

引用格式: Zhu Jinming, Li Liwei, Cheng Gang, *et al.* Detection and Analysis of High-rising Buildings within The sixth Ring Road of Beijing based on Sentinel-2 and Fully Convolutional Network[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(6): 1436-1445. [朱金明, 李利伟, 程钢, 等. 基于 Sentinel-2 和全卷积网络的北京六环内高层建筑区提取与分析[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(6): 1436-1445.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.6.1436

基于 Sentinel-2 和全卷积网络的北京六环内 高层建筑区提取与分析

朱金明^{1,2}, 李利伟², 程 钢¹, 高连如², 张 兵^{2,3}

(1. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454000;

2. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094;

3. 中国科学院大学, 北京 100094)

摘要: 高层建筑区是我国城镇化进程的重要标志, 具有重要的社会经济功能和独特的几何形态。应用全卷积网络和 Sentinel-2 多光谱数据, 提取北京六环内高层建筑区, 并结合环线、乡镇边界和轨道交通数据, 对高层建筑区的空间分布和交通可达性进行分析。结果表明: 实验提出的全卷积网络方法能够实现北京高层建筑区快速精确提取, 总体精度 90% 以上; 六环内高层建筑区总面积约为 192 km², 其中, 二环到四环之间分布最为密集且相对均匀, 密度明显高于其他环带, 二环内以及四环到五环之间相较次之, 五环到六环之间密度最小; 六环内街道乡镇的高层建筑区分布呈现明显片状聚集特点, 密度最大的区域在崇文门外、东花市和建国门外等街道, 其次是金融街街道、中关村街道和望京开发街道等区域, 而靠近六环的街道乡镇和故宫附近街道的高层建筑区密度较小。轨道交通可达性与高层建筑区的空间分布存在明显相关性, 交通可达性越差的区域, 高层建筑区越少, 地铁站点 1 km 范围内面积约为 92.62 km², 而 6 km 外的面积只有 2.04 km²。研究结果为北京城市建设和生态景观保护提供一个新的指标参考。

关键词: 高层建筑区; Sentinel-2; 全卷积网络; 空间分析; 信息提取; 北京

中图分类号: P237 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)06-1436-10

1 引 言

伴随着经济发展和快速城镇化, 城市中不断涌现出以现代化住宅小区、高端写字楼、商业服务区等为用途的高层建筑区。高层建筑区作为一类具有典型几何形态和功能用途土地利用类型, 一方面, 对城市发展有着积极的推进作用, 例如, 节约土地资源、便于政府管理、增强人们交往联系、形成城市重要景观等; 另一方面, 给城市发展带来潜在的风险和问题, 例如, 可能造成地面沉降^[1]、改变城市局部气候^[2-3]、加速污染物传播^[4]等。因此, 获取和

分析城镇区域高层建筑区的空间分布和特点, 对于城市现代化建设、灾害防护以及生态景观环境评估等具有重要的意义。

高层建筑区以其自身的特点和功能在城市建设中有着重要作用, 但是, 由于其形态结构和光谱特征的复杂性, 相对于不透水层、植被和水体其他典型城市土地覆盖和利用类型^[5-6], 针对高层建筑区提取和分析的研究较少^[7]。一方面与可用数据源有关, 考虑到单体房屋大小和楼间距, 从城镇地物中有效区分高层建筑区需要约 10 m 空间分辨率及以

收稿日期: 2020-08-01; 修订日期: 2021-09-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(41971327), 国家重点研发计划项目(2016YFB0501501), 中国科学院战略先导项目(XDA19080304)。

通讯作者: 李利伟(1982—), 男, 河南洛阳人, 副研究员, 主要从事遥感信息提取理论与方法研究。E-mail: lilw@radi.ac.cn

上的光学图像,同时,由于高层建筑区具有复杂三维结构,较大拍摄角度将带来大的投影误差,增加了高层建筑区提取难度,然而,长期以来,兼顾拍摄角度和空间分辨率条件下,低成本大范围获取遥感数据比较困难。另一方面与复杂地物特征建模方法有关,高层建筑区的复杂空间结构给传统光学图像信息提取方法带来很大挑战。

2016年起,欧空局免费分发的 Sentinel-2 数据具有 10 m 空间分辨率、大幅宽短周期、近垂直观测等特点,为大场景高频次城镇地表动态监测,提供不可多得的数据源^[8]。2012 年以来,得益于样本增加、计算能力提升以及深度学习算法进步,以卷积神经网络为代表的深度学习技术得到快速发展,为遥感影像中复杂结构地物特征建模提供了强大的算法工具,并在遥感影像地物分类和目标识别等方面得到广泛应用^[9-14]。特别是,全卷积网络通过反卷积单元替代全连接单元,能够实现图像地物像素级语义分割,在遥感图像复杂地物分类中具有重要应用价值^[15-21]。综合 Sentinel-2 数据和全卷积网络的优势,作者所在团队研发了一种基于全卷积网络模型的 Sentinel-2 影像高层建筑区提取方法^[22],应用于雄安核心区高层建筑区提取,结果 F1-score 精度达到 95% 以上,优于传统监督分类方法。同时,利用研发的算法模型对雄安核心区周边 39 个区县的高层建筑区近 3 年变化信息进行了提取和分析^[23]。

相较于文献[22-23]中雄安新区及周边的中小

城市,北京作为中国首都和超大规模城市,其地表覆盖更加复杂,高层建筑区更加丰富多样,给已有算法模型带来很大挑战。本文在前期研究基础上,主要通过样本优化策略改进了已有基于全卷积网络和 Sentinel-2 影像的高层建筑区提取方法,并结合环线、乡镇和轨道交通等基础矢量信息,对北京市六环线内高层建筑区进行提取与分析。研究实现了 2020 年北京六环内高层建筑区的高精度提取;阐明了北京六环内高层建筑区的空间分布特点及其与轨道交通的空间关系。

