

# 基于深度学习的建筑识别技术在城市体检中的应用\*

## Exploring City Examination Using Deep Learning-based Building Detection

晏龙旭 涂鸿昌 王德 张尚武 刘骝 张雨迪 张扬帆 王勇

YAN Longxu, TU Hongchang, WANG De, ZHANG Shangwu, LIU Liu, ZHANG Yudi, ZHANG Yangfan, WANG Yong

**摘要** 建筑变化是城市体检的重要维度之一,但实际工作常受制于建筑数据可获取性。探索基于深度学习和高精度卫星影像数据的建筑识别技术在城市体检中的应用。首先提出由城乡建设基本情况、政策落实与风险预警、规划实施评估等目标构成的建筑变化视角下城市体检评估框架;然后介绍基于深度学习和高精度卫星影像的建筑识别与分析方法,并提取2014年、2019年的建筑轮廓和高度信息;最后以上海为例,从建筑存量变化基本情况、当前城市体检关注的重点指标、上海“十三五”规划实施情况3个方面开展评估。结果发现:“十三五”期间上海建筑存量有所增长,关于工业用地减量化和空间布局优化的政策实施效果显著,推进新城、分类推进镇的建设等政策实施较好,中心城区建筑总量控制、城市开发边界外工业用地减量复垦两项政策有待进一步落实。

**Abstract** Building change assessment is one of the fundamental aspects of city examination, which is, however, frequently subjected to data accessibility. This paper explores building change assessment using high-resolution satellite imagery and deep learning models. We firstly propose an assessment framework under the perspective of buildings. Then, we introduce the high-resolution satellite imagery and deep learning-based building extraction approach, and identify the buildings in Shanghai in 2014 and 2019. Finally, the building changes in Shanghai are evaluated from three aspects. The result shows that Shanghai's building floor area is still growing, and policies regarding industrial land use renewal are implemented effectively, while policies with respect to construction control in the central city and reclamation of industrial land out of the concentrated construction area are not well put into practice.

**关键词** 城市体检;建筑变化;深度学习;高精度卫星影像;上海

**Key words** city examination; building changes; deep learning; high-resolution satellite imagery; Shanghai

文章编号 1673-8985 (2022) 01-0039-08 中图分类号 TU984 文献标志码 A

DOI 10.11982/j.supr.20220106

### 作者简介

#### 晏龙旭

同济大学建筑与城市规划学院

自然资源部国土空间智能规划技术重点实验室

助理教授,博士

#### 涂鸿昌

同济大学建筑与城市规划学院 硕士研究生

#### 王德(通信作者)

同济大学建筑与城市规划学院

高密度人居环境生态与节能教育部重点实验室

教授,博士生导师, dewang@tongji.edu.cn

#### 张尚武

同济大学建筑与城市规划学院

自然资源部国土空间智能规划技术重点实验室

教授,博士生导师

#### 刘骝

同济大学建筑与城市规划学院 副教授

#### 张雨迪

同济大学建筑与城市规划学院

#### 张扬帆

上海同济城市规划设计研究院有限公司 工程师

#### 王勇

上海市上规院城市规划设计有限公司

工程师,硕士

### 0 引言

2015年,中央城市工作会议要求建立常态化的城市体检评估机制。2021年以来,住房和城乡建设部分别发布《关于开展2021年城市体检工作的通知》《国土空间规划城市体检评估规程》,为城市体检工作制定了较为系统的指标体系和评估规程。政府通过城市体检识别问题,有针对性地制定解决方案,能够

\*基金项目:国家自然科学基金面上项目“基于空间绩效情景模拟的城市布局方案评价方法研究”(编号5207082908);上海同济城市规划设计研究院有限公司暨长三角城市群智能规划协同创新中心科研课题“基于深度学习和高精度卫星影像的建筑识别与变化评估方法研究”(编号KY-2021-YB-A02);中央高校基本科研业务费专项资金“面向智慧共享出行的规划决策支持系统研究”(编号22120210541)资助。

促进城市精细化管理及高质量发展<sup>[1]</sup>。

城市建筑的变化是城市体检的重要维度之一。一方面,城市建筑轮廓、高度等信息是评估城市建设的基础数据之一,相比各类城市建设用地、开发强度能够更精细地反映城市建设情况和形态变化;另一方面,将城市建筑轮廓和高度信息结合计算建筑面积,再结合土地使用性质、建筑性质和人口数据,可推导出“城镇人均住房面积”等指标,为城市系统的发展协调程度提供重要参考。此外,城市建筑信息也是城市信息模型(CIM)的核心数据,基于其可以分析城市形态、构建城市动态的可视化表达,为数字化城市模型和规划研究提供更可靠的数据基础。

