

# 基于人工智能和遥感技术的城市更新单元识别方法研究及应用

白 婷<sup>1,2</sup>, 邓实权<sup>3</sup>, 熊 花<sup>2</sup>, 孙开敏<sup>4</sup>, 李王斌<sup>4</sup>, 刘俊怡<sup>4</sup>

(1. 湖北工业大学计算机学院, 武汉 430010; 2. 武汉市土地整理储备中心, 武汉 430010; 3. 武汉市水务科学研究院, 武汉 430010; 4. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430070)

**摘要:** 当前武汉市城市更新行动, 从大拆大建, 进入“留改拆”并举的2.0时代, 改造方式也从局部改造向成片连片更新转变。在当前2.0时代中, 如何利用人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术智能识别出城市“留改拆”单元显得尤为重要。当前AI和遥感技术已在自然资源典型地物类型识别、耕地保护和执法监察中得到广泛应用, 本文第一次将AI和遥感技术用于“留改拆”单元的智能识别中, 以辅助智能化城市更新行动。建立“留改拆”单元的样本, 利用深度学习网络建立AI+遥感技术的智能化识别模型, 选择遥感数据, 进行武汉市更新片区“留改拆”单元智能化识别。通过遥感技术与深度学习算法的融合, 提升了城市更新行动中“留改拆”单元识别的工作效率, 为城市更新行动中的难点问题提供了科学依据。

**关键词:** AI; 遥感技术; 深度学习; 城市更新

“城市更新”这一概念在西方国家已经有了上百年的历史。Roberts<sup>[1]</sup>、周翔<sup>[2]</sup>指出城市更新是以综合性、整体性的观念和行为解决城市问题, 应在经济、社会、物质环境等各个方面对处于变化中的城市地区作出长远性、持续性的改善和提高。2021年, “十四五”规划和2035年远景目标首次将“城市更新”上升为国家战略, 提出了“加快转变城市发展方式”和“推动城市空间结构优化和品质提升”的目标<sup>[3,4]</sup>; 同年, 《国务院关于印发2030年前碳达峰行动方案的通知》提出了城市更新领域“杜绝大拆大建”的要求<sup>[4,5]</sup>。在此基础上, 住房和城乡建设部正式印发建科〔2021〕63号文, 强调城市更新行动以内涵集约、绿色低碳发展为路径, 转变城市开发建设方式, 坚持“留改拆”并举、以保留利用提升为主, 加强修缮改造, 补齐城市短板, 注重提升功能, 增强城市活力<sup>[6]</sup>。在实现“双碳”目标和防止大拆大建的背景下, 武汉市发文, 坚持“留改拆建控”并举, 以主体功能区单元为基本单元, 统筹老旧小区改造、拆除重建改造等更新方式, 成片连片推进城市更新<sup>[7]</sup>。

城市更新方式是指实施城市更新所用的改造方法和模式, 主要包括现状保留、综合整治、拆除清理、拆除重建和功能改变五种方式<sup>[8]</sup>。当前确定城市更新方式包括定性和定量两种方法, 定性方法就是通过综合考虑现状建设情况、房屋权属信息、人民更新意愿、各方利益及城市规划要求等诸多要素确定城市更新方式; 定量方法主要是通过更新潜力评价和建筑质量评价来构建选择模型以确定城市更新方式<sup>[8,9]</sup>, 一方面获取地形和自

收稿日期: 2022-08-08; 修订日期: 2023-04-07

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB3902900); 国家自然科学基金项目(42192583)

作者简介: 白婷(1992-), 女, 湖北随州人, 博士, 研究方向为深度学习、变化检测。E-mail: baiting@whu.edu.cn

通讯作者: 孙开敏(1976-), 男, 江苏沛县人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为多源遥感影像变化检测、智能解译、时序分析以及无人机应用等。E-mail: sunkm@whu.edu.cn

然植被等两类自然地理指标和交通运输、区位条件及基础设施等三大类社会经济指标进行城市更新潜力评价。另一方面,考虑建筑结构和建筑层数来进行建筑质量评价<sup>[10]</sup>,该方法往往需要较多的地理数据进行支撑,而这些数据在实际生产中分散在不同的单位,难以获取。近年来,随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术和遥感技术的发展,让快速智能化识别成片连片的“留改拆”城市更新单元成为可能。

遥感技术具有大片区对地观测的能力, AI技术具有分析学习能力,能够通过特定训练来识别文字、图像和声音等数据,当前通过遥感技术与AI技术融合,在自然资源典型地物类型识别、耕地保护和执法监察中得到了广泛应用<sup>[11,12]</sup>,例如:道路要素提取、建筑物提取、自然资源类别变化检测<sup>[13-18]</sup>,所以有潜力用于大片区城市更新工作中。Song等<sup>[19]</sup>利用多时相World view-2影像和支持向量机方法检测广州市天河区的低效用地。樊舒迪<sup>[20]</sup>利用神经网络模型,基于遥感数据和开放数据进行低效用地识别,并在广州市天河区进行了应用。冯东东等<sup>[21]</sup>将遥感技术与深度学习技术相结合,基于高分辨率遥感影像、建筑物轮廓及兴趣点等多元空间数据识别城中村地块,实验表明该方法可以有效地提取城中村边界。Chen等<sup>[22]</sup>结合遥感数据和社会数据,利用随机森林算法进行城中村的精细识别。上述方法的成功应用证明了遥感技术与AI相结合有潜力用于大片区“留改拆”单元智能识别中。基于此,本文首次利用AI+遥感技术进行“留改拆”单元智能识别,主要包括三个重点研究内容:(1)面向对象分割与裁剪技术;(2)“留改拆”样本标记;(3)基于面向对象UNet3+的“留改拆”智能检测方法。首先,利用面向对象分割与裁剪技术建立“留改拆”单元的样本,并进行样本标记,然后利用深度学习网络建立“留改拆”智能识别模型,并应用到武汉市大白沙地区进行“留改拆”单元智能识别。本文选择遥感技术进行大片区的数据获取,利用AI算法进行大片区“留改拆”单元智能识别,为城市的功能区分析提供一种新的思路和方法。通过遥感技术与AI技术的深度融合,提升了城市更新行动中“留改拆”单元识别的工作效率,改善了城市在建设过程中的不确定性,为实现“数字城市”的落地应用提供了科学依据,较好地贯彻了有机更新的发展理念。

## 1 研究方法与数据来源

### 1.1 研究区概况与数据来源

#### 1.1.1 大白沙地区概况

本文选择武汉市大白沙地区作为研究区域。大白沙地区是武汉市长江主轴的重要组成部分,是百里生态长江和城市历史长廊的重要构成部分,也是武汉市主城区南大门,区域位置极为重要。该区域位于长江以东、京广铁路以西,二环线与三环线之间,是紧邻长江南岸的一线滨江片区,区域面积约12.47 km<sup>2</sup>,拥有约6.5 km的滨江岸线,包括北、中、南三个片区,如图1所示。

#### 1.1.2 研究数据

大白沙地区整体呈现“北密南疏”和“北旧南新”的建设面貌。针对大白沙北、中、南三个区域,本文选择三个数据集分别开展了“留改拆”单元智能识别研究。数据集1(图2)位于大白沙北片区,用地面积约4.2 km<sup>2</sup>,现状总建筑面积约397.55万m<sup>2</sup>(来自于2020年现状建筑测算),该片区内居住用地占比约68%,以1970—1980年代老旧

