引文格式：饶友琢,王慧慧,花卉,等. 基于多源遥感影像的新增农村乱占耕地建房监测方法[J]. 地理空间信息, 2025, 23(7): 120-123. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.07.024

# 基于多源遥感影像的新增农村乱占耕地建房监测方法

饶友琢[1]，王慧慧[1]，花　卉[1]，赵海强[2]，易学武[1]，胡　平[1]
（1. 武汉汉达瑞科技有限公司，湖北 武汉 430073；2. 广东省国土资源技术中心，广东 广州 510075）

**摘　要：**将高分辨率遥感影像与合成孔径雷达（SAR）影像相结合，通过深度学习方法在两种数据源上分别提取新增农村乱占耕地建房，再利用图割优化框架进行图斑融合，以提高新增农村乱占耕地建房的监测精度，弥补云雨季节高分辨率影像无法提取的不足。针对高分辨率遥感影像，结合Cascade R-CNN和Mask R-CNN网络的结构特征进行网络优化，利用改进的多阶段级联网络提取新增农村乱占耕地建房，可有效提取农村小面积房屋；针对SAR影像，基于全卷积神经网络结构，通过引入多尺度空间池化金字塔模块抓取多尺度特征，以减少多次下采样导致的小尺度建筑物变化丢失造成的检测误差。该方法能有效降低新增农村乱占耕地建房监测的工作量，极大地提高工作效率，具有良好的应用前景。

**关键词：**建筑变化检测；高分辨率遥感影像；SAR；深度学习；乱占耕地建房
**中图分类号：**P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）07-0120-04

# Monitoring Method for New Rural Illegal Occupation of Cultivated Land for Building Houses Based on Multi-source Remote Sensing Images

RAO Youzhuo[1], WANG Huihui[1], HUA Hui[1], ZHAO Haiqiang[2], YI Xuewu[1], HU Ping[1]
(1. Wuhan Handleray Technology Co., Ltd., Wuhan 430073, China;
2. Land and Resources Technology Center of Guangdong Province, Guangzhou 510075, China)

**Abstract:** Combined the high-resolution remote sensing images with synthetic aperture radar (SAR) images, we used the deep learning method to extract the new rural illegal occupation of cultivated land for building houses on the two data sources, respectively. Then, we used the GraphCut optimization framework to merge the results, which could improve the monitoring accuracy of new rural illegal occupation of cultivated land for building houses and make up for the lack of high-resolution images in cloudy and rainy seasons. For high-resolution remote sensing images, we combined the structure characteristics of Cascade R-CNN and Mask R-CNN network to optimize the network, and used the improved multi-stage cascaded network to extract the new rural illegal occupation of cultivated land for building houses, which was more sensitive to small area houses. For SAR images, based on the structure of full convolutional neural network, we introduced the multi-scale spatial pooling pyramid module to grab the multi-scale features, which could reduce the detection error caused by the loss of small-scale buildings from multiple downsampling. The method can effectively reduce the monitoring workload of new rural illegal occupation of cultivated land for building houses, greatly improve the work efficiency, and has a good application prospect.

**Key words:** building change detection, high-resolution remote sensing image, SAR, deep learning, illegal occupation of cultivated land for building houses

随着高分辨率卫星的不断发射，遥感影像来源不断丰富[1]。目前，利用高分辨率遥感影像和深度学习技术检测建筑变化方法已得到推广和应用，有效改善了传统人工目视解译效率低下、工作量大的问题[2-4]。然而，农村建房多为零散低矮的小面积房屋，利用常规方法检测新增农村乱占耕地建房时，建筑物细节几乎会消失，小型建筑物漏检较多，建筑物边界提取也不完整；且在云雨季节光学影像覆盖不全，易导致部分区域无法进行有效监测。合成孔径雷达（SAR）影像具有全天候、全天时、不受天气影响的特点，能在一定程度上弥补光学影像检测建筑物的不足。受限于SAR侧视成像机制，建筑物成像存在几何变形，但通常建筑物在SAR影像上的散射强度较高，有利于识别提取[5]。目前，学者们开发了像素级、特征级[6]、机器学习[7]等基于SAR数据的变化检测算法，可捕捉到一些像素和特征信息；但很难自适应利用原始数据中的特征表现。为充分利用高分辨率遥感影像丰富的纹理特征和SAR数据不受天气影响的优势，本文利用深度学习技术，分别对高分辨率遥感影像与SAR影像进行疑似新增农村乱占耕地建房提取；再基于图割