2 实验数据与高层建筑区定义

2.1 研究区与实验数据

选取北京六环内区域作为研究区,总面积约为 1 361.84 km²。实验采用 2020 年 3 月获取的 1 景 Sentinel-2 影像,对应产品瓦片号为 T50TMK。数据时相选取 3 月是考虑到北京地处中纬度地区,3 月份太阳角高度较小,高层建筑区的影像特征更加突出。实验数据包含红、绿、蓝、近红外 4 个波段,对应空间分辨率为 10 m。同时,为了从空间分布和交通可达性等方面对北京市环线内高层建筑区进行分析,获取了北京六环内街道乡镇矢量和轨道交通站点矢量数据,实验数据如图 1 所示。

2.2 高层建筑区定义

高层建筑区作为一类具有鲜明形态和功能特点城镇地物,在已有应用和研究中缺少唯一明确的定义。我国最新《民用建筑设计统一标准》^[24]中,定

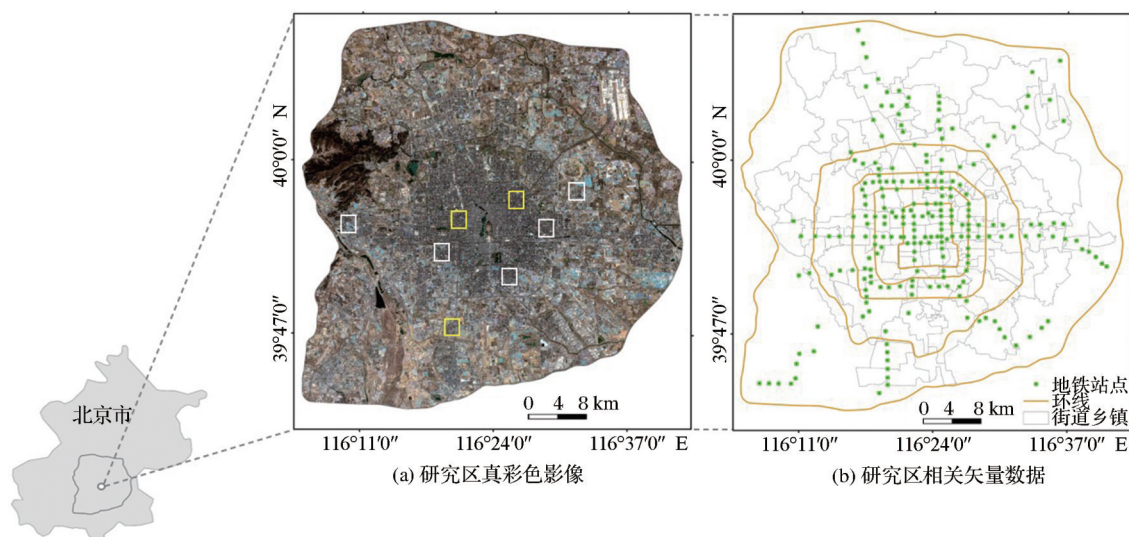


图1 研究区真彩色影像及相关矢量数据(黄框为训练样本区,白框为结果验证区)


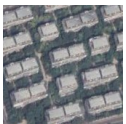
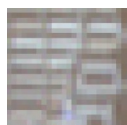
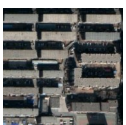


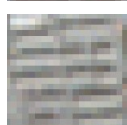
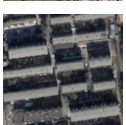

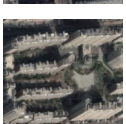




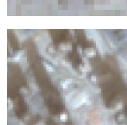
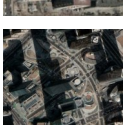
Fig.1 True color image and related vector data in the study area

(The yellow boxes show areas for investigation, and the white boxes show areas for verification)

义建筑高度大于 27 m 的住宅建筑和建筑高度大于 24 m 的非单层公共建筑,且高度不大于 100 m 的为高层民用建筑。考虑到国家标准、研究区实际地表情况以及实验遥感影像特点,参照城市气候模型(Local Climate Zone)^[1]中对高层建筑区的定义,认为空间连通、单体建筑高度接近且平均高度大于 25 m 的建筑区为高层建筑区^[21]。为了验证该定义的适用性,在研究区内选择 3 个 5 km×5 km 代表性区域,利用 Google 高分影像、百度地图全景以及实地勘察等方法,选取代表性建筑区统计不同高度建筑区功能和属性,如表 1 所示。结果表明:以平均高度大于 25 m 定义高层建筑区具有较好适用性,对应的高层建筑区在遥感影像中呈现有规律的方向性排列,楼层密度稀疏间隔大,阴影比之低层建筑区较

表 1 研究区内典型建筑区形状、功能和用途

Table 1 Shape, function and use of typical building areas in the study area

平均高度	Sentinel-2 影像	Google 影像	社会功能
13~15 m			普通住宅/别墅
			
16~18 m			普通住宅
			
28~30 m			高层住宅
			
48 m 以上			商服用地
			

为明显,主要对应现代化住宅区、高档商服用地等。同时,由于米级高分卫星影像拍摄角度变化较大,造成同一高层建筑区在不同影像中的特征复杂多样,相比而言,同一高层建筑区在近似垂直观测的 Sentinel-2 影像中的特征更加稳定。这个特点在表 1 的样例图片中有比较明显的体现。

3 基于全卷积网络的高层建筑区提取方法

3.1 全卷积网络

全卷积网络(FCN)普遍认为是由 Long 等学者^[15]在 2015 年提出的用于自然图像语义分割的深度网络模型。通过将传统卷积网络(CNN)中的全连接层替换为反卷积层,使得网络核心层都是卷积层,称为全卷积网络。模型包括编码与解码两部分,编码阶段学习复杂数据特征,解码阶段对编码特征信息进行重建,从而达到像素对像素的预测。