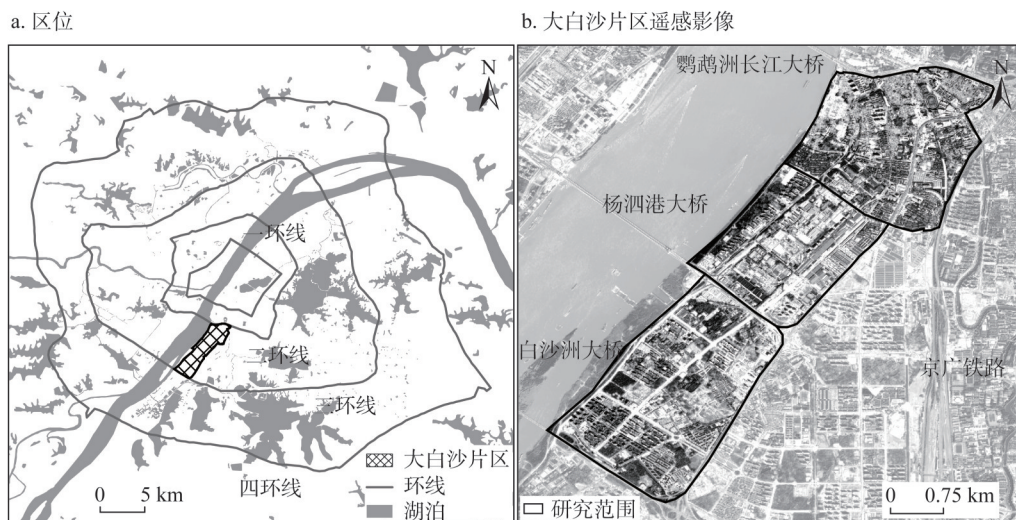


图1 大白沙地区

Fig. 1 Dabaisha Area

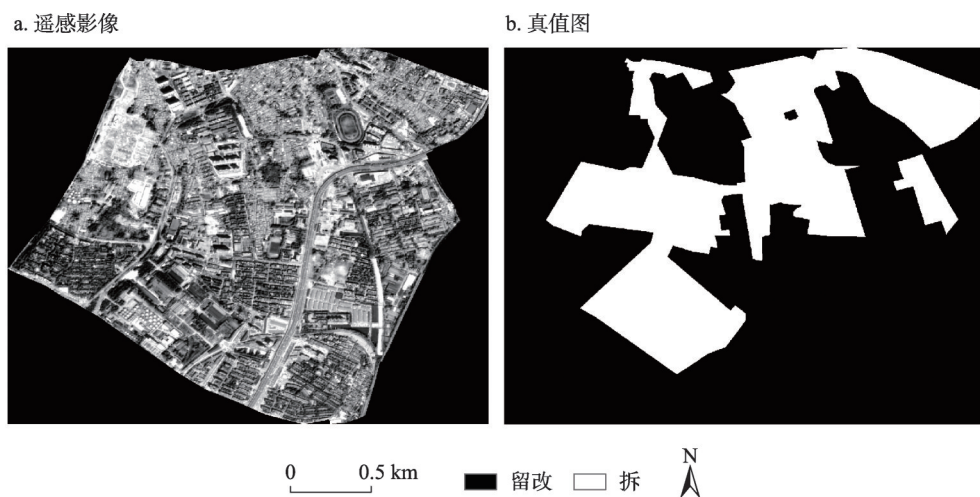


图2 数据集1：大白沙北片区遥感影像数据和“留改拆”真值图

Fig. 2 Dataset 1: The remote sensing image and truth map of retention, reconstruction and dismantlement in Dabaisha North Area

低矮住宅为主，1~3层建筑用地占比约69%。数据集1影像为高分2号影像数据，来源于高分辨率对地观测系统湖北数据与应用中心，该片区像素数为1338×1048，获取时间为2020年，分辨率为2 m，包含四个波段（红波段、绿波段、蓝波段和近红外波段）。“留改拆”真值数据来源于人工判读，仅作为研究使用，不代表真实实施范围。

数据集2（图3）位于大白沙中片区，用地面积约3 km<sup>2</sup>，现状总建筑面积约185.18万m<sup>2</sup>（来自于2020年现状建筑测算），该片区以工业用地和市场用地为主，两类用地约占70%，现状建筑密度为26%，以1~3层建筑形式为主。数据集2影像为高分2号影像数据，来源于高分辨率对地观测系统湖北数据与应用中心，该片区像素为1278×1043，获取时间为2020年，分辨率为2 m，包含四个波段（红波段、绿波段、蓝波段和近红外波



段)。“留改拆”真值数据来源于人工判读,仅作为研究使用,不代表真实实施范围。

数据集3(图4)位于大白沙南片区,用地面积约5.25 km<sup>2</sup>,现状总建筑面积约374.24万 m<sup>2</sup>(来自于2020年现状建筑测算)。以居住用地和工业用地功能为主,现状建筑密度为17%,以低矮建筑形式为主,近年新建多个高层住宅楼盘。数据集3影像为高分2号影像数据,数据来源于高分分辨率对地观测系统湖北数据与应用中心,该片区像素数为1491×1455,获取时间为2020年,分辨率为2 m,包含四个波段(红波段、绿波

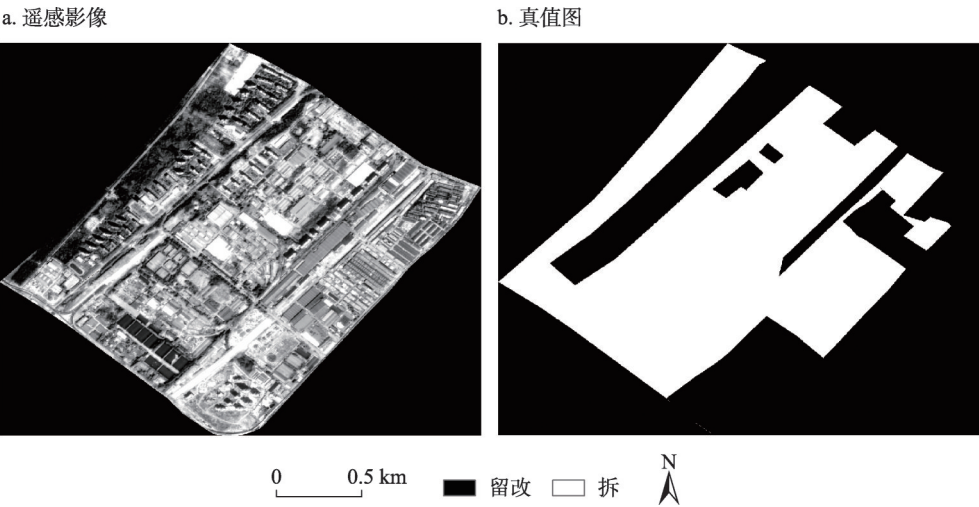


图3 数据集2: 大白沙中片区遥感影像数据和“留改拆”真值图

Fig. 3 Dataset 2: The remote sensing image and truth map of retention, reconstruction and dismantlement in Dabaisha Center Area