项目来源：湖北省重点研发计划资助项目（2023BAB173）。
第一作者简介：饶友琢（1988—），硕士，工程师，从事遥感影像智能解译相关研究工作，E-mail：youzhuorao@handleray.cn。

（GraphCut）优化框架融合二者的提取结果，可提高新增建筑的查全率，弥补云雨季节高分辨率影像无法提取的不足。

## 1　技术路线

本文首先针对高分辨率遥感影像，通过改进的多阶段级联卷积神经网络自动提取高分辨率遥感影像上的新增建房[8-9]；然后针对SAR影像，采用多层注意机制和级联卷积神经网络深度学习模型训练SAR影像上的建筑物变化提取模型[10]；最后在GraphCut优化框架下[11]，对SAR影像与高分辨率遥感影像的数据提取结果进行智能融合，进一步提升检测结果的完整性和边界准确性。

### 1.1　基于高分辨率遥感影像的新增建筑物提取

针对农村建房建筑面积较小、分布分散、楼层低的特征以及常规深度学习新增建筑提取方法提取的建筑物边界不完整的问题，本文通过改进的多阶段级联卷积神经网络Cascade R-CNN[8]进行模型优化，经样本训练后将两期影像按残差神经网络ResNet-50分别进行特征抽取并作差[12]，实现高分辨率遥感影像上新增建房的自动提取。在感兴趣区域校准ROI Align模块上添加Mask分支进行实例分割[13-14]，增强边缘的精细程度，提升高分辨率遥感影像建筑物变化提取的精度。将高分辨率遥感数据分为训练集、验证集和测试集，通过改进的Cascade R-CNN训练模型后进行模型测试，通过测试后进行新增建筑物提取。改进的Cascade R-CNN结构见图1，其中conv为主干特征提取卷积神经网络，本文选取特征表达能力更强的ResNet-50网络作为基干网络，ROI Align代替ROI Pooling将提取的特征与输入正确对准，以消除ROI Pooling的粗糙量化；B为候选区域回归框；H为检测器网络头；P为分类分割；C为分类；Mask为分割掩膜。利用候选区域卷积神经网络得到$B_0$，将$B_0$送入相邻阶段的ROI Align提取特征；将特征送入$H_1$，得到新一阶段的$B_1$，将$B_1$送入相邻阶段的$H_1$，得到新的候选区域回归框$B_2$；根据设置的级联阶段数量进行重复操作。级联阶段结束后，将候选区域回归结果输入P进行分割和分类，最终形成变化检测结果。

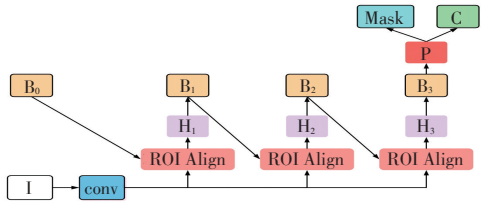



图1　改进的Cascade R-CNN结构

为增强实例分割的边缘精细程度，本文在Mask分支上添加了边缘检测协议头协助分割。为使网络以先确定目标边界再填充封闭区域的方式执行分割，即体现目标边缘和边界的重要性，本文在原有多任务联合损失函数的基础上增加了一个辅助损失，即边缘协议损失，记为$L_{\text{Edge}}$。$L_{\text{Edge}}$函数的定义为预测掩膜的边缘与地面真值掩膜之间的代价。总损失$L_{\text{Total}}$由Cascade R-CNN损失$L_{\text{MRNN}}$和$L_{\text{Edge}}$组成，因此计算$L_{\text{Edge}}$的前提是在预测值和真值的掩膜中标识边缘，本文采用Sobel算子[15]进行边缘检测。为缩小预测边缘与真实边缘之间的代价，本文采用$L^p$损失函数集，在数学上可表示为目标$\hat{y}$与预测$y$之间的绝对差的广义幂均值$M_p$的$p$次方。当$p=2$，该函数为深度学习中常用的均方误差。