实验采用研究区本地样本优化了课题组前期研发的面向 Sentinel-2 影像中高层建筑区提取的 FCN 模型^[20],如图 2 所示。该模型是以 VGG-16 为基础模型来构建的,利用反卷积层替代 VGG 网络的全连接层。反卷积通过上采样将卷积时提取的特征图还原到原图像大小,得到一张大小与输入图像一致的图像,为了增强恢复图像细节信息,增加跳层结构融合编码和解码阶段特征。去掉全连接层的 VGG-16 模型用来在编码阶段提取深层丰富特征,解码阶段对编码阶段所提取到的特征进行上采样即反卷积,以分层方式恢复像素空间上下文信息。解码时每层中特征维度为 2(高层和其他)。在输出层,softmax 和 argmax 函数将解码特征进行最大概率分类,完成对每个像素的预测。

3.2 高层建筑区训练样本制作

FCN 模型作为数据驱动的算法模型,其性能优劣很大程度上取决于训练样本质量。结合 Google 高分影像和 Sentinel-2 影像进行人工判读,选择 3 个代表性区域作为训练样本区域,如图 1 所示。结合人工判读和地面调查,获取典型高层建筑区样本。由于研究区内部分山体和水体在纹理结构上和高层建筑相似,为了抑制虚警,实验增加了一部分负样本,主要对应山体和细小水体。利用 ArcGIS 软件勾绘高层建筑区边界矢量并转化为二值栅格图(是 255,否 0),对二值栅格图进行裁剪,得到固定大小的影像数据与对应二值掩模样本切片,这里切片

大小为 128×128 ,部分掩模切片如图 3 所示。

3.3 基于全卷积网络模型的高层建筑区提取流程

实验采用的 FCN 模型是基于 TensorFlow 1.8 和 Python 实现。具体实验配置:操作系统为 Ubuntu 16.04.6 LTS 系统, CPU 为 Intel Core i7-5930, GPU 显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1080, 运行内存为 128 GB。训练时输入在 3.2 中制作好的样本切片,调用 VGG-16 在 ImageNet 数据集上的训练参数作为初始训练参数,学习率设置为 $1e-5$,训练迭代

次数设置为 59 999 次。预测时输入为整幅 Sentinel-2 影像,预测时将影像自动裁剪成 $1\,024 \times 1\,024$ 像素大小的图像块进行处理,最终输出与输入同等大小的高层建筑区二值图。预测每个位置仅受其有效感受野(这里大小为 $32 \text{ 像素} \times 32 \text{ 像素}$)的影响,所以预测时图像块大小与训练时图像块大小无关,在 GPU 运行环境下通过增加输入切块大小可以大幅度提高推理效率。高层建筑区提取实验技术流程如图 4 所示。

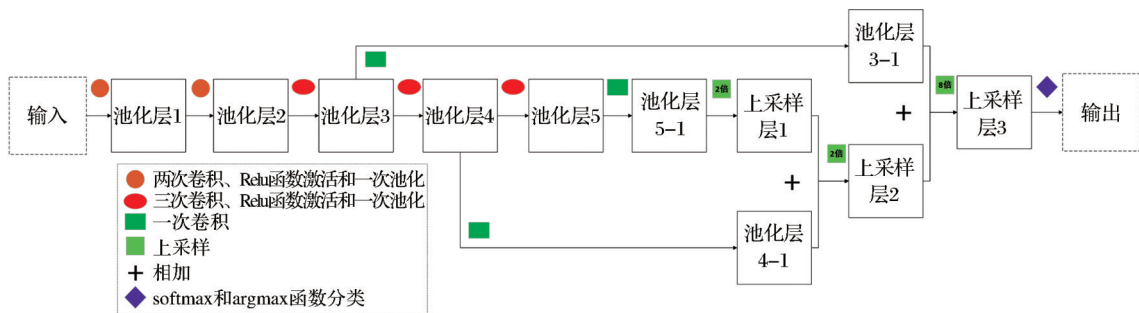


图 2 全卷积网络(FCN)结构

Fig.2 Structure of Fully Convolutional Network (FCN)



图 3 部分训练样本二值标记切片数据(切片中白色为高层建筑区真值)

Fig.3 Binary labeled slice data of typical training samples (White in the slice is the true value of high-rising buildings)

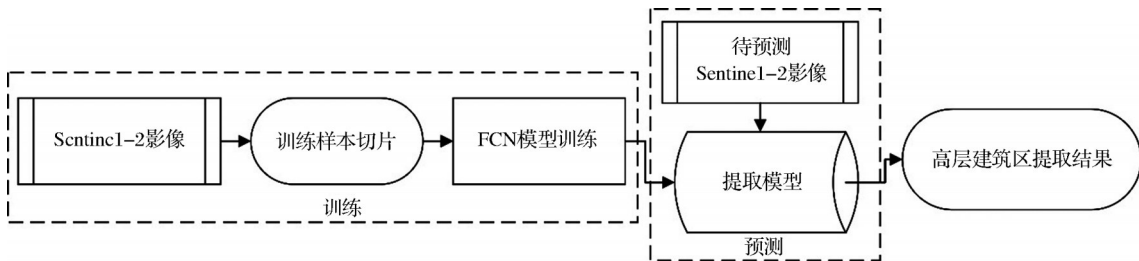


图 4 高层建筑区提取技术流程

Fig.4 The flowchart of High-rising buildings extraction in our study

4 结果分析

4.1 精度验证分析

采用定量和定性相结合的方法对高层建筑区提取结果进行精度验证。选择 5 个与训练样区不同的代表性区域(见图 1),利用 Google 高分影像并结合实地调查对高层建筑区人工解译作为真值验证使用。考虑到高层建筑区的空间分布特点,以高层