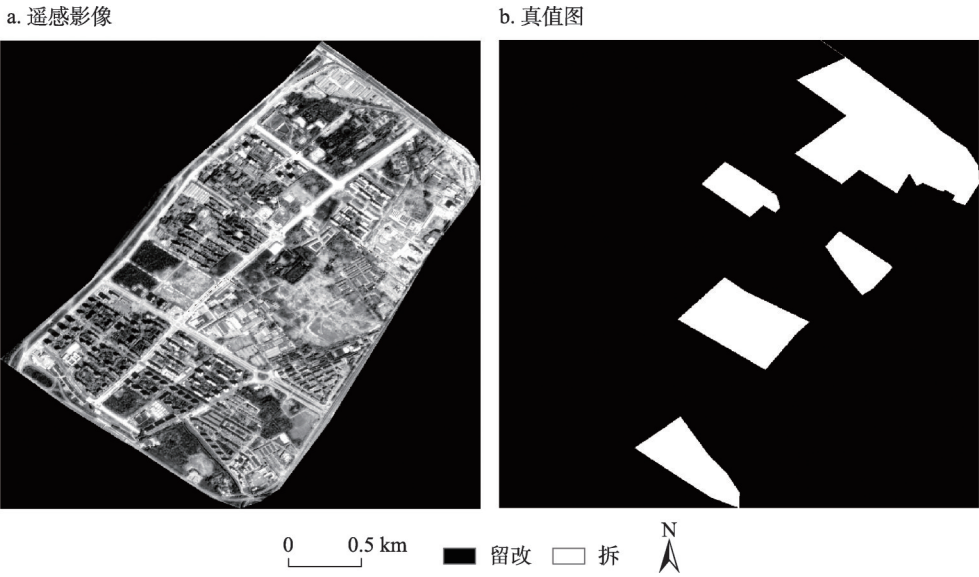


图4 数据集3: 大白沙南片区遥感影像数据和“留改拆”真值图

Fig. 4 Dataset 3: The remote sensing image and truth map of retention, reconstruction and dismantlement in Dabaisha South Area



段、蓝波段和近红外波段)。“留改拆”真值数据来源于人工判读,仅作为研究使用,不代表真实实施范围。

## 1.2 研究方法

本文采用基于面向对象的UNet 3+“留改拆”单元检测方法进行武汉市大白沙片区的“留改拆”单元智能识别,该方法包括三个步骤:(1)面向对象分割与裁剪技术;(2)“留改拆”样本标记;(3)基于面向对象UNet 3+的“留改拆”智能检测方法。

### 1.2.1 面向对象分割与裁剪

在面向对象检测中,最重要的一部就是通过分割方法对遥感影像进行分割,获取分割对象。分割对象的提取精度严重依赖初始分割的精度<sup>[23-25]</sup>。本文通过视觉判断,选择固定尺度参数进行分割,形状参数设置为0.3,紧凑度参数设置为0.5。分割过程完成后,得到的对象是不规则的,但是UNet 3+网络需要输入规则的对象,所以利用双线性插值法对结果对象进行调整,调整为规则的256×256的图像,256×256是深度学习网络常用的大小。

### 1.2.2 “留改拆”样本标记

武汉市自然资源和规划局对市政协十三届五次会议第20210209号提案<sup>[7]</sup>的答复提到“留”代表留下景中村、绿中村与老旧小区;“改”代表改造历史文化风貌街区与工业遗产;“拆”代表拆掉旧城旧厂与旧村。对应到遥感影像上,“留改”样本指的是中高层建筑;“拆”样本指的旧城旧厂与旧村,如图5所示。

### 1.2.3 基于面向对象的UNet 3+网络模型

UNet利用普通的跳跃连接(Plain Skip Connection)提取特征信息,UNet ++利用类似于DenseNet的嵌套和密集的跳跃连接(Nested and dense skip connections)提取特征信息,两种网络模型都无法获取全尺度特征信息。为了弥补UNet和UNet ++中的缺陷,UNet 3+中的每个解码器层都合并了编码器的较小和相同尺度下的特征图以及解码器的较大尺度的特征图,所以可以获取包括小尺度的细节信息和大尺度的语义信息在内的全尺度信息<sup>[26-28]</sup>,如图6所示。

#### (1) 全尺度跳跃连接

本文以建立特征图 $X_{De}^3$ 为例,说明UNet 3+全尺度跳跃连接流程<sup>[26]</sup>,如图7所示。首先与UNet类似,获取同一尺度的编码层 $X_{En}^3$ 的特征信息。除此之外,一方面利用编码器与解码器间的跳跃连接和最大化池化操作获取较小尺度编码层的低维信息 $X_{En}^1$ 和 $X_{En}^2$ ,另一方面,利用内部解码器跳跃连接和双线性插值获取大尺度解码层的高维语义信息 $X_{De}^4$ 和 $X_{De}^5$ ,从而得到五个尺度上的特征图。紧接着,利用64个大小为3×3的滤波器对特征图进行卷积,以统一通道数量和减少冗余信息。最后,无缝融合浅层信息与深层语义信息,利用320个大小为3×3的过滤器,批归一化和ReLU激活函数建立特征聚合机制,融合五个尺度上的特征图。跳跃连接用公式表示如下所示, $i$ 指编码层中的下采样层, $N$ 指的是编码层的数量。 $X_{De}^i$ 特征图如下所示:

$$X_{De}^i = \begin{cases} X_{En}^i, i=N \\ H \left( \left[ \underbrace{C \left( D \left( X_{En}^k \right) \right)_{k=1}^{i-1}}_{\text{Scales: } 1^{\text{th}} - i^{\text{th}}}, C \left( X_{En}^i \right), \underbrace{C \left( U \left( X_{De}^k \right) \right)_{k=i+1}^N}_{\text{Scales: } (i+1)^{\text{th}} - N^{\text{th}}} \right] \right), i=1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (1)$$

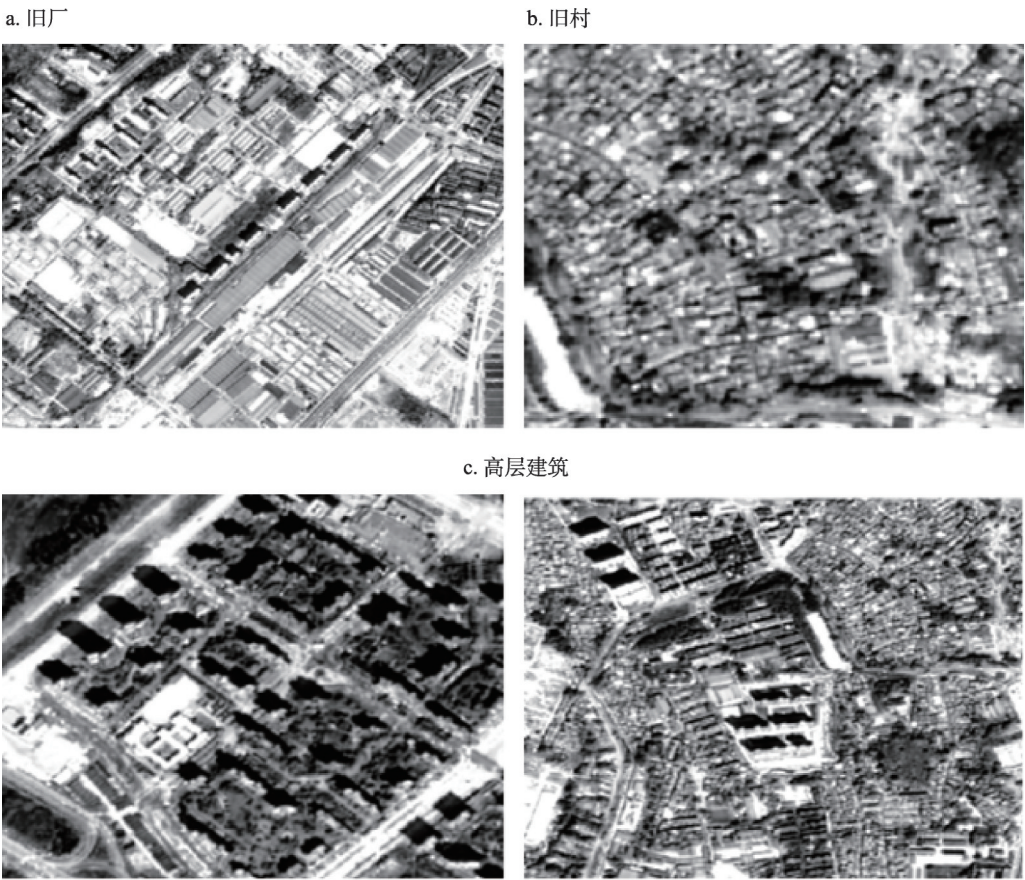


图5 “留改拆”样本标记  
Fig. 5 Training samples for retention, alteration and dismantlement