本文在Mask分支的$28\times28\times80$维输出中，选择与正确类别对应的掩膜，协议头采用$3\times3\times D$维边缘检测算子计算所选掩膜和地面真实掩膜的卷积，得到二者之间的$L^p$损失，进而计算$L_{\text{Edge}}$。

### 1.2　基于SAR影像的新增建筑提取

本文采用的SAR影像主要为COSMO-SkyMed数据，首先进行格式转换、辐射校正、几何校正、斑点噪声滤波、多时相影像配准等预处理[16]，并进行同轨同入射角数据筛选；再利用多层注意机制和级联卷积神经网络深度学习模型提取农村建筑物变化；最后结合耕地本底数据，提取疑似新增农村乱占耕地建房图斑。农村建筑物多为单栋居民房屋等小型建筑，在SAR数据中所占像素较少、尺度较小。针对农村小建筑物提取的边界不准确等问题，本文构建了上采样金字塔网络（UPN），并在网络模型中引入多层注意机制[17]对关键输入信息和输入特征进行处理，增加模型对建筑变化的敏感度；再将原始影像和经UPN产生的概率图作为输入，引入全连接条件随机场（FC-CRFs）输出新的提取边界。

1）UPN结构。本文基于VGG16特征提取网络和上采样方法，参考FCN8s的网络框架[18]，并引入多尺度空间池化金字塔（ASPP）模块，采用一种用于高分辨率SAR数据的建筑物提取UPN。该网络由用于提取输入影像高维特征的编码器和用于显示检测结果概率分布的解码器组成（图2）。

编码器网络由VGG16特征提取网络和ASPP模块组成。通过VGG16特征提取网络的特征图尺寸为原始图像的1/32，而特征图通道数则增至512个。ASPP模块侧重于通过空洞卷积来获取不同尺度特征，利用

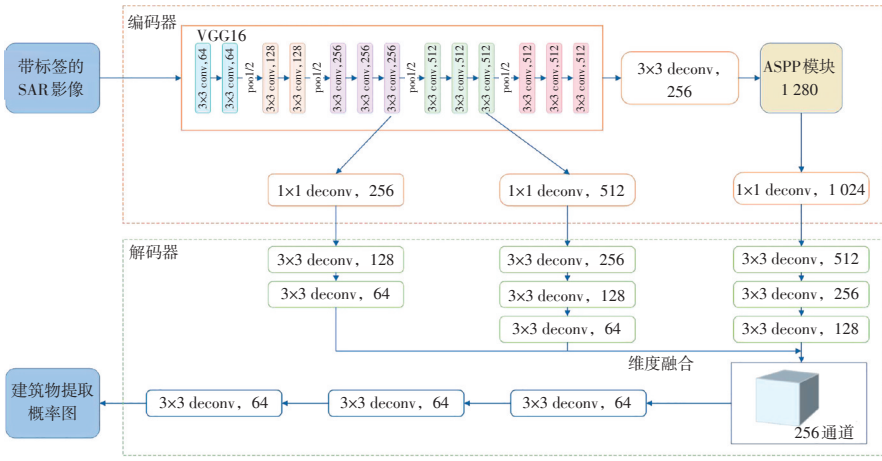



图2 UPN结构示意图

3组不同扩张率的空洞卷积得到3组不同接受域的特征图，通过1×1卷积和全局平均池化保留输入数据的原始特征。编码器网络对ASPP模块的每个特征图沿通道维数进行合并，并采用1×1卷积减少组合特征图的通道数。解码器采用类似FCN8s的结构框架，将编码器网络第3个池化层之前的特征图、第4个池化层之前的特征图以及ASPP模块输出的特征图经1×1卷积后作为解码器的输入数据。解码器中的3个反卷积部分形成了捕捉原始输入图像多维特征的UPN。通过上采样插值和1×1卷积层的组合对输入数据进行上采样，经过多个卷积层和上采样层，UPN可生成一个概率图，表示输入数据的各类概率分布。解码器网络取沿通道维数最大值近似地确定每个像素的类别。