建筑区图斑个数为基础进行验证并使用交并比 (Intersection over Union, IoU) 判断图斑的正确性, IoU 是真值图斑与提取图斑相交与相并的面积比值, 设定大于 80% 是正确。表 2 为验证精度结果, 图 5 为验证结果示意, 并标注了漏检和虚警区域。

由表 2 可知,整体上高层建筑区提取平均精度为 93.03%,虚警率为 0.06%,不同区域精度略有不

表2 精度验证结果

Table 2 Results of accuracy verification

区域	真值 个数	正确率 /个数	虚警率 (个数)	平均 正确率	平均 虚警率
1	26	96.15%(25)	0.04%(1)		
2	54	92.59%(50)	0.02%(1)		
3	54	88.89%(48)	0.06%(3)	93.03%	0.06%
4	33	90.90%(30)	0.09%(3)		
5	23	96.65%(22)	0.08%(2)		

同。从图5中可以看到,大面积连片的高层建筑区提取效果较好,而漏检区域大多数是细碎面积较小的高层建筑区。

4.2 空间分布分析

4.2.1 基于环线的高层建筑区分布分析

图6显示六环内高层建筑区在不同环线的分布情况。六环内高层建筑区总面积约为192.12 km²,整体上是以前故宫为中心向四周扩散,其中,二环内

部故宫周边一部分区域几乎没有高层建筑区存在;二环到四环之间高层建筑区数量多且分布相对均匀;四环到六环之间高层建筑区主要集中在天通苑、望京、奥森和回龙观等地区。图7为环带高层建筑区密度折线图,环带高层建筑区密度即环带内高层建筑区面积与环带总面积之比,从图中可以看到二环至三环和三环至四环之间密度明显高于其他环带,二环内以及四环至五环之间相较次之,五环至六环之间密度最小。

4.2.2 基于乡镇矢量的高层建筑区街道分布分析

图8为北京六环内街道乡镇高层建筑区密度等级图。这里街道乡镇高层建筑区密度是指街道乡镇内高层建筑区面积与街道乡镇总面积之比,六环内完全覆盖的街道乡镇共138个。从图8中可以看到,六环内街道乡镇的高层建筑区分布呈现明显片状分层聚集特点。

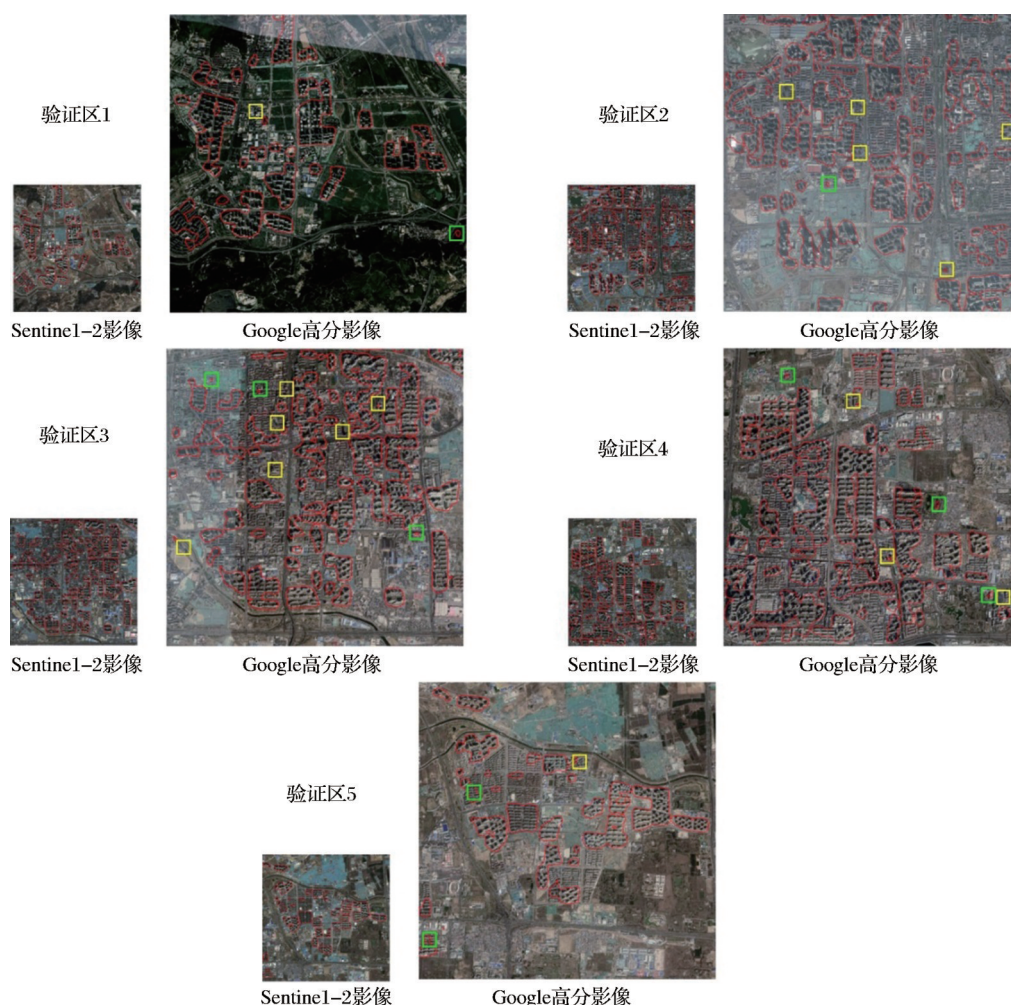


图5 验证样区示意(红色多边形为提取结果;黄色矩形为漏检区;绿色矩形为虚警)

Fig.5 Indication of verification sample areas (red polygons refer to extracted results; yellow rectangles refer to omitted areas; green rectangles refer to False Alarms)