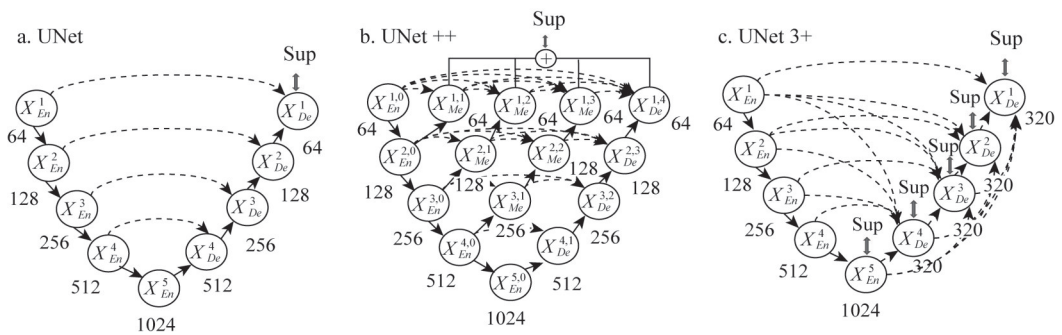


图6 UNet 3+与UNet和UNet ++对比  
Fig. 6 UNet, UNet++, and UNet 3+

式中： $C(\cdot)$ 是卷积算子； $H(\cdot)$ 用卷积，批归一化和ReLU激活函数实现特征聚合机制； $D(\cdot)$ 和 $U(\cdot)$ 分别指下采样和上采样算子； $[\cdot]$ 代表串联。

(2) 全尺度深度监督

为了从全尺度的特征图集合中，学习多级分层的特征图，在UNet 3+中采用了全尺

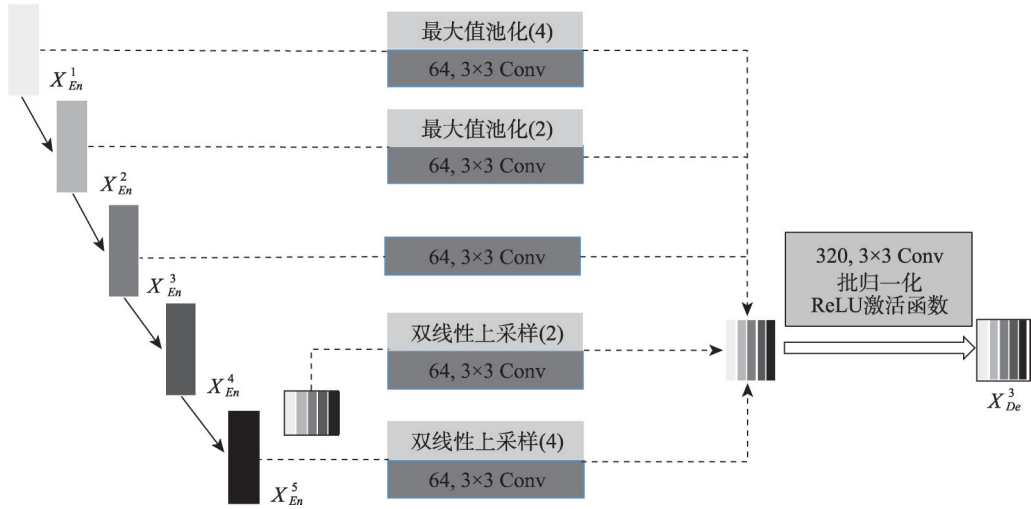


图7 第三层解码层  $X_{De}^3$  全尺度特征集合图的建立

Fig. 7 Establishment of full-scale feature graph in the third decoding layer  $X_{De}^3$

度深度监督<sup>[26]</sup>。与UNet++中在生成全尺度特征图中实施的深度监督相比，UNet 3+会从一个解码器级产生一个侧面输出，并由地面真值图进行监督。为了实现深度监督，每个解码器的最后一层阶段被送到普通的3×3卷积层中，然后进行双线性上采样。为了进一步突出分割的边界，在UNet 3+中引入了多尺度结构相似指标损失函数为模糊的边界分配更大的权重，所以UNet 3+更关注模糊的边界，因为区域分布差异越大，MS-SSIM值就越高。

从分割结果  $P$  和地面真值图  $G$  中裁剪出两个对应的  $N \times N$  大小的块，表示为  $P = \{p_j; j=1, \dots, N^2\}$  和  $G = \{g_j; j=1, \dots, N^2\}$ ，那么  $P$  和  $G$  的MS-SSIM损失函数定义如下：

$$l_{ms-ssim} = 1 - \prod_{m=1}^M \left( \frac{2u_p u_g + c_1}{u_p^2 + u_g^2 + c_1} \right)^{\beta_m} \left( \frac{2\sigma_{pg} + c_2}{\sigma_p^2 + \sigma_g^2 + c_2} \right)^{\gamma_m} \quad (2)$$

式中： $M$  指的是尺度的数量（个）； $u_p$ 、 $u_g$ 、 $\sigma_p$ 、 $\sigma_g$  是  $p$  和  $g$  的均值和方差； $\sigma_{pg}$  指的是  $p$  和  $g$  的偏差； $\beta_m$  与  $\gamma_m$  定义了每个尺度下两个组分的重要性。两个常数  $c_1=0.01$  和  $c_2=0.03$  的添加以避免被零除时的不稳定情况。在本文的实验中，根据文献<sup>[29]</sup>将尺度设置为5。

通过组合焦点损失  $l_{fl}$ 、MS-SSIM 损失 ( $l_{ms-ssim}$ ) 和 IoU ( $l_{iou}$ )，本文发展了混合损失函数，用于三个级别层下分割，包括像素级、区域级和地图级，该损失函数可以捕获具有清晰边界的大尺度和精细结构。混合损失函数如下所示：

$$l = l_{fl} + l_{ms-ssim} + l_{iou} \quad (3)$$

### (3) 基于面向对象的Unet 3+方法

首先，利用面向对象分割与裁剪技术建立“留改拆”单元的样本，然后利用深度学习网络建立AI+遥感技术智能化模型，应用到检测对象上进行武汉市更新片区“留改拆”单元智能化识别，流程图如图8所示。

