))^2} \\ r(j) = \frac{r(j_1) + r(j_2) + r(j_3)}{3}, j = p \text{ or } q \end{cases} \quad (4)$$

其中: p 和 q 为连续两个无人机遥感静态图像中的任意两个图像块, $r(j)$ 为图像块 j 的像素值, j_1 、 j_2 和 j_3 为图像

块中的任意 3 个像素点。若公式 (4) 的计算结果高于 0.9, 则认为 p 、 q 对应图像相同, 即两者为重叠区域。根据公式 (4) 的计算结果, 对图像中的重叠部分进行分割、删除处理。采用加权平均融合^[6]的方式对其进行拼接融合, 具体的处理结果可以表示为:

$$I_r(x, y) = \begin{cases} r(j)I_{t_1}(x, y) & (x, y) \in I_{t_1} \\ \omega_{t_1} \cdot I_{t_1}(x, y) + \omega_{t_2} \cdot I_{t_2}(x, y) + \lambda(p, q) & (x, y) \in I_{t_1} \cap I_{t_2} \\ r(j)I_{t_2}(x, y) & (x, y) \in I_{t_2} \end{cases} \quad (5)$$

上式中 I_{t_1} 和 I_{t_2} 分别为 t_1 和 t_2 时刻对应的无人机遥感影像, ω_{t_1} 和 ω_{t_2} 为图像 I_{t_1} 和 I_{t_2} 的权值系数。按照上述方式得出图像的融合拼接结果, 并对其进行去雾处理, 无人机遥感图像的去雾过程可以量化表示为:

$$I_{\text{Defogging}}(x, y) = \frac{I_r(x, y) - \delta}{\mu} \quad (6)$$

其中: δ 和 μ 分别为大气光矢量和全局透射率, $I_r(x, y)$ 和 $I_{\text{Defogging}}(x, y)$ 分别表示无人机遥感图像的融合结果和去雾处理结果^[7]。从公式 (6) 中可以看出, 要实现对初始图像的去雾处理, 需要确定变量 δ 和 μ 的具体取值, 上述变量的计算公式如下:

$$\begin{cases} \delta = |\delta| \nu \\ \mu = \min\left(\frac{I_r}{|\delta|}\right) \end{cases} \quad (7)$$

上式中 $|\delta|$ 为大气光矢量模, ν 为大气光矢量方向。将相关的变量计算结果代入到公式 (6) 中, 即可完成对初始无人机遥感影像的去雾操作^[8]。最终利用公式 (7) 对图像进行增强处理, 得到初始无人机遥感影像预处理结果, 具体如下。

$$I_{\text{enhance}} = \frac{I_{\text{Defogging}}(x, y)(\delta\beta(i) - \mu\beta(j))}{d(i, j)} \quad (8)$$

式中, $\beta(i)$ 和 $\beta(j)$ 分别图像中任意两个像素点的亮度, $d(i, j)$ 为距离度量函数。按照上述流程对无人机遥感影像中的所有像素点进行运算处理, 由此完成初始遥感影像的预处理操作。

1.3 构建并联卷积神经网络

为了支持并联卷积神经网络算法的运行, 构建相应的并联卷积神经网络, 其基本组成结构如图 2 所示。

从图 2 中可以看出, 通过多个结构类似的卷积神经网络的并联, 得出并联卷积神经网络结构。单一卷积神经网络^[9]中卷积层是特征提取层, 它利用随机初始化的卷积核, 在图像的左上角处对图像进行卷积, 直到完成图像的全部遍历。从数学上讲, 并联卷积神经网络的卷积过程为:

$$g^{\text{convolution}} = f_{\text{act}}(\psi_{\text{convolution}}g_0 + b_{\text{convolution}} + I_{\text{enhance}}) \quad (9)$$

式中, g_0 为卷积层的输入值, $\psi_{\text{convolution}}$ 和 $b_{\text{convolution}}$ 分别为卷积核和偏置, f_{act} 为卷积函数。

