引文格式：王守志,张博,赵阳,等. 基于Sentinel-2的天津市津南区建筑用地变化分析[J]. 地理空间信息, 2025, 23(7): 137-140. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2025.07.028

基于Sentinel-2的天津市津南区建筑用地变化分析

王守志[1]，张　博[1]，赵　阳[1]，朱方君[1]，高　腾[1]，王　冬[1]，万玉生[1]
（1. 中国市政工程华北设计研究总院有限公司，天津 300381）

摘　要：为从Sentinel-2卫星影像中提取津南区历年的建筑用地进行变化分析，提出了一种利用SAM大模型快速标注数据、U-Net算法提取建筑用地的方法。结果表明，天津市津南区整体变化明显，八里台镇建筑用地面积较大但面积占比较低；小站镇仅次于八里台镇；双港镇建筑用地面积与小站镇持平，但面积占比较高；咸水沽镇建筑用地面积处于中间水平，但面积占比较高；葛沽镇、海教园、北闸口镇水平相当；双桥河镇、辛庄镇建筑用地面积较小，但面积占比处于中间水平。该方法可扩展至任意地区，对于区域总体规划和可持续发展建设具有一定的指导意义。

关键词：Sentinel-2；SAM；U-Net；建筑用地；变化分析
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）07-0137-04

Change Analysis of Construction Lands in Jinnan District, Tianjin City Based on Sentinel-2

WANG Shouzhi[1], ZHANG Bo[1], ZHAO Yang[1], ZHU Fangjun[1], GAO Teng[1], WANG Dong[1], WAN Yusheng[1]
(1. North China Municipal Engineering Design & Research Institute Co., Ltd., Tianjin 300381, China)

Abstract: In order to extract historical construction lands in Jinnan District from Sentinel-2 satellite images for change analysis, we proposed a method of using the SAM large model to quickly label data and the U-Net algorithm to extract construction land. The results show that overall changes in Jinnan District are significant. The construction land area in Balitai Town is relatively large, but the proportion of area is relatively low. Xiaozhan Town ranks second. The construction land area in Shuanggang Town is equal to Xiaozhan Town, but the proportion of area is relatively high. The construction land area in Xianshuigu Town is at a moderate level, but the proportion of area is relatively high. The construction land areas in Gegu Town, Haijiao Park, and Beizhakou Town are at a similar level. The construction land areas in Shuangqiaohe Town and Xinzhuang Town are relatively small, but the proportion of area is at a moderate level. This method can be extended to any region and has certain guiding significance for regional overall planning and sustainable development construction.

Key words: Sentinel-2, SAM, U-Net, construction land, change analysis

土地利用变化将对人类社会各方面产生直接或间接的影响[1]。建筑用地是人类从事生产和进行各项活动的重要区域，城市化进程的加快使得该区域不断更新。建筑用地变化研究可协助城市规划和管理者掌握城市的发展趋势，发现生态问题，从而为国土空间规划的编制和实施重点提供指导。遥感影像以其快速获取、大尺度、长时序的特点成为提取城市土地利用信息的主要数据源[2]。深度学习通过模拟人脑的分层结构，在海量数据库中进行由低级到高级的特征提取，自动学习得到一种深层非线性网络结构，实现复杂函数的逼近[3-5]，从而完成模型的端到端构建，已被广泛应用于遥感影像地物解译，可在较短时间内实现土地利用信息的高效、精准提取。目前基于Sentinel-2卫星影像的建筑用地提取研究[6-8]却较少采用深度学习语义分割算法。因此，本文利用Sentinel-2卫星数据，以天津市津南区为研究对象，提出了一种基于SAM大模型的样本数据快速标注、U-Net算法高效解译的建筑用地信息提取方法。SAM是Alexander K等在2023年提出的一种基于深度学习的端到端图像分割模型[9]，只需为模型设计正确的提示（点、框、文本等），即可利用其强大的分割能力完成各种交互式分割任务[10]。U-Net算法[11-12]是一种深度学习语义分割算法，在全卷积网络的基础上进行了优化，具有编码—解码结构。首先利用本文方法半自动标注出津南区2016年、2017年的建筑用地，训练并验证得到建筑用地提取模型；然后提取津南区2018—2023年6期影像的建筑用地信息；最后系统性地分析津南区的建筑用地变化，为土地利用规划和生态保护提供了相关理论依据。