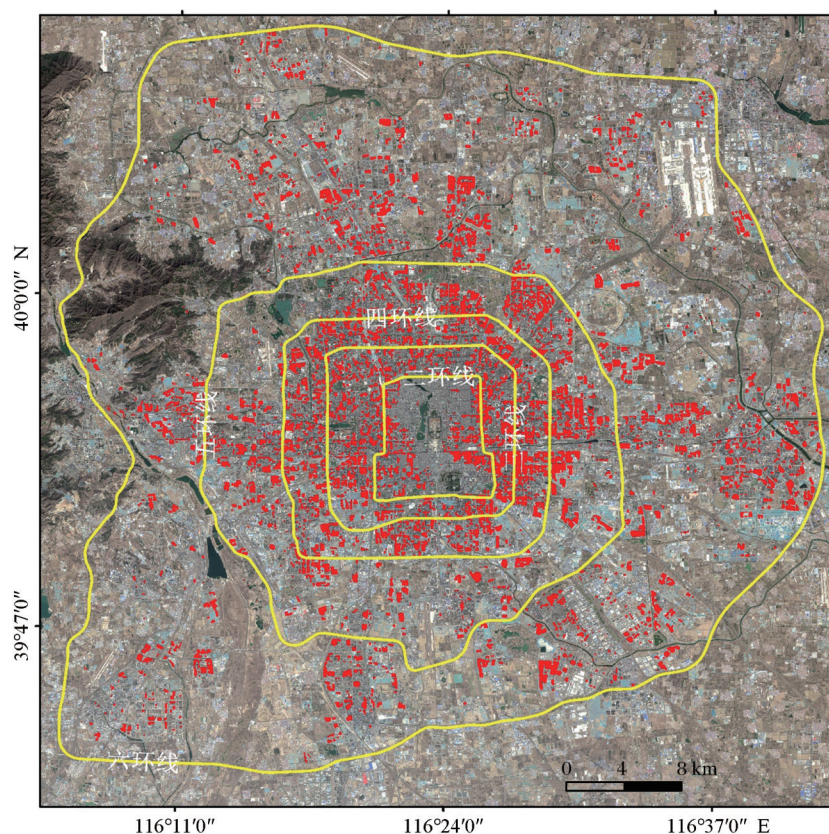


图6 环线高层建筑区分布(红色图斑为高层建筑区)

Fig.6 Distribution of high-rising buildings along the ring roads (red blocks show high-rising buildings)

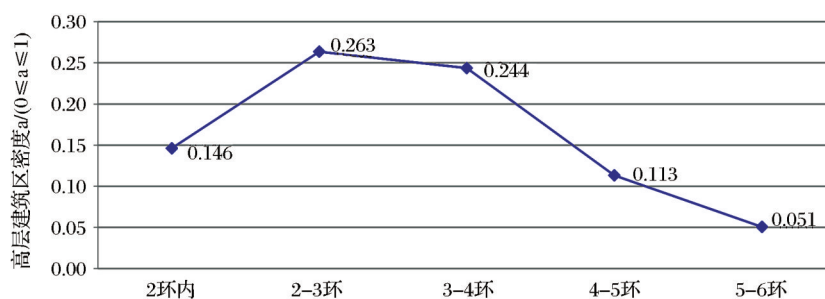


图7 环带高层建筑区密度折线图

Fig.7 line chart of density of high-rising buildings in the girdles

位于城中心的什刹海、景山、东华门等街道呈现明显低密度特点,除此之外,整体上呈现逐层递减的趋势,其中,密度最大的是由崇文门外、东花市和建国门外等街道,对应北京商务中心区;其次是金融街街道、中关村街道和望京开发街道等连片的街道乡镇;位于六环东北、西北以及东南区域的街道的高层建筑区密度较小。

4.2.3 高层建筑区轨道交通可达性分析

利用距离六环内最近地铁站点的距离作为指标,分析六环内高层建筑区的轨道交通可达性。首先标记地铁站点在 Sentinel-2 影像中的位置,通过计算每个像素点与最近地铁站点的直线距离作为

最小距离指标,如图9所示。从图中可以明显看出,距离地铁站点较近区域即交通可达性较好区域,高层建筑区分布较多,距离较远区域分布较少,绝大多数高层建筑区分布在地铁沿线区域。图10为不同公里间隔范围内高层建筑区的面积折线图,可以看到高层建筑区面积随着与地铁站点距离的增加呈下降趋势,在地铁站点1 km 范围内面积最大,约为 92.62 km²,而在6公里范围外的面积只有 2.04 km²。综上可知,轨道交通可达性与高层建筑区的空间分布明显的存在相关性,交通可达性越差的区域,高层建筑区越少。