然而在当前规划工作中,城市体检工作涉及城市建筑变化的指标不多,主要针对具有较大风险的城市建设情况统计“城市超高层建筑”等指标。其主要原因之一是大范围城市建筑信息的可获取问题。传统的测绘调查方法速度慢、成本高、周期长、不开放,一般规划研究难以大范围获取,更难获得多年份的建筑变化数据。也有一些互联网地图提供了重点城市、重点地段的建筑信息,但其信息错误多、更新周期不确定、空间覆盖范围较随机,无法满足大范围、周期性城市体检和规划研究的需要。因此,在“一年一体检、五年一评估”的要求下,能够大范围、快速、较准确地识别分析城市建筑情况是确保城市体检、国土空间现状与规划评估等工作高效开展的必然之路。

快速发展的卫星遥感技术和深度学习技术为实现对城市建设情况的大范围、快速、精确的跟踪监测提供了新的思路。一些研究已经探索采用各类卷积神经网络(convolutional neural networks)等深度学习模型从卫星遥感影像中提取建筑物等地表要素<sup>[2-6]</sup>。但此类研究仅限于模型创新,停留在利用部分开源的建筑物标注数据集来设计、验证新的深度学习模型架构的有效性,很少有研究大规模地将相关方法应用到具体城市,从实践角度探索技术的合理性和适用性。

本文基于深度学习和高精度卫星影像的

建筑智能识别技术(以下简称“建筑智能识别技术”)在城市体检中的应用。首先梳理由城乡建设基本情况、政策落实与风险预警、规划实施评估等3大体检目标构成的城市建筑变化体检评估框架,提出针对上海的探索性评估框架;然后介绍基于深度学习和高精度卫星影像的建筑识别与分析方法,并提取2014年、2019年的建筑轮廓和高度信息;最后系统地展示评估结果,并讨论该方法的应用潜力和完善方向。

## 1 建筑变化视角下城市体检评估框架构建

### 1.1 建筑变化视角下城市体检评估框架

建筑变化视角下的城市体检评估目标主要有3类(见表1)。第1类是统计城乡建设基本情况,可按评估需求统计各层级行政单元的建筑变化情况。针对这类评估,建筑智能识别技术主要发挥速度快、成本低的优势,能够满足一定精度下城乡建设情况的普查性统计。第2类是评估政策落实情况并针对特定指标开展风险预警。例如,针对当前国家比较关注的高层建筑风险情况,以自然资源部、住房和城乡建设部相关文件为依据,由上级政府统一监测下级各单元“超高层建筑数量”等相关指标变化情况。此时,建筑智能识别技术的优势是能为上级政府提供统一核查途径,及时发现触碰政策“红线”的建设行为,有效避免造假。第3类体检目标是开展规划实施评估,主要可分为3个层次。宏观层面评估城市空间发展战

略的落实,以社会经济发展规划、总体规划等确定的主要政策区空间范围为依据,评估政策进度或城市建设合规情况。中观层面评估规划确定的各类控制线的落实情况,如评估具体的城市建筑是否符合总体规划确定的禁建区、生态红线、紫线(历史文化街区等的保护范围界线),或评估建设行为是否符合控制性详细规划对建筑高度和容积率的控制。微观层面评估具体建设是否符合详细规划,例如评估城市更新改造前后建筑变化的合规情况。针对宏观层面评估,建筑智能识别技术已经具备相当大的可行性;针对中观和微观层面评估,建筑智能识别技术还需要进一步提升建筑高度、建筑形态的识别精度。

### 1.2 针对上海建筑变化的探索性体检

本文以上海为例,尝试开展基于深度学习和高精度卫星影像的建筑变化体检评估。在城乡建设基本情况方面,按行政区、街道乡镇统计分析上海建筑面积的变化情况。在政策落实和风险预警方面,由于当前城市体检工作在建筑方面尚无系统的指标体系,仅针对自然资源部发布的《国土空间规划城市体检评估规程》(报批稿)、住建部《2021年城市体检指标体系》中与建筑有关的少量指标进行了统计分析。在规划实施评估方面,针对《上海市国民经济和社会发展第十三个五年规划纲要》(以下简称“上海‘十三五’规划”)确定的空间发展战略和重要政策区、建设控制线进行了统计分析。由于建筑智能识别

表1 建筑变化视角下城市体检评估框架  
Tab.1 City examination framework under the perspective of buildings