1　研究区概况与数据来源

天津市地处北温带，秋冬季气温低、降水少，春

第一作者简介：王守志（1989—），硕士，工程师，主要从事数据挖掘分析及应用工作，E-mail：Httpwmz@163.com。

夏季气温高、降水多；地势以平原和洼地为主，北部有低山丘陵，海拔由北向南逐渐降低；辖区内包含16个区。津南区作为环城区，位于天津市中心城区的东南部，主要空间子区包括咸水沽镇、八里台镇、小站镇、双港镇、葛沽镇、双桥河镇、北闸口镇、辛庄镇和海河教育园区（简称海教园）；承载着中心城区的部分城市职能，是连接中心城市功能和滨海新区产业功能的黄金走廊[13]，具有很强的研究意义。

Sentinel-2卫星包括A、B两颗卫星，两颗卫星拍摄的影像相互补充，基本每5 d可完成一次对地球赤道地区的完整成像，包括4个10 m分辨率波段、6个20 m分辨率波段和3个60 m分辨率波段[14]。

2 研究方法

本文选取津南区2016—2023年8期夏季无云、无雾霾条件下的Sentinel-2影像，可避免大气因素对土地利用信息提取的影响。首先利用SAM大模型搭建的交互式标注系统对2016年和2017年影像进行半自动标注，得到两期建筑用地标注影像；再将2016年的原始影像和标注影像裁剪为一定大小图像，并进行翻转、缩放等数据增强处理，形成样本数据集；然后利用U-Net算法对样本数据进行训练，得到建筑用地提取模型，并利用2017年影像进行精度验证；最后将得到的模型应用于2018—2023年Sentinel-2影像的建筑用地提取，并进行变化分析。

U-Net算法[15]对影像的处理步骤为：①两次3×3卷积和Relu激活操作后，一方面进行复制、裁剪并保留，另一方面进行2×2大小的最大池化；②重复3次步骤①，共进行4次下采样，再进行两次3×3卷积和Relu激活操作；③进行2×2大小的上采样，并与步骤①中保留的同层同数量复制与裁剪后的结果进行连接，完成跳跃连接，再进行两次3×3卷积和Relu激活操作；④重复3次步骤③，共进行4次上采样，将编码部分得到的高级语义特征图恢复到原图分辨率；⑤通过1×1卷积得到每个像素的预测类别。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

为验证本文方法的有效性，从官网上下载了津南区2016—2023年的Sentinel-2卫星影像，采用10 m分辨率RGB波段合成数据。数据标注时，只区分背景和建筑用地两类，除建筑用地外的其他地类均为背景，并分别赋值0和1。

3.2 评价指标

本文采用准确率（Precision）、召回率（Recall）、F_1-score指标来评价模型的有效性和精度。通常，Precision、Recall、F_1-score越高，模型性能和提取效果越好。

$$\text{Precision} = TP/(TP+FP) \tag{1}$$

$$\text{Recall} = TP/(TP+FN) \tag{2}$$

$$F_1-\text{score} = (2\times\text{Precision}\times\text{Recall})/(\text{Precision}+\text{Recall}) \tag{3}$$

式中，*TP*为被正确检测的正样本数量；*TN*为被正确检测的负样本数量；*FP*为被误检测的负样本数量；*FN*为被误检测的正样本数量。

3.3 结果分析

为使U-Net算法更好地训练影像数据，设置输入尺寸为512像素×512像素，周期为10，批大小为8，初始学习率为0.000 1。整体训练曲线见图1，可以看出，曲线整体呈下降趋势，开始波动较大，随着批训练次数的增加，波动幅度减小，最终趋于平稳，训练效果理想。2017年建筑用地提取结果见图2。通过计算得到U-Net算法的Precision、Recall、F_1-score分别为0.855、0.902和0.878，说明U-Net算法能很好地提取建筑用地，符合预期。

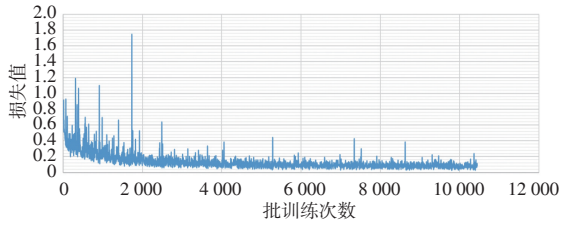


图1 训练损失曲线



a 原图 b 真实标注图 c 预测标注图

图2 2017年津南区建筑用地提取结果

审图号：GS(2024)0650

1）津南区整体建筑用地变化分析。津南区2018—2023年各年提取的建筑用地分别与2017年建筑用地叠加相减后的结果见图3，蓝色为变化部分，可以看出，2018—2023年津南区的建筑用地不断变化，表现出较大的活力；其中绿色圈内的两处变化较明显，分别归属于海教园和八里台镇。