通过基于面向对象的Unet 3+方法得出的“留改拆”智能检测结果是像素检测结果，



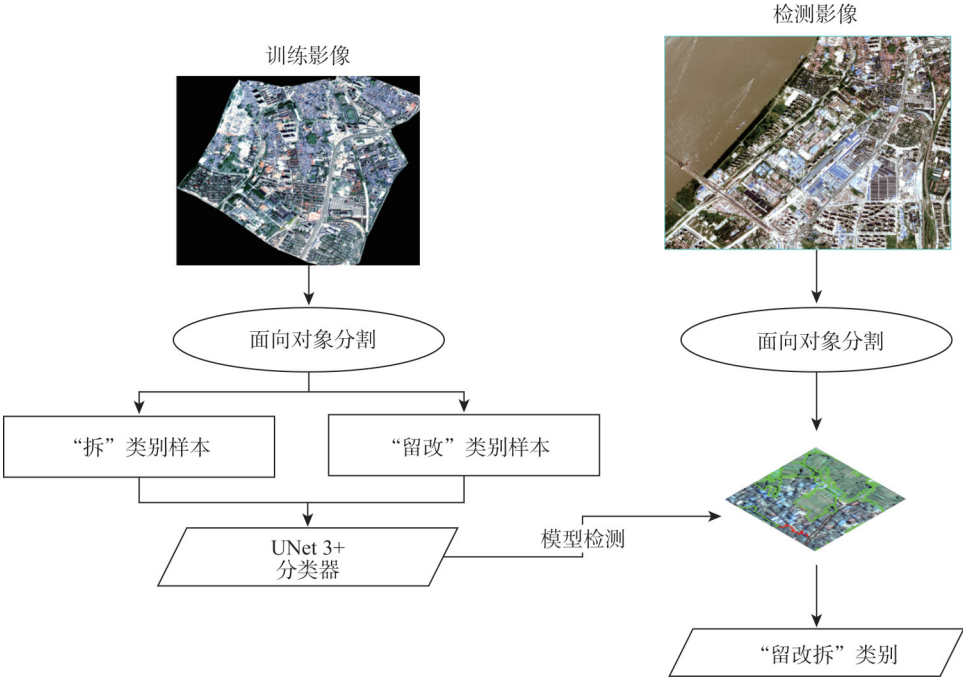


图8 基于面向对象的Unet 3+方法  
Fig. 8 The object-oriented Unet 3+ method

需要将像素到像素的检测结果转换为基于对象的结果，所以这里提出了像素的拆迁率参数 $CR$ ，来得出对象是否需要拆。拆迁率 $CR$ 和对象“留改拆”结果 $OC$ 的公式如下所示：

$$\begin{cases} OC=1, \frac{ZC}{LG} > CR \\ OC=0, \frac{ZC}{LG} < CR \end{cases} \tag{4}$$

式中： $CR$ 是拆迁率，范围在0~1之间，它的大小会直接影响最终的对象“留改拆”检测结果； $ZC$ 是对象中拆像素个数（个）； $LG$ 是对象中留改像素个数（个）； $OC$ 指对象的“留改拆”检测结果，当为1时，说明对象是征拆单元，当为0时，说明对象是留改单元。

1.2.4 精度评价

将“留改拆”单元智能识别结果与真值图情况进行比较，利用精度评价来定量地分析其结果的可靠性与准确性。通常将留改和拆结果视为二值分类结果，利用混淆矩阵计算漏检率（Miss Detection Rates, MAR）、错检率（False Alarm Rates, FAR）和总体精度（Overall Accuracy, OA）<sup>[30]</sup>来评价“留改拆”智能识别结果的准确性。由于拆占比较低，错检率和漏检率能更好地反映“留改拆”智能识别的准确性<sup>[30]</sup>。

(1) 漏检率

实际是拆的对象被检测为留改的对象所占真实变化对象的比率，其计算公式为：

$$MAR = FN / (TP + FN) \tag{5}$$

(2) 错检率

指检测出来拆的对象中有多少对象实际是留改的对象所占的比例，其计算公式为：

$$FAR = FP / (TP + FP) \tag{6}$$

### (3) 总体精度

总体精度是指检测出正确的拆和留改对象个数占总体对象的的比率,反映了总体的检测准确度,其计算公式为:

$$OA=(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN) \quad (7)$$

三者取值在0~1之间变化。漏检率和错检率越接近0,总体精度越接近1,代表“留改拆”智能识别方法精度越高。 $TP$ 表示在地面真实变化图中拆的对象,分类方法将它们正确分类为拆对象的个数(个); $TN$ 在地面真实变化图中留改的对象,分类方法将它们正确分类为留改对象的个数(个); $FP$ 表示在地面真实变化图中留改的对象,但是分类方法错误地将它们分类为拆对象; $FN$ 表示在地面真实变化图中拆的对象,但是分类方法错误地将它们分类为留改对象。

## 2 结果分析

针对面向对象UNet 3+的“留改拆”智能检测方法,本文将数据集1作为训练影像,提取面向对象样本1800个,将数据集2和数据集3作为检测影像,以验证本文方法的有效性。拆迁率参数分别选择0.25~1,间隔0.25,得出大白沙中片和南片的“留改拆”检测结果如图9、图10所示。

从图9可以看出,针对数据集2,在卫星影像上可以看出厂房居多,低矮建筑物占比较高,对比真值图和检测结果,该算法的识别能力较强,能够检测出来大部分旧厂房和旧村。从图10可以看出,针对数据集3,从卫星影像上可以看出中高层建筑物较多,对比真值图和检测结果,检测效果不理想,在城市高大建筑物群中去检测拆迁区域,需要进一步优化算法。对比真值图和不同拆迁率下的检测结果,可以看出拆迁率参数不同,“留改拆”检测结果不同,说明拆迁率参数对方法的结果有影响,当拆迁率参数较小的时候,智能检测出来拆区域较大,当拆迁率参数较大的时候,检测出来的拆迁区域较小,该参数可以灵活控制留改和拆迁的比例。对比大白沙中片和南片的“留改拆”结果和真值图,获取不同拆迁率参数下的精度分析结果如表1、表2所示。

从表1和表2可以看出,面向对象UNet 3+的“留改拆”智能检测方法准确率在62.90%~84.80%之间。在拆迁率为0.25时,漏检率较低,可以达到1.3%~2.80%,可以满足城市更新业务实际需求。

## 3 结论与讨论

### 3.1 结论

AI+遥感技术作为一种辅助城市治理的技术手段,具备快速、智能和科学准确等特点,为城市治理体系的建设和城市治理能力的现代化发展提供了科学保障。本文构建了基于人工智能和遥感技术的城市更新单元识别方法,并在武汉市大白沙中片和南片地区进行了应用,准确率可以达到62.90%~84.80%,漏检率为1.3%~2.80%,能有效降低人工成本,提高城市更新业务的实施效率,为城市更新提供科学性依据。