体检目标	评估依据	评估要点
城乡建设基本情况	城市建筑总量及其空间分布	按行政单元统计的建筑变化
政策落实和风险预警	自然资源部《国土空间规划城市体检评估规程》、住建部《2021年城市体检指标体系》等政策文件	超高层建筑数量、城镇人均住房面积、新建高层住宅数量等
	各类规划确定的空间发展战略(宏观)	城镇开发边界、生态走廊、重点发展区、各类型用地等主要空间政策范围内的建筑变化
规划实施评估	各类规划确定的建设控制线、建筑高度和容积率等限定(中观)	具体建设行为的合规情况
	城市更新等详细规划(微观)	更新改造前后建筑变化的合规情况

资料来源:笔者自制。

技术在生成建筑形态方面的精度仍有待验证,本文暂不涉及对控规等详细规划的合规评价。之所以选择上海“十三五”规划进行评价,一方面是因为本文采用的卫星图拍摄时间与之基本对应,另一方面也是因为上海“十三五”规划对城市发展和空间布局提出了诸多要求,明确了如人口和建设用地总量控制、空间布局优化、推进五个新城发展等战略性目标,相关内容在《上海市城市总体规划(2017—2035年)》(以下简称“上海2035”)中体现,产生了较为深远的影响。

规划实施评估是本次探索的主要内容。在空间发展战略维度,上海“十三五”规划分别对中心城、五个新城提出比较明确的发展方向,强调发展新城,并严格控制中心城、中心城周边镇的建设量。在重要政策区维度,主要对集中建设区(即城市开发边界)<sup>①</sup>内、外的工业用地提出明确要求,并强调对生态空间的保护和拓展。此外,在土地使用层面还对工业用地和农村集体建设用地的减量化和用途提出要求(见表2)。

### 1.3 空间单元和政策区选择

上述政策框架涉及多种空间边界,既包括中心城、新城等结构性边界,还涉及集中建设区(城市开发边界)、生态红线和各类土地使用等政策边界。虽然上海“十三五”规划没有对这些边界进行明确界定,但据笔者了解,上

述边界在上海的各类规划实施过程中具有较好的连续性和稳定性。因此,本文采用从“上海2035”等规划图集中提取的等价边界开展评估分析(见图1)。中心城仍以外环为界,新城边界提取自《上海市新城规划建设导则》,城市开发边界、产业基地、产业社区、主城区生态空间、生态走廊等边界提取自“上海2035”,各类土地使用边界来自第二次全国土地调查(以下简称“二调”)。

## 2 研究方法与数据

### 2.1 建筑轮廓和高度识别的深度学习模型训练

基于卫星影像的建筑轮廓提取,本质上是一个图像语义分割(semantic segregation)任务,指从卫星影像上分割提取出建筑基底轮廓的范围,即对每一个像素进行是(1)或不是(0)建筑基底的二元分类。建筑高度识别更难一些,是要预测每一个建筑基底像素的层高,其结果是连续的数值。本文采取预训练过的经典语义分割神经网络模型——DeepLabV3+<sup>[7]</sup>,并对其模型架构进行合理微调以适应研究需要。该模型将深度学习领域经典的编码—解码(encoder-decoder)思路与空洞卷积(dilated convolution)结合,在医学、水文地质、遥感等领域的语义分割任务中均表现出优异的性能<sup>[8-11]</sup>。本文采用的基础模型在PASCAL VOC 2012、Cityscapes等通用数据

集上进行了预训练,可以大幅提高专门模型的训练速度。

研究基本思路是(见图2):首先,制作一个针对上海的训练集。将开放地图网站获得的上海矢量建筑与多年份卫星图叠合、切片,人工筛选出其中吻合准确的图片。这部分训练集既包括建筑基底轮廓,又包括建筑层高信息,因此可以用来训练建筑轮廓提取、建筑高度预测两个模型。同时采用了一个名为Inria的开源数据集(aerial image labeling dataset)作为补充训练集<sup>[12]</sup>。将数据集混合后,获得面积超过2 500 km<sup>2</sup>的训练集、面积约100 km<sup>2</sup>的测试集。其次,采用上述数据集训练建筑轮廓提取模型,当模型效果在训练集、验证集上取得最

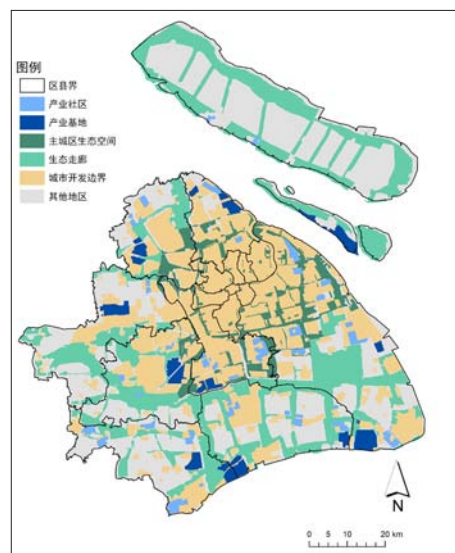


图1 “上海2035”的有关政策区  
Fig.1 Relevant policy zones in the “Shanghai 2035” master plan