公式 (9) 的处理结果即为卷积神经网络^[10]中池化层的

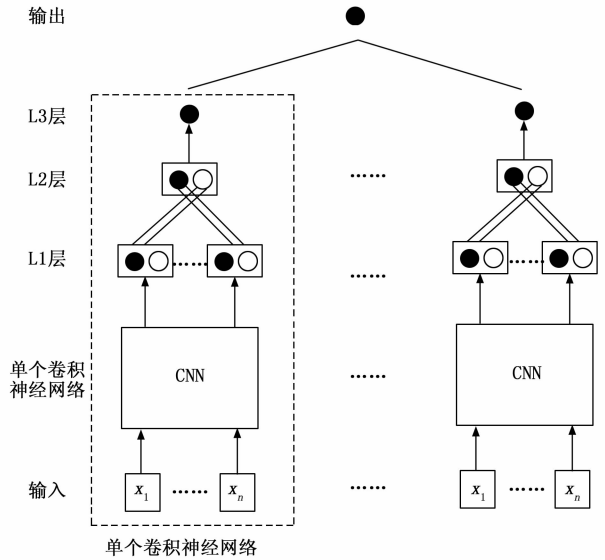


图 2 并联卷积神经网络结构图

输入数据。池化层是对图像块进行池化处理^[11]的技术, 也被称为下采样处理。它可以看作是对图像块进行的二次抽取, 可以采用平均池化、最大池化等处理技术。它的本质是通过卷积所得到的特征进行聚合统计, 从而降低运算量。池化处理过程如下:

$$g^{\text{Pooling}} = f_{\text{act}}(\text{down}(g^{\text{convolution}})) \quad (10)$$

其中: $\text{down}()$ 为池化处理函数。通过对多个卷积神经网络输出结果的有机融合, 得出最终的并联卷积神经网络输出结果为:

$$g_b = \sum_{i=1}^{n_b} \bar{\omega}_i g_{i-\text{out}} g^{\text{Pooling}} \quad (11)$$

式中, $g_{i-\text{out}}$ 和 $\bar{\omega}_i$ 分别为第 i 个并联卷积神经网络的输出值及其权重, n_b 为并联的卷积神经网络数量^[12]。将上述卷积神经网络组成部分按照相应的逻辑关系进行连接, 得出并联卷积神经网络结构。

1.4 利用并联卷积神经网络算法提取遥感影像特征

利用构建的并联卷积神经网络进行训练迭代, 提取无人机遥感影像的轮廓特征。采用激活函数增加非线性因素, 使得图像的复杂性得到更好的表达, 并结合损失函数和优化算法, 使训练效果达到最佳。然后再用校验集合优化网络, 最终将最优的训练模型用于无人机遥感影像的特征提取^[13]。并联卷积神经网络采用了端对端的训练方法, 这种训练方法可分成前向传播和后向传播。前向传播即不断卷积、池化、上采样, 最后获得影像特征并输出; 后向传播是把些数据进行定量化, 然后根据特定的算法修正参数, 使下一步的正向传播和真实值差别变得更小, 如此循环往复, 直到满足一定的条件 (比如达到最大训练轮数或精度不再提高)。

经过并联卷积神经网络的前向传播, 得出的输出结果如下:

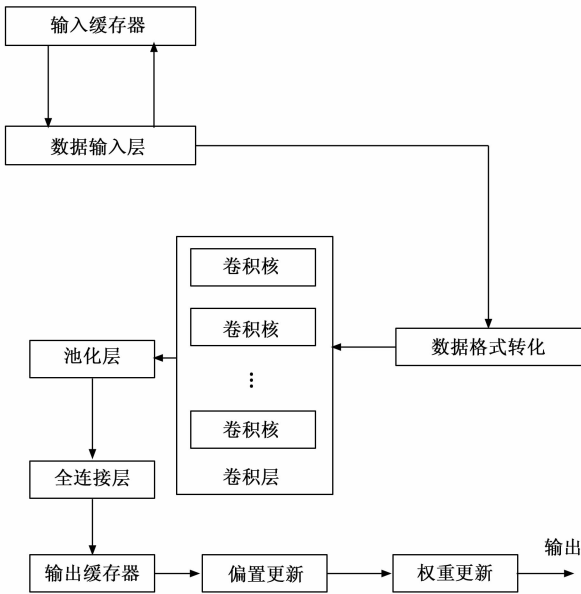


图 3 并联卷积神经网络训练流程图

$$O_p = f_n(\dots(f_2(f_1(I(x,y)\omega_1)\omega_2)\dots)\omega_n) \quad (12)$$

式中, f_i 和 ω_i 分别为第 i 层的运行函数和权重。而并联卷积神经网络^[14]的反向传播采用最小化误差的方法, 对各网络的权重、偏差等进行了相应的更新, 具体的更新过程如下:

$$\begin{cases} \bar{\omega} = \bar{\omega}_i - \alpha \cdot \Delta\bar{\omega}_i \cdot O_p \\ \bar{b} = \bar{b}_i - \alpha \cdot \Delta\bar{b}_i \cdot g_b \end{cases} \quad (13)$$

式中, α 为学习率, $\Delta\bar{\omega}_i$ 和 $\Delta\bar{b}_i$ 分别为权重和偏差的变化量。经过多次前向与反向传播, 当满足最大迭代次数要求时, 输出结果即为无人机遥感影像特征的提取结果。遥感影像边缘点特征可以量化表示为:

$$\varphi = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}\right)^a + \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}\right)^b} \quad (14)$$

按照上述方式可以得出遥感影像中所有边缘点的提取结果, 将所有并联卷积网络的输出结果进行融合^[15], 得出遥感影像边缘特征的提取结果, 将其标记为 τ 。

1.5 识别无人机遥感影像建筑区域

根据并联卷积神经网络^[16]算法提取出的无人机遥感影像边缘特征, 确定影像中所有的建筑区域, 以此作为建筑区域的测量目标。无人机遥感影像中的区域识别过程是影像特征匹配的过程。在影像匹配过程中, 匹配度量是一种衡量图像相似性的度量。当两个像素点的匹配度量符合门限条件时, 它们就被认为是一种近似的方法。图像匹配测量的结果对图像的匹配效果有很大的影响。所以, 正确地匹配度量^[17-18]对于图像的匹配是非常关键的。采用相关系数法对无人机遥感影像的提取特征进行匹配, 该方法的运行原理是: 度量基准影像与当前影像对应区域像素特征值的协方差除以各自的方差, 该方法可以降低特征值大小本身对于相似性距离计算的影响, 无人机遥感影像建筑区域识别结果为:

$$s = \frac{\sum_{i=1}^m \tau \tau_0 - \frac{(\sum_{i=1}^m \tau)(\sum_{i=1}^m \tau_0)}{m}}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^m \tau^2 - \frac{(\sum_{i=1}^m \tau)^2}{m}\right] \left[\sum_{i=1}^m \tau_0^2 - \frac{(\sum_{i=1}^m \tau_0)^2}{m}\right]}} \quad (15)$$

式中, τ_0 为遥感影像中建筑区域边缘的标准特征, m 为提取的特征点数量。若公式 (15) 的计算结果 s 高于阈值 s_0 , 则说明当前区域为建筑区域; 否则认为当前区域不属于建筑区域, 由此完成无人机遥感影像的建筑区域识别工作。

1.6 实现无人机遥感影像建筑区域测量

在确定无人机遥感影像中的建筑区域之后, 可以通过建筑区域面积计算和映射转换两个步骤来得出无人机遥感影像建筑区域的测量结果。遥感影像中建筑区域的面积测量结果可以表示为:

$$S_{\text{image}} = \sum_{i=1}^{N_j} L_{\text{image}} \cdot W_{\text{image}} \quad (16)$$