2）津南区各子区建筑用地变化分析。津南区各子区2018—2023年的建筑用地面积见表1，反映了城市发展潜力，可以看出，八里台镇建筑用地面积一直

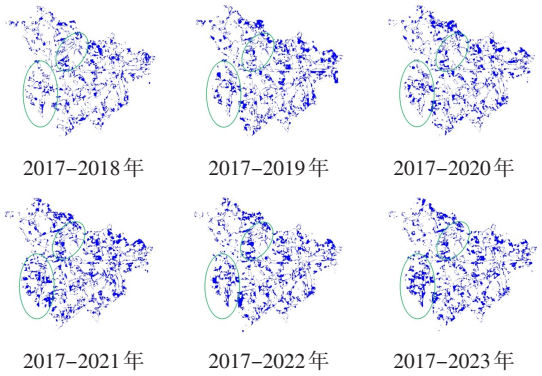


图3　2018—2023年津南区建筑用地变化情况

审图号：GS(2024)0650

较大，2021年达到顶峰，具有较高的发展潜力；小站镇和双港镇仅次于八里台镇，均在2019年达到顶峰；咸水沽镇、葛沽镇和海教园处于中间水平，咸水沽镇保持平稳，海教园稳中有进，葛沽镇稍微下滑；双桥河镇、北闸口镇和辛庄镇排在最后。津南区建筑用地面积变化较大的版块为八里台镇、葛沽镇和海教园，其原因在于，海教园为新开发片区，属于学区房，受政策影响，发展速度较快，目前已建设有高校、医院、商场、住宅等功能齐全的设施；葛沽镇靠近天津港和滨海国际机场，国际贸易和物流运输频繁；八里台镇是天津市“双城双港、相向拓展、一轴两带、南北生态”发展战略的关键区域，随着津南区政府的搬迁，吸引了众多的项目投资落地。

表1　2018—2023年津南区各子区建筑用地面积（像素数）统计表/km²

年份	双港镇	辛庄镇	海教园	咸水沽镇	双桥河镇	葛沽镇	北闸口镇	八里台镇	小站镇
2018	224 202	87 241	122 636	171 989	113 182	160 246	127 796	247 992	211 702
2019	251 103	117 729	158 264	167 400	133 305	225 182	145 291	307 385	243 045
2020	242 310	123 157	147 620	158 246	128 606	181 788	142 842	306 344	208 615
2021	241 276	111 426	144 740	155 566	132 173	208 356	151 321	361 016	236 403
2022	231 099	116 720	166 811	162 977	112 134	171 191	138 072	299 309	215 217
2023	224 175	101 851	151 274	159 906	108 454	158 925	142 900	299 134	211 398

2018—2023年津南区各子区建筑用地面积占子区总面积的比例见表2，可以看出，咸水沽镇的建筑用地面积占比一直很高，2018年达到顶峰，城市化程度较高；双港镇仅次于咸水沽镇，2019年达到顶峰；辛庄镇2018年开始快速发展，已接近双港镇；双桥河镇紧跟步伐，达到中间水平；北闸口镇和海教园有待提升；小站镇和葛沽镇略微迟缓；八里台镇处于最低水平。津南区建筑用地面积占比变化较大的版块为辛庄镇、双桥河镇、海教园和葛沽镇，咸水沽镇、双港镇一直居高不下，北闸口镇、小站镇、八里台镇一直在低处徘徊，其原因在于，津南区政府曾坐落于咸水沽镇，基础设施较完善，双港镇受城市中心区显著影响；八里台镇众多水系分布，用地功能割裂，建筑用地碎片化严重，北闸口镇、小站镇受城市中心区影响程度有限；辛庄镇和海教园紧邻双港镇，受到地铁、主干道等交通设施发展的影响，建筑用地不断扩大，双桥河镇和葛沽镇包含部分村庄，具备不同结构层次的产业，经济活力旺盛。

表2　2018—2023年津南区各子区建筑用地面积占比统计表

年份	双港镇	辛庄镇	海教园	咸水沽镇	双桥河镇	葛沽镇	北闸口镇	八里台镇	小站镇
2018	0.682	0.469	0.354	0.804	0.455	0.344	0.372	0.240	0.379
2019	0.764	0.633	0.457	0.783	0.536	0.484	0.422	0.297	0.435
2020	0.737	0.662	0.427	0.740	0.517	0.390	0.415	0.296	0.374
2021	0.734	0.599	0.418	0.727	0.532	0.447	0.440	0.349	0.423
2022	0.703	0.628	0.482	0.762	0.451	0.368	0.401	0.290	0.385
2023	0.682	0.548	0.437	0.748	0.436	0.341	0.415	0.290	0.378

4　结　论

本文利用U-Net算法对天津市津南区2018—2023年的Sentinel-2影像数据进行解译，提取了各年份的建筑用地信息，并通过建筑用地面积和面积占比两个指标对该地区的建筑用地变化进行了分析。为进一步提高建筑用地提取效果，以便更精准地进行变化分析，后续拟从以下方面进行研究：