资料来源:笔者自绘。

表2 建筑变化视角下上海“十三五”规划实施评估要点  
Tab.2 Key points in implementation evaluation of Shanghai's 13th Five-Year Plan

评估维度	评估分区	上海“十三五”规划要点
空间发展战略	中心城、新城、中心城周边镇、新城内的镇	(1)中心城区……严格控制住宅用地和建筑总量 (2)大力推进新城功能建设。将松江新城、嘉定新城、青浦新城、南桥新城、南汇新城打造成为长三角城市群综合性节点城市……加快人口和产业集聚。优化金山新城、城桥新城发展规模 (3)分类推进镇的发展。中心城周边镇,要严格控制建设用地扩张。新城范围内的镇,要重点强化与新城的协同发展
	集中建设区、工业区块、生态走廊等	(1)聚焦工业仓储用地,加快集中建设区外现状工业用地减量化 (2)严守城市生态空间。划定生态保护红线,形成以生态保育区、生态走廊等生态战略保障空间为基底,以外环和郊环绿带、生态间隔带为锚固……按禁建区和限建区对现有生态资源实施分级分类严格管控
土地使用	工业用地、农村居民点用地	(1)聚焦农村集体建设用地,稳步推进减量化和布局优化 (2)系统实施林地建设。……集中建设区外现状工业用地减量复垦后优先用于造林

资料来源:笔者自制。

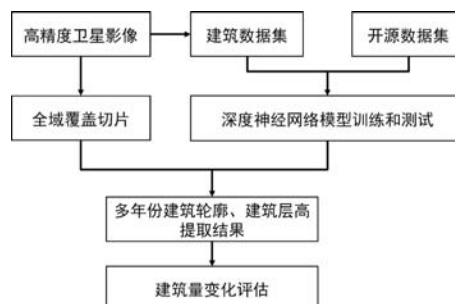


图2 总体技术框架  
Fig.2 Overall technical framework

资料来源:笔者自绘。

注释: ①上海“十三五”规划没有公布“集中建设区”的边界,本文采用与其等同的“城市开发边界”(“上海2035”中的说法)。下文除直接引用“十三五”规划,均统称“城市开发边界”。

优时保存模型,再检验其在测试集上的效果,取效果最优的一个模型备用。继而采用迁移学习 (transfer learning) 策略,修改上述模型架构,并通过同样的训练、验证、测试流程,获得备用的建筑高度提取模型。最后,将训练的模型应用到两个年份的、覆盖全上海的高精度卫星影像上,分别提取获得建筑轮廓、建筑层高提取结果,然后经过矢量化、叠加,即可用于评价两个年份建筑量的变化。

统计结果(见表3)表明,训练获得的建筑轮廓提取模型,像素预测精度 (precision) 高达92%以上,提取的建筑轮廓交并比 (IoU)<sup>②</sup> 高达0.74,能够较好地提取建筑轮廓。模型效果已经超过了许多遥感领域的研究成果,例如在Inria开源数据集的榜单上<sup>③</sup>,本文训练的模型尽管不针对该项目,但仍能排到前30左右。同时,本文训练的模型效果也与同类大规模应用案例具有可比性:例如微软在加拿大采用了300万张图片训练获得了IoU为0.76、准确度为0.987的效果<sup>④</sup>,本文采用的训练集规模仅有微软的约1%且数据标注质量一般,但在关键指标已相当接近其成果,因此认为具有实际应用价值。

训练获得的建筑层高提取模型的层高预测误差控制在0.87以下。综合来看,即使在模型未看过的测试集上,建筑基底面积误差比率、建筑面积误差比率分别控制在4%、8%左右。虽然缺少相关研究予以比较,笔者在经验上认为,该模型效果已能够较精确地反映城市建筑基本情况。图3的三维对比也表明,两个模型组合使用效果优异,其提取结果能够较好地反映城市建筑的三维形态和空间分布。

## 2.2 不同年份建筑量变化的分析方法

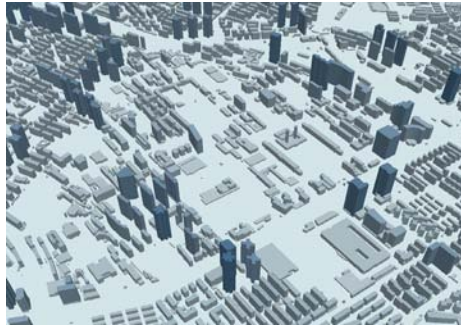
由于不同年份卫星图的视角倾角、坐标偏差等原因,直接统计分析不同年份的建筑面积变化将会带入系统误差,给评估结果带来严重问题。在遥感领域的相关研究中,通常根据卫星影像和航空影像进行几何校正来改正影像几何畸变,得到校正图像。这一做法对数据源