式中, L_{image} 和 W_{image} 分别为遥感影像建筑区域的长度和宽度, 上述变量可通过统计建筑区域内的像素点数量直接得出, 另外变量 N_j 为无人机遥感影像中识别的建筑区域数量。由此得出无人机遥感影像对应环境中建筑区域的实际测量结果为:

$$S_{\text{Architecture}} = S_{\text{image}} \times \gamma \times s \quad (17)$$

其中: γ 为遥感影像与实际环境之间的比例系数, 将公式 (16) 的计算结果代入到公式 (17) 中, 得出结果即为无人机遥感影像区域的测量结果。

2 测量精度性能测试实验分析

为了测试优化设计的基于并联卷积神经网络的无人机遥感影像建筑区域测量方法的测量精度性能, 采用白盒与对比方法相结合的方式, 设计性能测试实验。白盒测试原理是: 在已知无人机遥感影像建筑区域实际面积的情况下, 计算所提方法输出结果的测量误差, 从而验证其在测量精度性能方面的优势。而对比方法是通过设置多个实验对比项, 对相同的精度性能测试指标进行对比, 体现出所提方法在精度性能方面的优势。

2.1 选择建筑区域研究对象

此次实验选择某市所有管辖区域作为研究对象, 该市占地总面积为 562 km², 辖区内包含 5 个乡镇, 城镇化率能够达到 27.4%。市内建筑主要包括: 居民建筑、公共建筑等多种类型, 建筑区域面积约为 344 km², 除建筑外还包含森林、河流、山、耕地等。

2.2 准备建筑区域无人机遥感影像样本

此次实验选择型号为大疆 DJI Air 2S 的无人机作为获取遥感影像样本的硬件设备, 该无人机中内置一个 2 000 万像素摄像头, 该摄像头支持 5.4 k/30 fps 高清视频。另外, 在无人机设备上安装 1 个存储空间为 1 TG 的内存卡, 该设备主要用来存储摄像头实时采集的遥感影像, 并按照拍摄

的时间顺序进行存储，同时该内存卡具有远程通信功能，即可以根据需要将实时采集的遥感影像传输给地面终端。无人机^[19]具有避障功能和自动采集功能，抗风等级能够达到 5 级，一块电池的续航时间能够达到 40 分钟左右。准备的无人机需要通过校正才能使用，通过采集一定数量且均匀分布的地面控制点 GCP，使用二元 N 次多项式来近似描述遥感原始图像的几何畸变过程，将失真的遥感影像与相应的地面控制点 GCP 相结合，得到相应的地面控制点 GCP，从而得到遥感影像与基准影像或地图的对应关系^[20]。通过对图像进行重新取样，可以获得新的坐标，从而达到对遥感图像进行几何修正的目的。在选择建筑区域环境中，规划校正无人机的航行路线，并设置遥感影像的采集参数，获得无人机遥感影像样本的采集结果。根据遥感影像的采集条件，将样本分为无雾影像和有雾影像两种类型，建筑区域无人机遥感影像样本的准备情况如图 4 所示。



图 4 无人机遥感影像样本示意图

通过多次拍摄与筛选，保证准备的无人机遥感影像满足测量质量要求，设定无人机遥感影像的拍摄比例尺为 1:2 000。

2.3 输入并联合卷积神经网络算法运行参数

优化设计的无人机遥感影像建筑区域测量方法以并联合卷积神经网络作为技术支持，因此配置的实验环境需满足并联合卷积神经网络的运行条件，并对相关的运行参数进行设置。设置并联合卷积神经网络的初始学习率为 0.000 1，批处理大小为 32，网络模型的学习率每 33 轮变为其 0.1 倍，每个卷积神经网络的最大训练次数为 1 000 轮。

2.4 描述建筑区域测量方法运行与测试过程

选择 Tensor Flow 工具作为并联合卷积神经网络算法的运行支持，使用的 TensorFlow 版本是 1.10，Keras 版本是 2.2.0，在内存 32 G 的服务器上进行训练。在配置的实验环境中，进行优化设计建筑区域测量方法的开发，并在测量程序中创建新项目并选取无人机遥感影像样本进行导入。