### 3.2 讨论

本文针对大片区城市更新问题,融合了深度学习和遥感技术,建立了基于人工智能

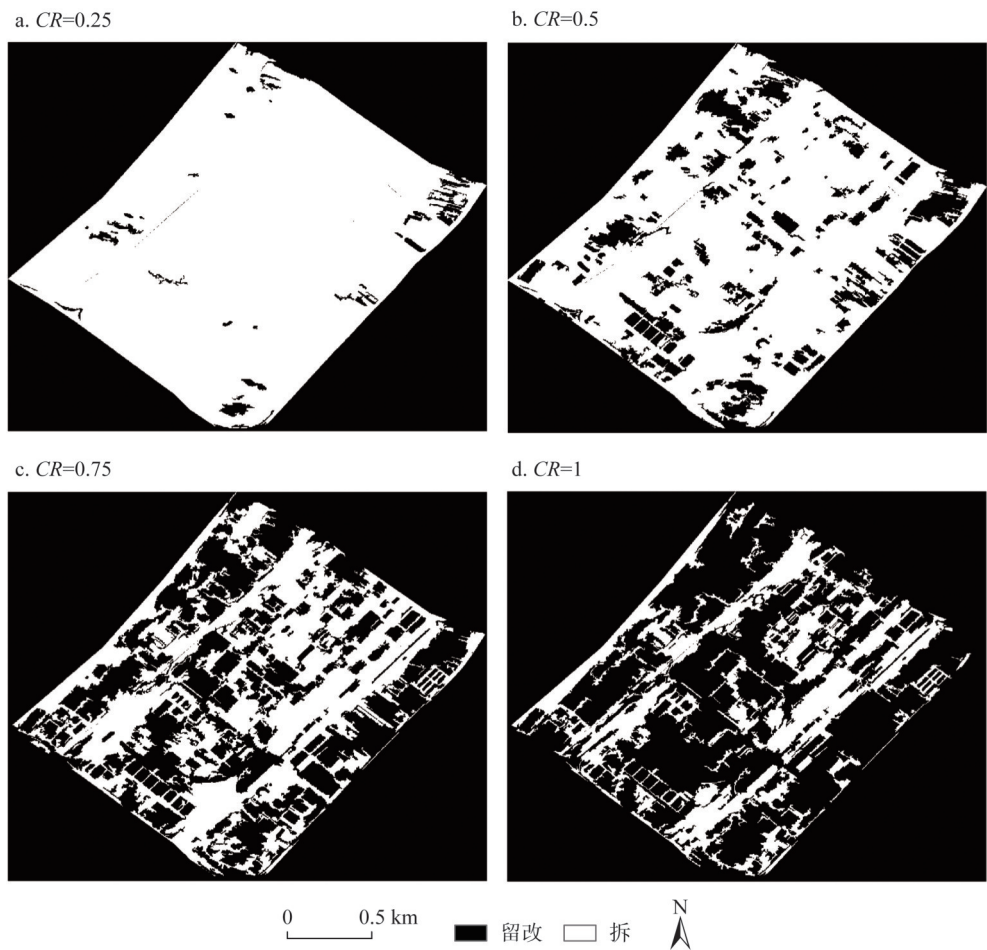


图9 数据集2的实验结果

Fig. 9 The experimental results of dataset 2

和遥感技术的城市更新单元识别方法。目前针对城市更新单元识别方法国内外尚缺乏研究基础，加之数据分散的问题，本文的研究尚需进一步深化。

（1）在技术方法层面。在面向对象分割时，尺度的高低会直接影响分割的结果，如果分割尺度过大，则很容易将目标与周围的地物分到一个对象上，如果分割尺度过小，则检测结果容易受到影像配准误差以及遥感数据本身差异性的影响，从而导致检测精度的下降<sup>[31]</sup>。其次是样本数量的影响，样本库数量的多少以及样本的多样性直接影响模型的精度，本文由于时间关系，样本库建立的还比较小，样本区域只选择了大白沙北片4.2 km<sup>2</sup>，样本数量仅有1800个，样本数量和多样性有待进一步增大，以提高模型的鲁棒性。此外考虑拆迁率参数的影响，片区内建筑物群类型各异，会影响拆迁率参数的选择，如果对所有建筑物群选择同样的拆迁率参数，将忽略掉建筑群类型的差异，下一步将针对厂房、中高建筑群和城中村建筑群类型选择不同的拆迁率参数，以优化模型的精度。最后，当前选择的训练影像，带有明确的区域特色，在其他区域应用上效果有待提高，下一步需要考虑不同地区建筑群的差异性。



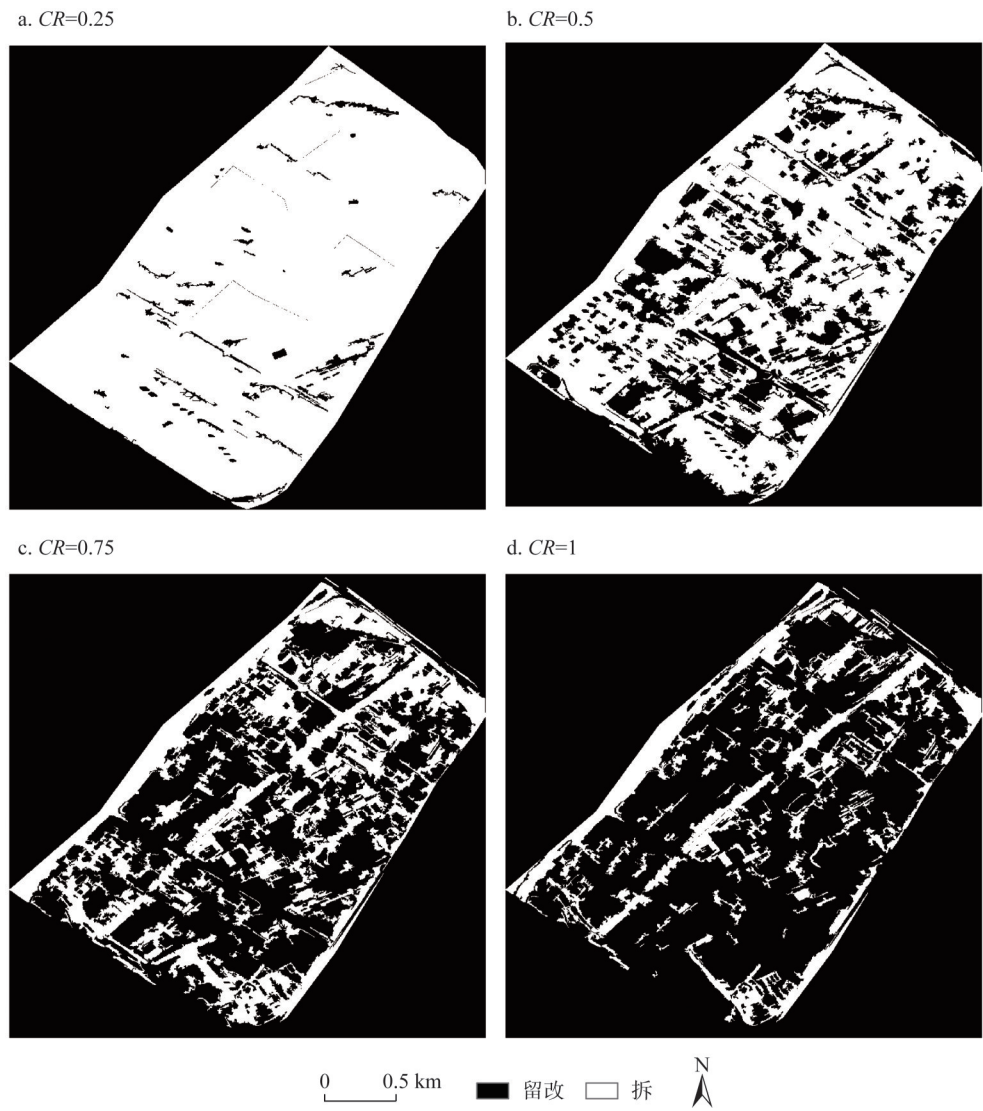


图 10 数据集 3 的实验结果

Fig. 10 The experimental results of dataset 3

表 1 数据集 2 的精度检测结果

Table 1 The accuracy results of dataset 2

| 拆迁率  | 总体精度/% | 拆漏检率/% | 拆错检率/% | 留改漏检率/% | 留改错检率/% |
|------|--------|--------|--------|---------|---------|
| 0.25 | 84.80  | 1.30   | 29.90  | 22.69   | 0.90    |
| 0.50 | 83.59  | 14.43  | 27.49  | 17.48   | 8.61    |
| 0.75 | 77.16  | 44.38  | 27.26  | 11.23   | 21.22   |
| 1.00 | 73.03  | 62.97  | 27.52  | 7.58    | 26.86   |