1）充分利用Sentinel-2影像的光谱信息，如归一化植被指数、归一化水体指数、归一化建筑指数等，将其叠加至RGB三波段后形成多波段影像，再输入到U-Net算法中，检验提取效果。

2）根据Sentinel影像波段较多而分辨率不高、高分辨率卫星影像波段较少的特点，将二者进行融合，得到高分辨率多光谱影像，采用U-Net算法进行建筑用地提取。

3）广泛采用PSPNet、DeepLab、ViT等图像分割

算法，对比优劣，筛选出更合适的算法。

参考文献

[1] 汲旭生,卢文宇,丁杨. 基于RS与GIS的南京市土地利用及景观格局变化分析[J]. 测绘与空间地理信息,2023,46(增刊1):51-55

[2] 袁静文,武辰,杜博,等. 高分五号高光谱遥感影像的城市土地利用景观格局分析[J]. 遥感学报,2020,24(4):465-478

[3] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep Learning[J]. Nature, 2015,521(7 553):436-444

[4] Zhu T K,Li K Z,Herrero P,et al. Deep Learning for Diabetes: A Systematic Review[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics,2021,25(7):2 744-2 757

[5] Sharifani K,Amini M. Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications [J]. World Information Technology and Engineering Journal,2023,10(7):3 897-3 904

[6] 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

[7] 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):1 436-1 445

[8] 刘智丽,张启斌,岳德鹏,等. 基于Sentinel-2A与NPP-VIIRS夜间灯光数据的城市建成区提取[J]. 国土资源遥感,2019,31(4):227-234

[9] 王景鑫,潘欣. 一种基于Labelimg的辅助标注方法[J]. 科技创新与应用,2023,13(29):145-148

[10] 向浩,祁信舒,吕现伟,等. 基于提示信息的分割大模型建筑物提取方法研究[J]. 地理空间信息,2024,22(1):29-32

[11] 赵晨曦,宋钰,胡敬芳,等. 改进U-Net网络的遥感图像水质分割算法[J]. 遥感信息,2023,38(4):137-143

[12] 刘尚旺,崔智勇,李道义. 基于Unet网络多任务学习的遥感图像建筑地物语义分割[J]. 国土资源遥感,2020,32(4):74-83

[13] 邢异侠. 生活圈视角下城市边缘区居住环境适宜性研究:以天津津南区为例[D]. 天津:河北工业大学,2022

[14] 郭力民,尹海丹,马嵩. 基于哨兵2号时序影像的水华提取[J]. 地理空间信息,2024,22(1):44-48

[15] 王守志,张福坤,朱鹏飞,等. 材质和倾角属性筛选的光伏屋顶提取[J]. 测绘通报,2021(3):96-99

（上接第123页）

[8] Cai Z, Vasconcelos N. Cascade R-CNN: Delving into High Quality Object Detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, Utah, USA, 2018

[9] Dai J, He K, Sun J. Instance-aware Semantic Segmentation via Multi-task Network Cascades[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA,2015

[10] 王永乐,续婷,杜敦伟,等. 基于多特征与卷积神经网络的SAR图像分类方法[J]. 数学的实践与认识,2020,50(6):140-147

[11] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D Images[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2001:105-112

[12] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2015,39(6):1 137-1 149

[13] 李大军,何维龙,郭丙轩,等. 基于Mask-RCNN的建筑物目标检测算法[J]. 测绘科学,2019,44(10):172-180

[14] 沈佳洁,潘励,胡翔云. 可变形部件模型在高分辨率遥感影像建筑物检测中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2017,42(9):1 285-1 291

[15] Sobel I, Feldman G. A 3×3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing[J]. Pattern Classification and Scene Analysis,1973(1):271-272

[16] 宋玮,孟俊敏,张杰. 辐射校正、几何校正、图像镶嵌及配准的方法在SAR图像预处理中的应用[C]. 中国科学院海洋科学青年学术研讨会暨2001年海洋湖沼科学青年学者论坛,2001

[17] 曾致远,卢晓勇,徐盛剑,等. 基于多层注意力机制深度学习模型的虚假评论检测[J]. 计算机应用与软件,2020,37(5):177-182

[18] Darshik A S, Dev A, Bharath M, et al. Semantic Segmentation of Spectral Images: A Comparative Study Using FCN8s and U-NET on RIT-18 Dataset[C]. 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT),2020

[19] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, Nevada, USA,2016

[20] 徐丽. 面向图像标记的条件随机场模型研究[D]. 西安:长安大学, 2013

[21] Boykov Y, Kolmogorov V. An Experimental Comparison of Min-cut/Max-flow Algorithms for Energy Minimization in Vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2004,26(9):1 124-1 137