修改 POS 资料、重新命名影像，设定适当的摄像机参数，进行影像样本的预览，并核对影像排列方向、航带内交叠等因素，确保影像与 POS 数据正确后，再导入影像数据。经过影像预处理、特征提取、区域识别等步骤，得出建筑区域的测量结果。图 5 展示的是有雾条件下无人机遥感影像的建筑区域测量输出结果。



图 5 有雾条件下无人机遥感影像建筑区域测量结果

按照上述方式可以得出无雾条件下的建筑区域测量结果。实验中设置传统的基于多通道数据融合的无人机遥感影像区域测量方法和基于多尺度圆周频率滤波的区域测量方法作为实验对比方法，按照上述流程得出对比方法输出的建筑区域测量结果。通过多次实验取平均值的方式完成建筑区域测量操作。将 3 种方法输出的区域测量结果与研究区域的实际数据进行对比，得出测量精度性能的测试数据。

2.5 设置建筑区域测量精度测试指标

此次实验设置建筑区域测量误差作为量化测试指标，其数值结果为：

$$\epsilon_s = |S_{Architecture} - S_{actual}| \quad (18)$$

公式 (18) 中变量 S_{actual} 为建筑区域的实际面积值， $S_{Architecture}$ 的具体取值由公式 (17) 计算得出。最终计算得出建筑区域测量误差越大，证明对应方法的测量精度越差。

2.6 测量精度性能测试实验结果与分析

2.6.1 有雾环境下的测量精度性能测试结果

根据 3 种方法输出结果数据的统计，得出有雾环境下建筑区域测量性能的测试结果，如表 1 所示。

表 1 有雾环境下区域测量精度性能测试数据表

实验次数	建筑区域实际面积/ km^2	基于多通道数据融合的无人机遥感影像区域测量方法输出结果/ km^2	基于多尺度圆周频率滤波的区域测量方法输出结果/ km^2	基于并联合卷积神经网络的无人机遥感影像建筑区域测量输出结果/ km^2
1	344	344.8	344.4	344.1
2	344	343.2	343.5	343.8
3	344	343.1	343.6	343.9
4	344	344.7	344.5	344.1
5	344	343.1	343.5	343.9
6	344	344.9	344.6	344.1
7	344	344.8	344.5	344.2
8	344	344.7	344.4	344.2

将表1中的数据代入到公式(19)中, 计算得出两种对比方法的平均区域测量误差分别为 0.81 km^2 和 0.48 km^2 , 优化设计基于并联卷积神经网络的无人机遥感影像建筑区域测量方法的平均测量误差为 0.14 km^2 。

2.6.2 无雾环境下的测量精度性能测试结果

按照相同的数据统计方式, 可以得出无雾环境下的测量精度性能测试结果, 如表2所示。

表2 无雾环境下区域测量精度性能测试数据表

实验次数	建筑区域实际面积/ km^2	基于多通道数据融合的无人机遥感影像区域测量方法输出结果/ km^2	基于多尺度圆周频率滤波的区域测量方法输出结果/ km^2	基于并联卷积神经网络的无人机遥感影像建筑区域测量输出结果/ km^2
1	344	344.5	344.2	344.0
2	344	343.5	343.7	344.0
3	344	343.5	343.7	344.1
4	344	344.4	344.2	344.1
5	344	343.7	343.6	344.0
6	344	344.4	344.3	344.0
7	344	344.3	344.2	343.9
8	344	344.5	344.2	344.0

通过公式(18)的计算, 得出两种对比方法建筑区域测量误差的平均值分别为 0.43 km^2 和 0.26 km^2 , 所提方法的平均测量误差为 0.04 km^2 。通过纵向对比可以看出, 相同的建筑区域测量方法在无雾环境下的测量精度更高。综合上述两种环境下的无人机遥感影像, 所提方法的区域测量方法的误差始终低于对比方法, 即所提方法在测量精度方面具有明显优势。