2）FC-CRFs边界优化。在类FCN结构中[19]，跨距较大的卷积操作将导致图像分辨率下降、建筑物边界模糊，因此本文采用FC-CRFs[20]来改善建筑物边界。该模型根据图像上物体的颜色、位置、形状、纹理以及像素与其他像素的关系，通过给关系相近的像素点赋予相同的标签来实现图像边界的细化和分割。

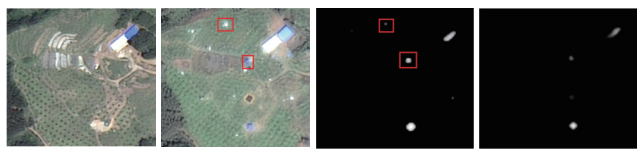
### 1.3 基于GraphCut的图斑融合

本文在GraphCut优化框架下，以SAR影像与高分辨率遥感影像数据提取的结果为初始值，综合考虑目标区域与边界特征，以提升检测结果的完整性和边界准确性。首先对遥感影像进行超像素分割，将每个超像素映射为GraphCut[11]的节点，构建图模型；然后以遥感影像和SAR图像的新增建筑物提取结果为初始值，计算区域项和边界项代价；最后利用最大流最小割算法求取全局最优解[21]，进而获取融合和边界优化后的结果。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 基于两种影像的新增建筑提取

高分辨率遥感影像与Mask R-CNN算法提取效果的对比见图3，可以看出，本文方法对于小面积房屋更敏感，提取的建筑物更全面。对比同区域遥感影像提取结果与SAR数据提取结果发现，SAR数据提取的结果中包含与遥感影像重叠的、部分遥感影像漏检的、云雾遮挡区域的以及由于施工区内建设的变化图斑，说明SAR数据对于耕地上新增建筑的提取效果较好，能很好地对遥感影像的漏检图斑进行补充。

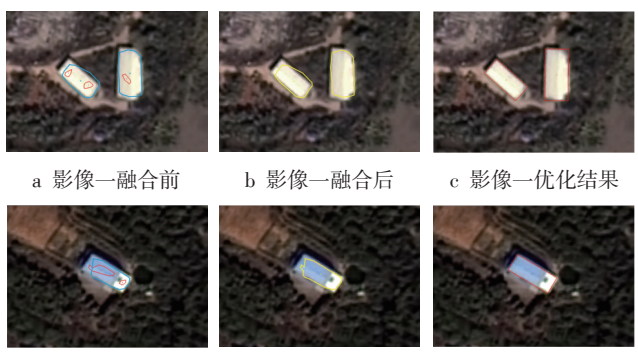


a 前期影像 b 后期影像 c Mask R-CNN提取效果 d 本文方法提取效果

图3 小面积新增建房提取效果优化示意图

### 2.2 基于GraphCut的成果图斑融合

SAR影像提取的建筑物图斑与遥感影像提取的建筑物图斑的融合效果见图4，融合前蓝色框为遥感影像提取结果，红色框为SAR影像提取结果。以SAR影像与高分辨率遥感影像数据提取结果为初始值（融合后的黄色框），利用GraphCut算法进行建筑物图斑提取并直角化，优化后建筑物图斑边界更完整、更精确。



a 影像一融合前 b 影像一融合后 c 影像一优化结果

d 影像二融合前 e 影像二融合后 f 影像二优化结果

图4 SAR影像与高分辨率遥感影像提取建筑物融合效果

### 2.3　精度验证

本文以广州市为实验区进行提取结果验证，先分别采用Mask R-CNN算法、改进Cascade R-CNN算法进行遥感影像新增建房图斑提取；再采用UPN融合GraphCut模型算法进行SAR影像新增建房图斑提取；最后将遥感影像结果与SAR影像结果进行融合。遥感影像的检测时间为2022年4、5、9月，SAR数据的检测时间为2022年4—6月和2022年7—9月初，融合后得到广州市2022年4—6月与7—9月之间的农村耕地新增建房提取结果（图5）。

本文通过查全率（Recall）、准确率（Precision）和$F_1$-score指标验证提取结果精度。利用基于遥感数据的新增建房自动提取模型提取实验区的新增建房图斑，提取结果见表1，其中结果融合图斑为遥感影像