表3 模型效果统计

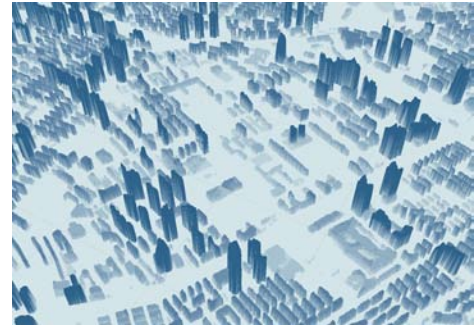
Tab.3 Performance of the models

数据集	建筑基底轮廓识别效果				建筑层高识别效果		
	按像素		建筑基底面积		平均楼层 误差	建筑面积	
	IoU	准确度	误差比率	相关系数		误差比率	相关系数
训练集	0.77	0.95	—	—	0.62	—	—
2014年测试集	0.75	0.94	1.8%	0.97	0.78	7.5%	0.98
2019年测试集	0.71	0.92	4.2%	0.95	0.87	8.1%	0.97
Inria 测试集	0.77	0.93	3.2%	0.95	—	—	—

资料来源:笔者自制。



a 实际建筑



b 模型提取结果

图3 某地区的实际建筑和模型提取结果栅格同比例三维对比

Fig.3 3D comparison of actual buildings and extracted buildings

资料来源:笔者自绘。

质量要求高。本文提出简易的统计校正方法:首先采用空间叠加将识别的建筑分为两类:一类是两个年份的建筑轮廓高度重合的建筑,认为其实际上未发生改变;另一类为建筑轮廓重合度较低的建筑,认为其实际上发生了拆除、更新、新建等变化。然后统计未改变建筑的差异比例作为修正系数,并基于该系数修正发生变化的建筑面积统计量,得到修正后较准确的建筑量变化统计。

## 2.3 研究数据

本文采用“谷歌地球”的高精度卫星影像,分辨率约为0.25 m/像素,部分郊区的影像质量较低,约0.5 m/像素。研究空间范围是除崇明区以外的上海市域。考虑到崇明区面积广阔、建筑密度低,近年来建设也较少,为减少计算量将其忽略。研究时间范围选择2014年、2019年两个截面。由于谷歌地球在部分郊区地区的更新频率低于每年一次,部分郊区卫星影

像的近期时间截面为2018年。本文所有统计的总建筑面积、建筑面积变化百分比均以2014年识别结果为基数。

## 3 上海“十三五”期间建筑存量情况及其变化

### 3.1 上海建筑存量及其变化的基本情况

从上海全市来看(见表4),2014年保有总建筑面积约14.52亿m<sup>2</sup>，“十三五”期间一共净增加了1 768万m<sup>2</sup>,增长了约1.22%。有7个行政区的总建筑面积在“十三五”期间有所增加,其中松江区、青浦区分别前2,均增加了5万m<sup>2</sup>以上,增幅均超过5.00%。另有5个行政区总建筑面积呈现减少的趋势,其中奉贤区减少最多,5年间一共减少134万m<sup>2</sup>,减少了1.29%。总的来说,中心城主要行政区的建筑总量变化幅度多在2.00%以下,而郊区行政区的变化比例较大一些,主要以增长为主。

注释: ② IoU (Intersection over Union) 表示用真实建筑与提取建筑的交集面积 (intersection) 与其并集 (union) 面积之比,越接近于1表明两个建筑越是重叠。

③ <https://project.inria.fr/aerialimagelabeling/leaderboard/>。

④ <https://github.com/microsoft/CanadianBuildingFootprints>。



表5 上海中心城与五个新城2014—2019年建筑总量变化

Tab.5 Changes of total floor area in 2014-2019 by new towns and the central city in Shanghai

范围	统计单元	2014年总建筑面积/万m <sup>2</sup>	2014—2019年总建筑面积变化/万m <sup>2</sup>	变化百分比/%
中心城	内部	54 670	418	0.76
	周边街镇	26 766	-501	-1.87
松江新城	内部	5 108	463	9.06
	周边街镇	5 495	419	7.62
嘉定新城	内部	4 980	165	3.32
	周边街镇	8 053	112	1.39
青浦新城	内部	3 267	578	17.70
	周边街镇	5 568	439	7.88
南桥新城	内部	2 687	157	5.82
	周边街镇	4 917	43	0.88
南汇新城	内部	3 381	222	6.56
	周边街镇	6 241	-283	-4.53
五个新城合计	内部	19 423	1 585	8.16
	周边街镇	30 274	730	2.41