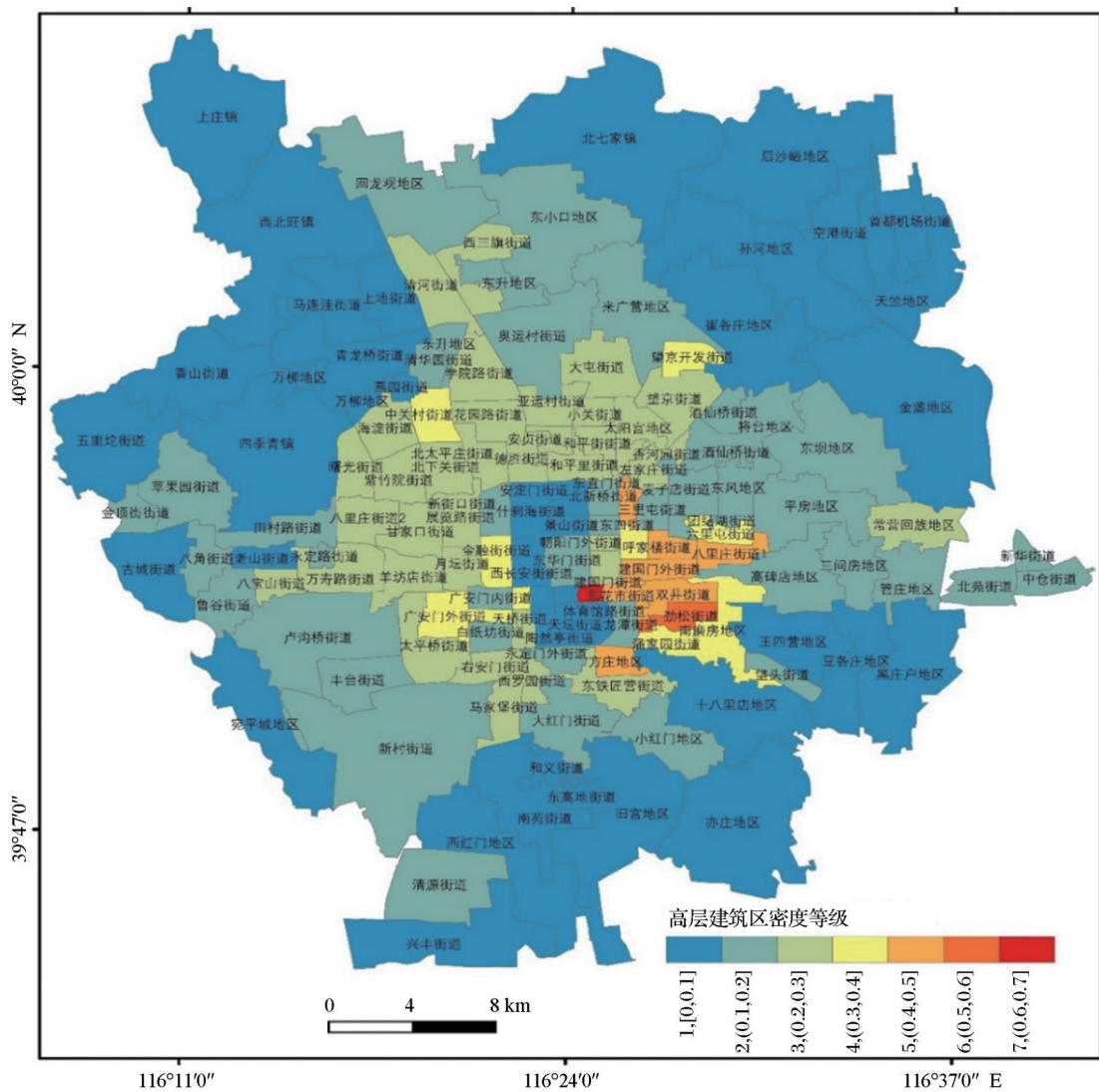


图8 街道乡镇高层建筑区密度图

Fig.8 Map of density of high-rising buildings in the counties

5 讨论

为了更好地研究和管理城市,掌握更详细的地表覆盖变得越来越重要。针对北京市重点区域,在已有工作基础上^[22],开展了高层建筑区的快速高精度提取方法和空间分析研究,北京市相较于雄安新区及周边城市来说,其地表覆盖类型复杂,建筑密度大,高低层建筑交错纵横,给高层建筑区提取带来很大困难。为了增强模型的特征学习能力,本研究通过样本优化策略对已有模型进行优化。从提取结果来看,研究方法很好地实现了北京六环内高层建筑区的提取,对于提取中存在的漏警与虚警,基本都是相对较小的高层建筑区,可以发现这些区域与周边纹理结构差异小,容易造成漏警与虚警,如何更好解决这一问题需要进一步研究。

针对六环内高层建筑区的空间分布,从环线 and 街道乡镇两个方面进行了分析。不论是从环线分布还是街道乡镇分布来看,北京高层建筑区分布特点与其社会经济发展都有显著关系。总体上,经济发展越好的区域,高层建筑区越密集,例如二环到四环之间是北京市最繁华的环带,北京市商务中心区、金融街、中关村、望京和亚奥等地区都是北京市的繁华地带,这些区域经济发达、人口密集,由此可见高层建筑区的分布在一定程度上能够反映区域经济和人口情况。另外,故宫周边范围大部分区域没有高层建筑区,主要是受到政策和历史文化影响。本研究没有对高层建筑区的功能和经济属性与其空间分布进行相关分析,但不同的高层建筑区在不同位置上其功能属性不同,经济属性也大不相同,值得下一步去深入研究。轨道交通可达性与高