(2) 在数据信息层面。本文基于人工智能和遥感技术的城市更新单元识别方法利用了遥感光谱特征信息与空间特征信息，忽略了对象的社会经济属性。范鑫等<sup>[32]</sup>结合了不同分辨率遥感影像和多源地理数据，基于深度学习的方法探索了其在城市级研究区域场

表2 数据集3的精度检测结果  
Table 2 The accuracy results of dataset 3

| 拆迁率  | 总体精度/% | 拆漏检率/% | 拆错检率/% | 留改漏检率/% | 留改错检率/% |
|------|--------|--------|--------|---------|---------|
| 0.25 | 62.90  | 2.80   | 75.49  | 41.90   | 0.67    |
| 0.50 | 70.59  | 24.67  | 74.04  | 30.08   | 4.71    |
| 0.75 | 77.98  | 53.56  | 73.04  | 17.61   | 8.34    |
| 1.00 | 81.01  | 73.70  | 75.47  | 11.33   | 10.42   |

景理解中的应用，实验证明融合多元地理遥感数据，可以有效提高场景分类的精度，精度可以达到81.25%。冯东东等<sup>[21]</sup>基于高分辨率遥感影像、建筑物轮廓及兴趣点等多元空间数据，以广东省省会广州市的主城区为研究区域，利用深度学习工具提取城中村边界，其城中村正确识别率为64.31%，针对提取结果中存在与部分老旧居民区、工业区混淆的现象，进一步使用路网分割高分辨率遥感影像，制作城中村标签数据，使用支持向量机分类器提取城中村轮廓，该方法提取的精度可达到90.19%。樊舒迪<sup>[20]</sup>和Chen等<sup>[22]</sup>均证明在遥感信息的基础上，加入社会经济信息能够有效弥补遥感信息在地物信息提取的不足，有效提高地物识别的精度。本文构建了基于AI+遥感技术的城市“留改拆”单元智能检测方法，仅使用遥感影像，准确率可以达到62.90%~84.80%。所以未来借鉴上述文献的做法，探索在光谱和空间特征信息的基础上，利用空间分析法获取社会经济属性信息，以提高智能化识别“留改拆”单元的精度，从而提高模型在实践应用中的可行性。

在城市更新中，涉及到的利益主体众多，包括地方政府、开发商和原产权人等<sup>[33]</sup>，这些利益主体关系错综复杂，诉求各不相同，容易产生冲突<sup>[33]</sup>。基于社会解决方案正逐渐成为国外学者们协调城市更新过程中涉及到的利益相关者关系的创新型方式<sup>[34-36]</sup>。而这种方式就需要一个客观的监督手段，以保护各方的利益。在未来可以利用AI+遥感技术的智能化识别服务，用以识别征拆进度、建设进度及完工情况等，辅助协调各方主体利益。

参考文献(References):

[1] ROBERTS P. The evolution, definition and purpose of urban regeneration. *Urban Regeneration: A handbook*, 2000, 1: 9-36.

[2] 周翔. 武汉市主城区城市更新单元划定方法及更新策略研究. 武汉: 华中科技大学, 2020. [ZHOU X. Study on delineation methods of urban regeneration units and regeneration strategy of center district in Wuhan. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2020.]

[3] 中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要. [http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content\\_5592681.htm](http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content_5592681.htm), 2021. [The 14th Five-Year Plan for National Economic and Social Development of the People's Republic of China and Outline of the Vision for 2035. [http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content\\_5592681.htm](http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content_5592681.htm), 2021.]

[4] 张弓. 城市更新的低碳实施策略: 从“拆改留”到“留改拆”. *可持续发展经济导刊*, 2022, (4): 22-23. [ZHANG G. Low-carbon urban renewal strategy of "Stay, Change And Demolish". *China Sustainability Tribune*, 2022, (4): 22-23.]

[5] 国务院关于印发2030年前碳达峰行动方案的通知. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2021-10/26/content\\_5644984.htm?trs=1](http://www.gov.cn/zhengce/content/2021-10/26/content_5644984.htm?trs=1), 2021. [Notice of the State Council on Printing and Distributing the Action Plan for Carbon Peaking Before 2030. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2021-10/26/content\\_5644984.htm?trs=1](http://www.gov.cn/zhengce/content/2021-10/26/content_5644984.htm?trs=1), 2021.]

[6] 住房和城乡建设部关于在实施城市更新行动中防止大拆大建问题的通知. [http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-08/31/content\\_5634560.htm](http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-08/31/content_5634560.htm), 2021. [Notice of the Ministry of Housing and Urban-Rural Development on Prevent-

- ing Large-scale Demolition and Construction in the Implementation of Urban Renewal Actions. [http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-08/31/content\\_5634560.htm](http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-08/31/content_5634560.htm), 2021.]
- [7] 对市政协十三届五次会议第20210209号提案的答复. [http://zrzyghg.wuhan.gov.cn/zwgk\\_18/fdzdgk/jytabl/sjjyta/202110/t20211013\\_1794282.shtm](http://zrzyghg.wuhan.gov.cn/zwgk_18/fdzdgk/jytabl/sjjyta/202110/t20211013_1794282.shtm), 2021. [Reply to Proposal No. 20210209 of the Fifth Session of the Thirteenth CP-PCC. [http://zrzyghg.wuhan.gov.cn/zwgk\\_18/fdzdgk/jytabl/sjjyta/202110/t20211013\\_1794282.shtml](http://zrzyghg.wuhan.gov.cn/zwgk_18/fdzdgk/jytabl/sjjyta/202110/t20211013_1794282.shtml), 2021.]
- [8] 龙运涛, 古杰. 基于潜力和建筑质量评价的城中村更新研究: 以益阳市康富北路片区为例. 城市学刊, 2022, 43(2): 59-64. [LONG Y T, GU J. Study on regeneration mode of city villages based on potential and construction quality evaluation: Take Kangfu North Road Area in Yiyang as an example. Journal of Urban Studies, 2022, 43(2): 59-64.]
- [9] 周建梁. 城市更新方式的多样性研究. 上海房地, 2019, (2): 9-11. [ZHOU J L. Research on the diversity of urban renewal methods. Shanghai Real Estate, 2019, (2): 9-11.]
- [10] 孙畅, 古杰. 保护·传承·复兴: 历史文化街区的城市设计思路: 以台州市十里长街为例. 城市学刊, 2020, 41(5): 58-63. [SUN C, GU J. Urban design ideas for the conservation, inheritance and revival of historic district: A case study of the Shili Long Street in Taizhou. Journal of Urban Studies, 2020, 41(5): 58-63.]
- [11] 张晓琳, 金晓斌, 范业婷, 等. 1995—2015年江苏省土地利用功能转型特征及其协调性分析. 自然资源学报, 2019, 34(4): 689-706. [ZHANG X L, JIN X B, FAN Y T, et al. Spatial-temporal characteristics and coordination status of the land use function transition in Jiangsu province from 1995 to 2015. Journal of Natural Resources, 2019, 34(4): 689-706.]
- [12] 王媛玲, 张校千, 苏晨晨, 等. OBIA与RF结合的龙口市土地利用信息提取方法. 自然资源学报, 2019, 34(4): 707-717. [WANG A L, ZHANG X Q, SU C C, et al. The extraction approach of land use information combining OBIA with RF in Longkou city. Journal of Natural Resources, 2019, 34(4): 707-717.]
- [13] 李亮, 舒宁, 龚龔. 考虑时空关系的遥感影像变化检测和变化类型识别. 武汉大学学报: 信息科学版, 2013, 38(5): 533-537. [LI L, SHU N, GONG Y. Remote sensing image change detection and change type recognition based on spatiotemporal relationship. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(5): 533-537.]
- [14] 高熔溶. 基于图割模型和深度学习的高分辨率遥感影像地物要素提取. 武汉: 武汉大学, 2017. [GAO R R. Objects extraction based on graph cut and deep learning for high spatial resolution remote sensed imagery. Wuhan: Wuhan University, 2017.]
- [15] 高贤君, 冉树浩, 张广斌, 等. 基于多特征融合与对象边界联合约束网络的建筑物提取. 武汉大学学报: 信息科学版, 1-19[2023-06-05]. <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210520>. [GAO X J, RAN S H, ZHANG G B, et al. Building extraction based on multi-feature fusion and object-boundary joint constraint network. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 1-19[2023-06-05]. <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210520>.]
- [16] 刘秋平. 浅谈基于深度学习的自动化视觉道路要素提取技术在自动驾驶中的应用. 中国北斗应用大会暨中国卫星导航与位置服务第九届年会, 中国湖北武汉, 2020. [LIU Q P. Talking about the application of automatic visual road feature extraction technology based on deep learning in autonomous driving. China Beidou Application Conference and the 9th Annual Conference of China Satellite Navigation and Location Services, Wuhan, Hubei, China, 2020.]
- [17] 宋玉莲. 基于多源数据融合的城市核心要素提取及时空变化分析. 吉林: 吉林大学, 2022. [SONG Y L. Urban core elements extraction and spatial-temporal change analysis based on multi-source data fusion. Jilin: Jilin University, 2022.]
- [18] 张涛, 方宏, 韦玉春, 等. 顾及空间自相关性的高分遥感影像中建设用地的变化检测. 自然资源学报, 2020, 35(4): 963-976. [ZHANG T, FANG H, WEI Y C, et al. Detection of the construction land change in fine spatial resolution remote sensing imagery coupling spatial autocorrelation. Journal of Natural Resources, 2020, 35(4): 963-976.]
- [19] SONG Y Q, PAN Z K, LIU Y L, et al. Monitoring of inefficient land use with high resolution remote sensing image in a Chinese mega-city. The proceedings of IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC), 2017.
- [20] 樊舒迪. 基于遥感与开放数据的广州市白云区城镇低效建设用地识别. 广州: 华南农业大学, 2019. [FAN S D. Research on recognition methods of inefficient construction land based on remote sensing and open data in Baiyun district of Guangzhou city. Guangzhou: South China Agricultural University, 2019.]