资料来源:笔者自制。

表6 上海主要政策区2014—2019年建筑量变化

Tab.6 Changes of total floor area in 2014-2019 aggregated by policy zones in Shanghai

政策区	2014年总建筑面积/万m <sup>2</sup>	2014—2019年建筑 面积变化/万m <sup>2</sup>	建筑面积变化 百分比/%	
总计	120 081	4 585	3.82	
城市开发边界(集中建设区)	其中产业基地	4 786	460	9.61
	其中产业社区	5 221	489	9.37
	其中商业、居住等其他功能区	110 074	3 636	3.30
生态走廊	11 052	-806	-7.29	
主城区生态空间	10 365	-997	-9.62	
其他地区	3 689	-1 017	-27.57	

资料来源:笔者自制。

表7 按二调用地类型统计的上海2014—2019年建筑量变化

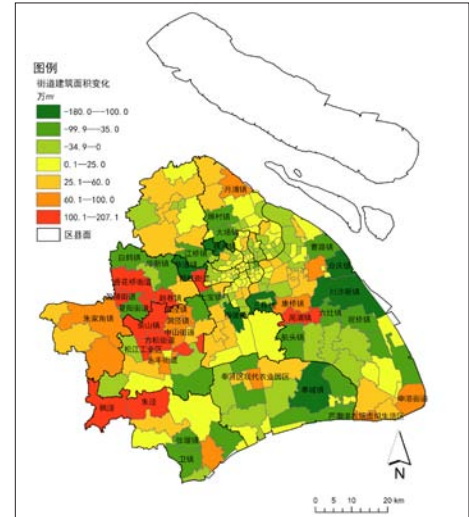
Tab.7 Changes of total floor area in 2014-2019 aggregated by land use types in Shanghai

2014年用地类型	2014年总建筑面积/ 万m <sup>2</sup>	2014—2019年建筑 面积变化/万m <sup>2</sup>	建筑面积变化 百分比/%
公共建筑用地、商服用地、特殊用地	20 467	1 672	8.17
城镇住宅用地	61 262	3 756	6.13
工业用地、仓储用地	37 493	-1 191	-3.18
农村居民点用地	18 113	-823	-4.54
草地、耕地、园地、林地、其他农用地(E类用地)	1 765	-22	-1.26

资料来源:笔者自制。

空间政策之一。从上海全市来看,城市开发边界内的建筑量增加4 585万m<sup>2</sup>,平均增幅为3.82%(见表6)。其中商业、居住等功能区内

的量增加最多,达3 636万m<sup>2</sup>;产业基地范围内建筑面积增加460万m<sup>2</sup>,产业社区范围内建筑面积增加489万m<sup>2</sup>。从增幅来看,产业基地

图4 按乡镇街道统计的上海2014—2019年建筑变化  
Fig.4 Changes of total floor area in Shanghai in 2014-2019 at sub-district level

资料来源:笔者自绘。

和产业社区均增加9.00%以上,远高于其他功能区内建筑增幅。另外,5年间“生态走廊”和“主城区生态空间”内的建筑面积都减少800万—1 000万m<sup>2</sup>,下降比例高达7%—10%。总的来看,城市开发边界和生态走廊、生态空间相应的“集中建设”“限制建筑”政策获得较好的落实。

### 3.3.3 土地使用方面的实施评价

上海“十三五”规划对于农村集体建设用地、工业用地和林地3种用地类型作出特殊的要求,但是整体落实情况差异较大。统计结果(见表7)表明,农村居民点用地上的建筑总量在5年间呈现显著减少的趋势,总建筑面积下降约823万m<sup>2</sup>,降幅达到4.5%,体现“稳步推进减量化和布局优化”等政策的有效落实。相比之下,2014年草地等E类用地上仍保有约1 700多万m<sup>2</sup>的建筑物,且在5年间只有少量减少。全市工业和仓储用地上的建筑面积减少最多,约1 200万m<sup>2</sup>,可见“工业用地减量化”等政策的总体落实情况较好。此外可见,上海“十三五”期间的主要新增建筑是在公共建筑用地、商服用地、城镇住宅等用地上。

为了进一步评价各类用地的更新情况,基

表8 按建筑量变化推测的上海2014—2019年用地变化  
Tab.8 Changes of land use in 2014-2019 aggregated by inferred renewal types in Shanghai