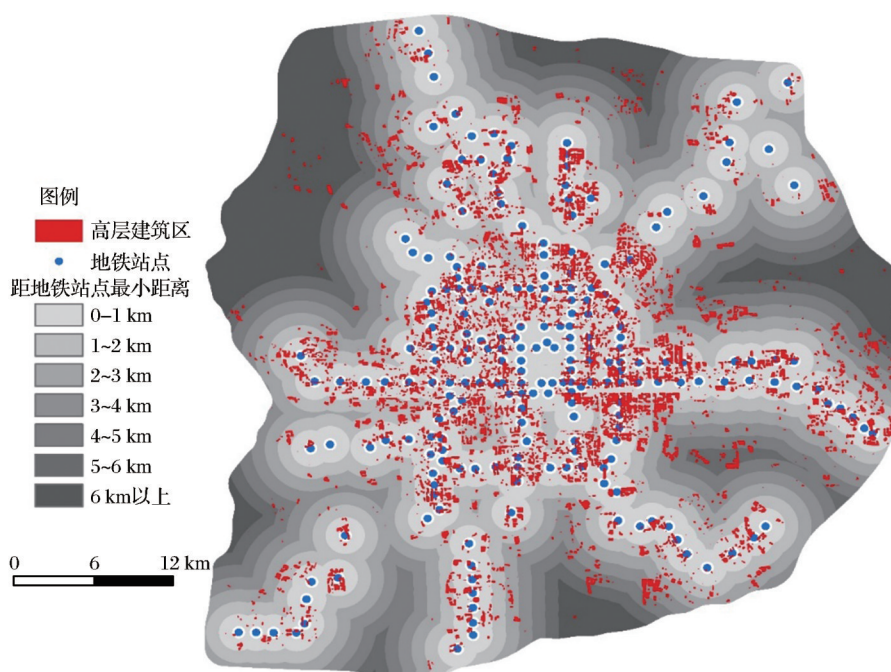


图9 轨道交通可达性示意

Fig.9 Indication of accessibility in rail transit

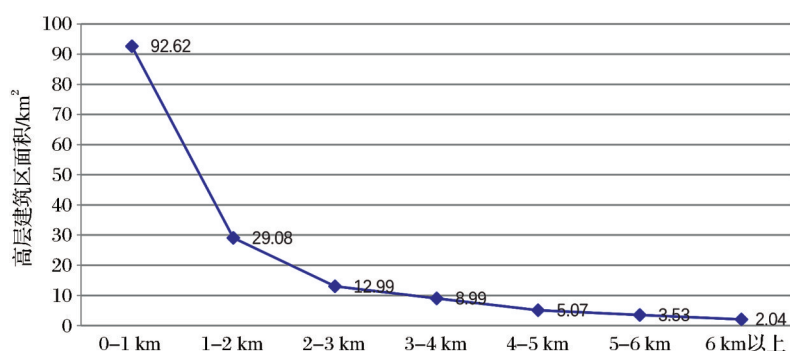


图10 公里范围内高层建筑区面积折线图

Fig.10 Line chart of the area of high-rising buildings within km

层建筑区的空间分布存在明显相关性,这主要是良好的交通可达性会带动人口流动和经济发展,进一步促进高层建筑区建设,同时,地铁站点的选取也会考虑高层建筑区的空间分布情况,两者互相影响。另外,需要说明的是,实验采用的交通可达性指标存在着一定局限性,一方面轨道交通可达性计算方式过于简单,另一方面缺少对其他交通设施的考虑,引入更复杂模型来构建交通可达性指标是下一步的目标。

6 结 语

实验结合北京六环内地表覆盖特点,利用全卷积网络和 Sentinel-2 影像构建了一种高层建筑区提取方法,进一步结合相关矢量数据,对高层建筑区空间分布和交通可达性进行了分析。结果表明,本

研究提出的全卷积网络方法能够有效实现具有复杂地表覆盖的北京高层建筑区的快速精确提取,总体精度在 90% 以上;高层建筑区在二环到四环之间分布最为密集且相对均匀,而街道乡镇的分布呈现明显片状聚集特点,其空间分布在一定程度上反映了北京市区域的经济和人口的状态;轨道交通可达性与高层建筑区的空间分布存在明显相关性。研究结果能够为北京市城市建设和生态景观保护提供一个新的指标参考。

下一步研究工作主要从 3 个方面展开:①进一步改进 FCN 方法以消除细碎面积较小的高层建筑区所带来的误差;②获取北京高层建筑区的功能和经济属性等数据,分析其与高层建筑区的相关性;③利用多时相卫星数据来获取不同历史阶段的高

层建筑区分布图,同时,构建更加适宜的交通可达性指标,更好分析交通可达性与高层建筑区之间的关系。

参考文献(References):