- [21] 冯东东, 张志华, 石浩月. 基于多元数据的省会城市城中村精细提取. 自然资源遥感, 2021, 33(3): 272-278. [FENG D D, ZHANG Z H, SHI H Y. Fine extraction of urban villages in provincial capitals based on multivariate data. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(3): 272-278.]
- [22] CHEN D S, TU W, CAO R, et al. A hierarchical approach for fine-grained urban villages recognition fusing remote and social sensing data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 106: 102661, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102661>.
- [23] HUSSAIN M, CHEN D M, CHENG A, et al. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 80: 91-106.
- [24] TEWKESBURY A P, COMBER A J, TATE N J, et al. A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques. Remote Sensing of Environment, 2015, 160: 1-14.
- [25] CAO G, LI Y P, LIU Y Z, et al. Automatic change detection in high-resolution remote-sensing images by means of level set evolution and support vector machine classification. International journal of remote sensing, 2014, 35(16): 6255-6270.
- [26] HUANG H M, LIN L F, TONG R F, et al. Unet 3+: A full-scale connected unet for medical image segmentation. The proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2020.
- [27] 李雨慧. 基于深度学习的高分辨率遥感影像多尺度语义分割. 上海: 上海交通大学, 2018. [LI Y H. Multi-scale semantic segmentation of high-resolution remote sensing imagery based on deep learning. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018.]
- [28] 牛子儒. 基于深度学习的高分辨率遥感影像语义分割研究. 郑州: 郑州大学, 2021. [NIU Z R. Reserch on semantic segmentation of high-resolution remote sensing image based on deep learning. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2021.]
- [29] WANG Z, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment. The Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, Nov.9-12, 2003.
- [30] LUNETTA R S, JOHNSON D M, LYON J G, et al. Impacts of imagery temporal frequency on land-cover change detection monitoring. Remote Sensing of Environment, 2004, 89(4): 444-454.
- [31] 徐俊峰, 张保明, 郭海涛, 等. 一种多特征融合的面向对象多源遥感影像变化检测方法. 测绘科学技术学报, 2015, 32(5): 505-509. [XU J F, ZHANG B M, GUO H T, et al. Object-oriented change detection for multi-source images using multi-feature fusion. Journal of Geomatics Science and Technology, 2015, 32(5): 505-509.]
- [32] 范鑫, 胡昌苗, 霍连志. 耦合多源地理数据的多分辨率遥感影像场景分类方法研究. 无线电工程, 2021, 51(12): 1449-1460. [FAN X, HU C M, HUO L Z. Research on multi-resolution remote sensing image scene classification method coupled with multi-source geographic data. Radio Engineering, 2021, 51(12): 1449-1460.]
- [33] 王一鸣. 城市更新过程中多元利益相关者冲突机理与协调机制研究. 重庆: 重庆大学, 2019. [WANG Y M. Research on the conflict and coordination mechanism of multi-stakeholder in urban regeneration. Chongqing: Chongqing University, 2019.]
- [34] WRIGLEY N, GUY C, LOWE M. Urban regeneration, social inclusion and large store development: The seacroft development in context. Urban Studies, 2002, 39(11): 2101-2114.
- [35] SASAKI M. Urban regeneration through cultural creativity and social inclusion: Rethinking creative city theory through a Japanese case study. Cities, 2010, 27: S3-S9.
- [36] ORUETA F D. Madrid: Urban regeneration projects and social mobilization. Cities, 2007, 24(3): 183-193.

## Research and application of urban renewal unit recognition method based on AI and remote sensing

BAI Ting<sup>1,2</sup>, DENG Shi-quan<sup>3</sup>, XIONG Hua<sup>2</sup>, SUN Kai-min<sup>4</sup>, LI Wang-bin<sup>4</sup>, LIU Jun-yi<sup>4</sup>

(1. Hubei University of Technology, School of Computer Science, Wuhan 430010, China; 2. Wuhan Land Arranging Storage Center, Wuhan 430010, China; 3. Wuhan Academy of Water Science, Wuhan 430010, China; 4. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** At present, the urban renewal action of Wuhan has changed from large-scale demolition and construction to the era of "retaining, replacing and dismantling". The transformation mode has also changed from local transformation to continuous renewal. In the current era, it is particularly important to identify urban "retained, replaced and demolished" units intelligently. Recently, the combination of AI and remote sensing has been widely used for the identification of typical surface features of natural resources, cultivated land protection, and law enforcement supervision. In this paper, we combine AI and remote sensing to identify "retention, reconstruction and demolition" units. First, we establish training samples of the "retention, replacement and demolition" unit, then use the deep learning network to establish the artificial intelligent model, and finally select the remote sensing data to carry out the identification of "retention, replacement and demolition" unit in Wuhan. The integration of remote sensing and deep learning improves work efficiency of the identification of "retaining, replacing and dismantling" units, and provides scientific basis for solving the pain points in urban renewal.

**Keywords:** AI; remote sensing; deep learning; urban renewal