位置	类型	2014年用地面积/hm <sup>2</sup>	用地面积占2014年的比例/%	总建筑面积变化量/万m <sup>2</sup>
城市开发边界内工业仓储用地	全部拆除	3 489	6.91	-533
	减量更新	19 492	38.58	-1 922
	增量更新	25 592	50.65	3 318
	基本不变	1 955	3.87	2
城市开发边界外工业仓储用地	全部拆除	4 795	15.85	-1 230
	减量更新	13 580	44.87	-1 810
	增量更新	10 677	35.28	959
	基本不变	1 210	4.00	1
农村居民点用地	全部拆除	5 087	12.33	-692
	减量更新	13 273	32.18	-1 519
	增量更新	13 513	32.76	1 392
	基本不变	9 380	22.74	-5

资料来源:笔者自制。

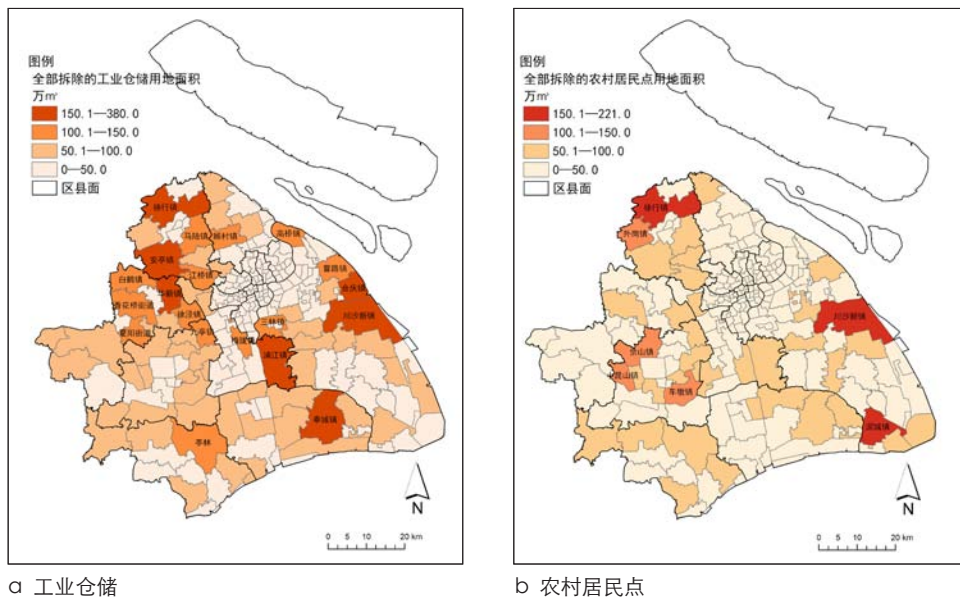


图5 按乡镇街道统计“全部拆除”的上海工业仓储和农村居民点用地分布图  
Fig.5 Changes of land use in Shanghai in 2014-2019 at sub-district level

资料来源:笔者自绘。

于两个年份建筑量变化对每一块用地进行如下划分。对于工业仓储类用地:如果建筑量呈现减少超过1 000 m<sup>2</sup>,且2019年该用地上几乎不再保留有建筑,则该用地属于“全部拆除”;如果建筑量增加(减少)1 000 m<sup>2</sup>以上,则认为该用地属于“增(减)量更新”;如果该用地上的建筑量几乎没有发生变化(增减变化小于1 000 m<sup>2</sup>),则认为该用地“基本不变”。

这里采用1 000 m<sup>2</sup>的阈值是考虑到厂房面积一般较大,避免将模型误差带入用地更新类型的划分。而对农村居民点用地采用200 m<sup>2</sup>(约一幢民宅面积)的阈值。

根据上述用地状态定义评价(见表8)发现:城市开发边界内工业仓储用地以“增量更新”的模式为主(用地面积占比50.65%),总建筑面积约增加3 300万m<sup>2</sup>。“全部拆除”的用

地较少,同时也有不少用地发生“减量更新”。城市开发边界外工业仓储用地以“减量更新”模式为主,“全部拆除”的用地不多,说明对上海“十三五”规划提出的“集中建设区外现状工业用地减量复垦后优先用于造林”政策落实一般。另外,虽然有35.28%的用地仍在“增量更新”,但总建筑面积增加不多,仅约900万m<sup>2</sup>。总体来看,工业和仓储用地的减量化主要发生在环绕外环约10 km的郊区城镇(见图5),对“聚焦工业仓储用地,加快集中建设区外现状工业用地减量化”政策推进效果是较为显著的。

另外,农村居民点用地主要在发生“增量更新”“减量更新”或“基本不变”,仅有12.33%的用地上的建筑“全部拆除”,总拆除建筑面积约700万m<sup>2</sup>。总体来看,农村居民点用地的减量化相对分散地发生在部分郊区城镇(见图5),对“聚焦农村集体建设用地,稳步推进减量化和布局优化”的政策有较好的落实。