3 结束语

无人机遥感技术是将无人机和遥感技术相结合的一种新技术。它利用无线电控制无人机实现对其的操控, 具有在城市规划、建筑区域测量等方面的重要应用价值。并联卷积神经网络算法的支持为无人机遥感影像建筑区域测量方法的优化设计提供了帮助, 能够提高测量精度。但是, 由于无人机遥感技术本身的局限性, 在进行测绘工作时, 需要充分发挥其自身优点, 并对其进行合理的改造与设计, 以更好地、更广泛地运用于测绘工作, 推动中国测绘事业的健康发展。

参考文献:

[1] 于洋, 施国武, 刘斌, 等. 基于全卷积神经网络的无人机影像建筑物提取[J]. 水利水电技术, 2020, 51(7): 31-38.

[2] 唐璜, 刘正军, 杨懿, 等. 基于特征增强和ELU的神经网络建筑物提取研究[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(4): 692-709.

[3] 刘强, 解加粉, 陈建忠, 等. 基于卷积神经网络的高分辨率遥感影像建筑物场景识别[J]. 测绘通报, 2021(s1): 124-128.

[4] 郭文, 张养. 基于注意力增强全卷积神经网络的高分卫星影像建筑物提取[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(2): 100-107.

[5] 黄一听, 方文珊, 刘传朋, 等. 基于改进U-Net网络的铁路周边无人机影像建筑物提取方法研究[J]. 铁道建筑, 2021, 61(11): 158-163.

[6] 任旭斌, 康建锋, 于东海. 无人机倾斜摄影测量在房屋建筑面积测算中的应用[J]. 测绘通报, 2022(3): 116-120.

[7] 许哲, 张少帅, 郭璐, 等. 一种无人机遥感图像去雾方法[J]. 通信技术, 2020, 53(10): 2442-2446.

[8] 桑贤侦, 朱鸿泰, 程虎, 等. 暗通道和全局估计结合的图像快速去雾方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(10): 121-129.

[9] 薛珊, 张振, 吕琼莹, 等. 基于卷积神经网络的反无人机系统图像识别方法[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(7): 250-257.

[10] 孙世宇, 李喆, 李建增, 等. 基于卷积神经网络的无人机图像模糊类型识别[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(2): 1-5.

[11] 吴刚, 葛芸, 储珺, 等. 面向遥感图像检索的级联池化自注意力研究[J]. 光电工程, 2022, 49(12): 55-67.

[12] 韩文军, 孙小虎, 吉根林, 等. 基于卷积神经网络的多光谱与全色遥感图像融合算法[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2021, 44(3): 123-130.

[13] 孙晓宇, 蔡祥. 基于多通道数据融合的无人机遥感影像地物目标提取方法[J]. 地理与地理信息科学, 2021, 37(6): 41-45.

[14] 徐风, 孙万砚. 基于非对称全局卷积神经网络的遥感图像识别方法[J]. 林业工程学报, 2020, 5(6): 137-142.

[15] 王明丽, 王刚, 郭晓新, 等. 基于跨层复制连接卷积神经网络的遥感图像融合[J]. 吉林大学学报(理学版), 2020, 58(4): 913-922.

[16] 杨钧智, 吴金亮, 智军. 基于多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测方法研究[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(5): 1397-1404.

[17] 王鑫, 张香梁, 吕国芳. 基于融合边缘变化信息全卷积神经网络的遥感图像变化检测[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(5): 1694-1703.

[18] 蓝朝桢, 施群山, 崔志祥, 等. 无人机影像与卫星影像配准的卷积神经网络方法[J]. 测绘科学技术学报, 2020, 37(1): 39-44.

[19] 李雪红, 杨剑, 赵焕祯. 无人机技术在数字城市建设中的创新应用[J]. 科技创新与应用, 2023, 13(9): 173-176.

[20] 宁纪锋, 倪静, 何宜家, 等. 基于卷积注意力的无人机多光谱遥感影像地膜农田识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 213-220.