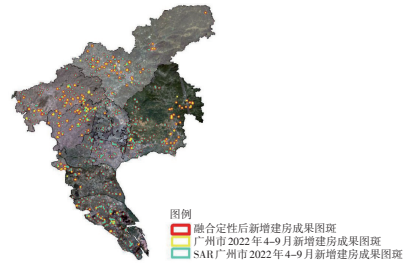



图5　农村耕地新增建房提取图斑分布

基于改进Cascade R-CNN算法提取结果与SAR数据提取结果的融合结果，可以看出，本文方法的Recall、Precision和$F_1$-score均较Mask R-CNN算法有较大提升，能有效缩短作业员的作业时间，提高工作效率；融合两大数据源的新增建房提取结果更全面，SAR影像的提取精度虽不及遥感影像，但能有效补充广州市6—8月缺少遥感影像的难题。

表1　新增建房提取图斑统计表

| 提取方法 | 人工核查图斑数量 | 耕地内图斑数量 | 正确图斑数量 | 错误图斑数量 | Precision/% | Recall/% | $F_1$-score |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Mask R-CNN | 182 | 96 | 87 | 9 | 47.8 | 90.6 | 0.62 |
| 改进Cascade R-CNN | 182 | 248 | 169 | 79 | 68.1 | 92.8 | 0.78 |
| SAR影像 | 435 | 622 | 363 | 259 | 58.4 | 83.4 | 0.69 |
| 结果融合 | 577 | 817 | 496 | 321 | 60.7 | 86.0 | 0.71 |

## 3　成果应用

本文以广州市为实验区，对比分析了新增农村乱占耕地建房监测图斑提取的生产效率，以验证本文算法的实际应用成效。以无基底数据、广州市光学影像新增建筑物提取结果、广州市SAR影像新增建筑物提取结果、成果图斑融合结果为基底，通过人工核查与修改进行疑似新增农村乱占耕地建房图斑提取，并结合耕地范围数据、监测图斑数据、业务管理数据进行叠加分析、矢量定性，最终统计核查效率，其中SAR影像提取的图斑共622个，遥感影像提取的图斑共248个，融合后的图斑共817个。经验证，在无基底数据情况下，广州市疑似新增农村乱占耕地建房图斑提取需要1人4 d完成；以遥感影像自动提取结果为基底，需要1人13.5个标准工时完成；以SAR数据提取结果为基底，需要1人6个标准工时完成；以成果图斑融合结果为基底，需要1人7个标准工时完成。由此可见，本文方法在新增农村乱占耕地建房图斑提取业务中具有较好的应用效果，能极大减少人工工作量、提高工作效率。

## 4　结　论

本文通过改进的多阶段级联网络进行高分辨率遥感影像上的新增农村乱占耕地建房提取，较大程度地提高了模型提取精度。结合SAR影像的提取结果进行图斑融合，补充了云雨覆盖、遮挡、区域覆盖不足或高分辨率影像质量较差地区提取结果，有效弥补了高分辨率遥感影像提取的不足。采用GraphCut方法进行成果图斑融合，实现了提取图斑的边界优化。本文研究成果在新增农村乱占耕地建房提取业务生产中能极大地减少监测工作量，提高作业员的工作效率，在自然资源耕地保护领域具有较好的应用前景。

## 参考文献

[1] 孔繁杰. 高分辨率卫星遥感影像在土地利用调查和动态监测中的应用[J]. 测绘与勘探,2023,5(1):105-107

[2] 王勇,景国强. 深度学习在建筑物变化检测中的应用[J]. 电子技术与软件工程,2019(5):62

[3] 吕道双,林娜,冯丽蓉,等. 基于改进型U-Net网络的高分辨率遥感影像建筑物提取[J]. 地理空间信息,2021,19(1):30-34

[4] 王恒,江丽钧. 基于多源数据融合的城市建成区提取方法[J]. 地理空间信息,2023,21(9):61-64

[5] 项德良. SAR/PolSAR图像建筑物信息提取技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2016

[6] 刘欣. 多特征联合的SAR影像建筑物检测和提取方法[D]. 泰安:山东农业大学,2016

[7] 曹宇. SAR图像变化检测算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2012

（下转第140页）