## 4 结论与讨论

### 4.1 结论

本文提出建筑变化视角下城市体检评估框架主要包括城乡建设基本情况、政策落实与风险预警、规划实施评估等3大目标。认为基于深度学习和高精度卫星影像的建筑识别与分析方法可以在城市体检中发挥重要作用。以上海为例,提取了2014年、2019年的建筑轮廓和高度信息,并从建筑存量变化基本情况、当前城市体检关注的重点指标、上海“十三五”规划实施情况3个方面开展评估。结果发现:(1)“十三五”期间上海(除崇明区)建筑面积增长了约1.22%。(2)超高层建筑数量增加了28栋,全部位于中心城。(3)上海“十三五”规划确定的有关政策基本获得了较好的实施;工业用地上的建筑面积减少了3.18%,关于工业用地减量化和空间布局优化的政策实施效果显著;五个新城内总建筑面积增加了8.16%、周边街镇各有不同变化,推进新城、分类推进镇的建设等政策实施较好;中心城区建筑面积总计增加了418万m<sup>2</sup>、城市

开发边界外仅有15.85%的工业用地上的建筑全部拆除,中心城区建筑总量控制、城市开发边界外工业用地减量这两项政策有待进一步落实。

## 4.2 讨论

本文探索实现了建筑智能识别技术在城市体检中的大规模应用。该方法能够为城乡建设基本情况普查、政策落实和风险预警、规划实施评估提供新的数据源,也为城市形态、城市信息模型等研究提供新思路。

另外,本文采用的方法还有待进一步完善,主要包括:(1)目前的训练集主要以上海数据为主,不一定适合直接应用到其他城市;(2)按像素提取的建筑轮廓和高度还需要进一步处理才能形成更符合实际的建筑矢量图形(不影响建筑面积统计),处理过程有待优化;(3)高精度卫星图计算量较大,如果该方法要大范围推广,还有待训练针对较低精度卫星图的有效模型。■

## 参考文献 References

- [1] 林文棋,蔡玉衡,李栋,等.从城市体检到动态监测——以上海城市体征监测为例[J].上海城市规划,2019(3):23-29.  
LIN Wenqi, CAI Yuheng, LI Dong, et al. From city medical to dynamic diagnosis: a case of Shanghai city sign diagnosis[J]. Shanghai Urban Planning Review, 2019(3): 23-29.
- [2] PAISITKRIANGKRAI S, SHERRAH J, JANNEY P, et al. Semantic labeling of aerial and satellite imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(7): 2868-2881.
- [3] YUAN J. Learning building extraction in aerial scenes with convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40(11): 2793-2798.
- [4] DIXIT M, CHAURASIA K, MISHRA V K. Dilated-ResUnet: a novel deep learning architecture for building extraction from medium resolution multi-spectral satellite imagery[J]. Expert Systems with Applications, 2021(184): 115530.
- [5] WAGNER F H, DALAGNOL R, TARABALKA Y, et al. U-Net-Id, an instance segmentation model for building extraction from satellite images: case study in the Joanópolis City, Brazil[J]. Remote Sensing, 2020, 12(10): 1544.
- [6] ZHANG Z, GUO W, LI M, et al. GIS-supervised building extraction with label noise-adaptive fully convolutional neural network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(12): 2135-2139.
- [7] CHEN L, ZHU Y, PAPANDEOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]//Computer vision – ECCV 2018. New York: Springer, 2018: 801-818.
- [8] AZAD R, ASADI-AGHBOLAGHI M, FATHY M, et al. Attention Deeplabv3+: multi-level context attention mechanism for skin lesion segmentation[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2020: 251-266.
- [9] BAHETI B, INNANI S, GAJRE S, et al. Semantic scene segmentation in unstructured environment with modified DeepLabV3+[J]. Pattern Recognition Letters, 2020(138): 223-229.
- [10] LI Z, WANG R, ZHANG W, et al. Multiscale features supported DeepLabV3+ optimization scheme for accurate water semantic segmentation[J]. IEEE Access, 2019(7): 155787-155804.
- [11] 许泽宇,沈占锋,李杨,等.结合模糊度和形态学指数约束的深度学习建筑物提取[J].地球信息科学学报,2021,23(5):918-927.  
XU Zeyu, SHEN Zhanfeng, LI Yang, et al. Building extraction by deep learning method combined with ambiguity and morphological index constraints[J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(5): 918-927.
- [12] MAGGIORI E, TARABALKA Y, CHARPIAT G, et al. Can semantic labeling methods generalize to any city? The INRIA aerial image labeling benchmark[C]//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Fort Worth, 2017: 3226-3229.