- [1] Tang Yiqun, Yan Xuexin, Wang Jianxiu, *et al.* Model test study of influence of high-rise building on ground subsidence [J]. Journal of Tongji University (Natural Science Edition), 2007, 35(3): 32-37. [唐益群, 严学新, 王建秀, 等. 高层建筑群对地面沉降影响的模型试验研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2007, 35(3): 32-37.]
- [2] Stewart I D, Oke T R. Local climate zones for urban temperature studies[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2012, 93(12): 1879-1900. DOI: 10.1175/BAMS-D-11-000191.
- [3] Ge Yaning, Xu Xinliang, Li Jing, *et al.* Study on the influence of urban building density on the heat island effect in Beijing[J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 18(12): 1698-1706. [葛亚宁, 徐新良, 李静, 等. 北京城市建筑密度分布对热岛效应的影响研究[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(12): 1698-1706.]
- [4] Wang Jianhui. The investigation of airborne pollutant dispersion around high-rise residential buildings based on natural ventilation[D]. Chongqing: Chongqing University, 2011. [王建辉. 自然通风条件下高层居住建筑周围空气污染物扩散研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2011.]
- [5] Miller R B, Small C. Cities from space: potential applications of remote sensing in urban environmental research and policy [J]. Environmental Science & Policy, 2003, 6: 129-137. DOI: 10.1016/S1462-9011(03)00002-9.
- [6] Gong P, Li X, Wang J, *et al.* Annual maps of Global Artificial Impervious Area (GAIA) between 1985 and 2018[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 236, 111510. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111510.
- [7] Guo Haitao, Liu Jishuang, Lu Jun. A integrative detection method of the areas containing high building based on correlation coefficient[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2009, 26(2): 125-127. [郭海涛, 刘继双, 卢俊. 基于相关系数的高层建筑物区域综合检测[J]. 测绘科学技术学报, 2009, 26(2): 125-127.]
- [8] Li J, Roy D P. A global analysis of Sentinel-2A, Sentinel-2B and Landsat 8 data revisit intervals and implications for terrestrial monitoring[J]. Remote Sensing, 2017, 9: 902.
- [9] Yan Miao, Zhao Hongdong, Li Yuhai, *et al.* Multi-classification and recognition of hyperspectral remote sensing objects based on convolutional neural network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 191-198. [闫苗, 赵红东, 李宇海, 等. 基于卷积神经网络的高光谱遥感地物多分类识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 191-198.]
- [10] Song Tingqiang, Li Jixu, Zhang Xinye. Building recognition in high-resolution remote sensing image based on deep learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 26-34. [宋廷强, 李继旭, 张信耶. 基于深度学习的高分辨率遥感图像建筑物识别[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 26-34.]
- [11] Dong Zhipeng, Wang Mi, Li Deren, *et al.* Object detection in remote sensing imagery based on convolutional neural networks with suitable scale features[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(10): 1285-1295. [董志鹏, 王密, 李德仁, 等. 遥感影像目标的尺度特征卷积神经网络识别法[J]. 测绘学报, 2019, 48(10): 1285-1295.]
- [12] Xu X, Li W, Ran Q, *et al.* Multisource remote sensing data classification based on convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2018, 56: 937-949. DOI: 10.1109/TGRS.2017.2756851.
- [13] Huang B, Zhao B, Song Y. Urban land-use mapping using a deep convolutional neural network with high spatial resolution multi-spectral remote sensing imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 214, 73-86. DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.050.
- [14] Zhang L, Zhang L, Du B. Deep learning for remote sensing data: a technical tutorial on the state of the art[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine, 2016, 4(2): 22-40. DOI: 10.1109/MGRS.2016.2540798.
- [15] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-650. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965.
- [16] Peng C, Li Y, Jiao L, *et al.* Densely based multi-scale and multi-modal fully convolutional networks for high-resolution remote sensing image semantic segmentation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(8): 2612-2626. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2906387.
- [17] Liang Zheyu, Wu Yanlan, Yang Hui, *et al.* Automatic water extraction from remote sensing images based on dense connected fully convolutional network[J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(4): 68-77. [梁泽毓, 吴艳兰, 杨辉, 等. 基于密集连接全卷积神经网络的遥感影像水体全自动提取方法[J]. 遥感信息, 2020, 35(4): 68-77.]
- [18] Pang Bo, Huang Zuoju, Wu Yanlan, *et al.* Extraction and mapping of impervious surface from high resolution remote sensing images based on improved fully convolutional network[J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(4): 47-55. [庞博, 黄祚继, 吴艳兰, 等. 基于改进全卷积神经网络的高分遥感影像不透水面提取制图[J]. 遥感信息, 2020, 35(4): 47-55.]
- [19] Zhang Yonghong, Xia Guanghao, Kai Xi, *et al.* Road extraction from multi-source high resolution remote sensing image based on fully convolutional neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(7): 2070-2075. [张永宏, 夏广浩, 阚希, 等. 基于全卷积神经网络的多源高分辨率遥感道路提取[J]. 计算机应用, 2018, 38(7): 2070-2075.]
- [20] An Jie, Ma Jinwen. Automatic cloud segmentation based on

- the fully convolutional neural networks[J]. *Journal of Signal Processing*, 2019, 35(4): 556-562. [安捷, 马尽文. 基于全卷积网络的遥感图像自动云检测[J]. *信号处理*, 2019, 35(4): 556-562.]
- [21] Li L, Yan Z, Shen Q, *et al.* Water body extraction from very-High spatial resolution remote sensing data based on fully convolutional networks[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11: 1162. DOI: 10.3390/rs11101162.
- [22] Yan Zhi, Li Liwei, Cheng Gang. Extracting high-rise and low-rise building areas from Sentinel-2 Image using full convolutional network[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2019(7): 73-77. [闫智, 李利伟, 程钢. 利用全卷积网络提取 Sentinel-2 影像高低层建筑区[J]. *测绘通报*, 2019(7): 73-77.]
- [23] Li L, Zhu J, Gao L, *et al.* Detecting and analyzing the increase of high-rising buildings to monitor the dynamic of the Xiong' an new area[J]. *Sustainability*, 2020, 12: 4355. DOI: 10.3390/su12114355.
- [24] Unified Standard for Civil Building Design: GB 50352-2019[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2019. [民用建筑设计统一标准: GB 50352-2019[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2019.]

Detection and Analysis of High-rising Buildings within The sixth Ring Road of Beijing based on Sentinel-2 and Fully Convolutional Network

Zhu Jinming^{1,2}, Li Liwei², Cheng Gang¹, Gao Lianru², Zhang Bing^{2,3}

(1. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University,
Jiaozuo 454000, China;

2. The Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: As an important symbol of China's urbanization process, high-rising buildings have important social and economic functions and unique geometric form. We proposed to use the fully convolutional network and Sentinel-2 multi-spectral data to extract high-rising buildings within the sixth Ring Road of Beijing, furthermore, we analyzed the spatial distribution and traffic accessibility of the high-rising buildings with the vector data of ring roads, township boundaries and rail transit stations. The results show that the proposed fully convolutional network based method can efficiently and effectively extract high-rising buildings from Sentinel-2 images in Beijing. The overall accuracy is above 90%. The total area of high-rising buildings within the sixth ring road is about 192 km². The density of high-rising buildings between the second ring road and the fourth ring road is the densest and spatially uniform. Within the second ring and between the fourth and fifth rings is the secondary group. The density is the lowest between the fifth and sixth rings. High-rising buildings in the counties of the sixth Ring Road show obvious flake gathered characteristics, the largest area of density is in Chongwenmenwai Street, Donghuashi Street and Jianguomenwai Street et al., and they are followed by Financial street Street, Zhongguancun Street and Wangjing development Street et al.. The density of high-rising buildings in counties near the sixth Ring Road and The Forbidden City is rather low. The accessibility of rail transit has obvious spatial coupling with distribution of high-rising buildings. The lower the accessibility, the fewer high-rising buildings. The area within 1 km of subway station is about 92.62 km², while the area at 6 km away is only 2.04 km². Our results provide a new perspective for urban construction and ecological landscape protection in Beijing.

Key words: High-rising buildings; Sentinel-2; Fully convolutional network; Spatial analysis; Information extraction; Beijing